

UNIVERSIDAD DE SALAMANCA

Departamento de Estadística

Doctorado en Estadística Multivariante Aplicada

Tesis Doctoral



Modelo estadístico pedagógico para la toma de decisiones administrativas y académicas con impacto en el mejoramiento continuo del rendimiento de los estudiantes universitarios, basado en los métodos de selección CUR

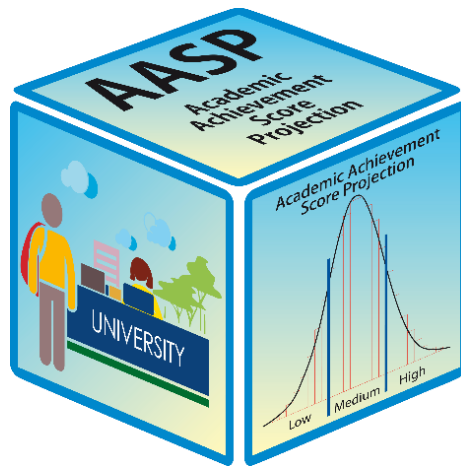
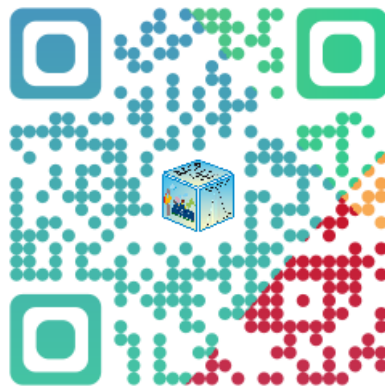
Autor: Greibin Villegas Barahona

Directoras: MARÍA PURIFICACIÓN GALINDO VILLARDÓN

MERCEDES SÁNCHEZ BARBA

2018









**DRA. M.<sup>a</sup> PURIFICACIÓN GALINDO VILLARDÓN**

*Catedrática de la Universidad de Salamanca en el Área de Estadística  
e Investigación Operativa*

y

**DRA. MERCEDES SÁNCHEZ BARBA**

*Profesora Contratada Doctora del Departamento de Estadística de la Universidad de  
Salamanca*

---

CERTIFICAN:

Que **Don Greibin Villegas Barahona** ha realizado en el Departamento de Estadística de la Universidad de Salamanca, bajo su dirección, el trabajo para optar al Grado de Doctor en Estadística Multivariante Aplicada, que presenta con el título *Modelo estadístico pedagógico para la toma de decisiones administrativas y académicas con impacto en el mejoramiento continuo del rendimiento de los estudiantes universitarios, basado en los métodos de selección CUR*, autorizando expresamente su lectura y defensa.

Y para que conste, firman el presente certificado en Salamanca el 19 de diciembre de 2018.

M.<sup>a</sup> Purificación Galindo Villardón

Mercedes Sánchez Barba



Modelo estadístico pedagógico para la toma de decisiones  
administrativas y académicas con impacto en el  
mejoramiento continuo del rendimiento de los  
estudiantes universitarios, basado  
en los métodos de selección CUR



**DEPARTAMENTO  
DE  
ESTADÍSTICA**

Trabajo para optar al Grado de Doctor en Estadística  
Multivariante Aplicada por la Universidad de Salamanca,  
presenta:

*Greivin Villegas Barahona*

Salamanca, 2018



*Yo no pude estudiar, que estudien mis hijos,  
de eso dependen ahora*  
**Jerónimo Villegas, mi padre**  
1973  
*A mis 10 años....*

*"La educación no es preparación para la vida;  
la educación es la vida misma"*  
**John Dewey**



## **AGRADECIMIENTOS**

A mis directoras de tesis, Dra. M.<sup>a</sup> Purificación Galindo Villardón y Dra. Mercedes Sánchez Barba, ambas me han acompañado y guiado en este caminar académico, su apoyo y dirección han sido invaluable para alcanzar mis objetivos académicos.

Un especial agradecimiento a la Dra. Ana Belén Sánchez García, por darle estructura a mis pensamientos e ideas como investigador, su dedicación absoluta a la revisión, corrección de estilo y sentido de resumen han permitido el éxito en las publicaciones académicas.

Muy presente tengo a los profesores del Departamento de Estadística de la Universidad de Salamanca por su disposición para atender con un sentido de puertas abiertas las consultas que surgieron en este caminar, particularmente a Ana Belén Nieto Librero por estar siempre con los doctorandos.

Especial agradecimiento quiero hacer al secretario Don José Luis Lopez Rodríguez, por dar más allá de sus responsabilidades para que nuestra estancia académica en Salamanca sea una experiencia inolvidable, muchas gracias. A la Dra. Helena Martín Rodero quién despertó en mí ese interés por investigar científicamente en las bases de datos bibliográficas, le agradezco por mostrarme el horizonte hacia un tesoro invaluable.

A mis compañeras y compañeros de tesis, Natalia, que fortaleza de mujer. A Carmen y Mitzi, panameñas a quienes conocí en mi primer congreso académico en Acapulco México, tres vecinas de geografía ahora cerca de mi corazón. A Zaira, Victoria e Isabel, nacidas en un lindo y querido país, su continua presencia alegró los corazones de todos. A mi especial amigo y doctorando Carlos, ecuatoriano, juntos desarrollamos Dinamic CUR, muchas gracias. A María, gracias por tus consejos en el día a día, a Guillermo por tu solidaridad. A Jhon, gracias por tus consejos matemáticos y tus buenos chistes. Compañeros especiales que van y vienen pero que su estancia en Salamanca la hizo ser más llevadera, hablo de Jorge, Sergio, Victor, Vanessa, Estelina, Mariela y Gonzalo.

Especial agradecimiento a Nerea, cuando las personas lean esto, quiero que sepan que agradezco tanto pero tanto a Nerea por todo su honesto, sincero y desinteresado apoyo, le doy gracias a Dios por permitirme conocer a un ser humano extraordinario, siempre agradeceré su interés por el trabajo colaborativo y conjunto.

## DEDICACIÓN ESPECIAL

Al escribir esta dedicación especial, brotan tantas emociones y sentimientos porque fueron muchas personas las que han estado conmigo desde que inicié con mis estudios, por eso, deseo expresarle a mis padres Jerónimo y Flora las gracias por darme la vida, por inculcarme el interés en los estudios, a pesar de que ellos no alcanzaron a llegar a la escuela, un abrazo profundo a su amor. A mi esposa Teresita que ha estado aquí día con día, su fortaleza y oraciones han estado presentes.

A mi hija Nohelia, a quién tengo en lo más profundo de mi corazón, la he extrañado mucho, pero su madurez y voz me han mantenido fuerte, sabiendo que algo de mi esfuerzo le será de ejemplo en la vida, agradezco a su madre Ingrid por cuidarla desde que nació, al cuidarla durante estos años me dio la tranquilidad y seguridad de que estaría bien mientras estuve lejos.

A mis hermanos Farith, Roberto, Jeanneth y Lorena que unidos en el grupo de WhatsApp me hicieron sentir cerca todos los días, su apoyo ha sido invaluable. A mí cuñada Marielos también le doy las gracias desde mi corazón por darnos siempre su apoyo.

Amigos como ángeles del cielo han sido Félix, Felipe, su esposa Teresa y Armando, con quienes he compartido momentos que quedarán en mi ser, ellos permitieron equilibrar las duras jornadas de estudio con los cálidos y agradables encuentros, compartiendo la mesa, un buen jamón, un buen vino, en sus casas o en la nuestra dieron razón para sentir el alma de los salmantinos.

A mis amigos y amigas de Costa Rica muchas gracias por mantenerme cerca de nuestra linda Costa Rica con sus mensajes, sus noticias, cuatro años no pasan rápido, pero todos han contribuido a que me mantuviera cerca.

A la Universidad Estatal a Distancia UNED, Costa Rica, quien me ha dado la oportunidad de lograr lo que con este documento demuestro, gracias por confiar en mí, gracias por permitirme ser parte de su recurso humano, gracias por recibirme cuando regrese, deseoso estoy de retribuir mis conocimientos para el crecimiento institucional. A todos los estudiantes que participaron en esta investigación, de corazón les expreso mi agradecimiento.

A Dios quién es más importante que todo y todos, le doy infinitas gracias por permitirme que estos años en Salamanca sean unos de mis mejores años de mi vida académica, le pido a Él que bendiga a todas las personas que he mencionado anteriormente. Para él siempre la gloria y la honra, por ello le entrego este logro académico.



# INDICE

AGRADECIMIENTOS .....	I
DEDICACIÓN ESPECIAL .....	II
INDICE DE TABLAS .....	VIII
INDICE DE FIGURAS .....	IX
<b>INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>1</b>
<b>I. ESTUDIOS QUE EXPLICAN EL RENDIMIENTO ACADÉMICO.....</b>	<b>13</b>
1.1 ESTUDIOS E INVESTIGACIONES QUE EXPLICAN EL RENDIMIENTO ACADÉMICO .....	13
1.2 ALGUNOS MODELOS QUE EXPLICAN EL RENDIMIENTO ACADÉMICO .....	15
1.2.1 <i>Modelo Blickle 1996.....</i>	15
1.2.2 <i>Modelo Valle, González, Núñez, Vieiro, Gómez y Rodríguez 1999 .....</i>	17
1.2.3 <i>Modelo Clifton, Perry, Stubbs, y Roberts 2004 .....</i>	17
1.2.4 <i>Modelo Salanova, Martinez, Bresó, Llorens y Grau 2005 .....</i>	18
1.2.5 <i>Modelo Seipel y Apigian 2005.....</i>	18
1.2.6 <i>Modelo Singleton y Wolfson 2009.....</i>	18
1.2.7 <i>Otros modelos desarrollados del 2010 al 2017 .....</i>	19
1.3 INSTRUMENTOS PARA ESTIMAR EL RENDIMIENTO ACADÉMICO USADOS POR OTROS INVESTIGADORES .....	19
1.4 INDICADORES DE RENDIMIENTO ACADÉMICO USADOS EN ESTA INVESTIGACIÓN .....	22
1.4.1 <i>Proporción de asignaturas aprobadas:.....</i>	22
1.4.2 <i>Promedio simple de notas .....</i>	22
1.4.3 <i>Promedio de notas ponderado por el número de créditos .....</i>	23
1.4.4 <i>García Aretio básico.....</i>	23
1.4.5 <i>García Aretio ampliado: Propuesta de esta investigación.....</i>	23
<b>II. REVISIÓN SISTEMÁTICA, ANÁLISIS BIBLIOMÉTRICO Y METAANÁLISIS DE RENDIMIENTO ACADÉMICO ....</b>	<b>25</b>
2.1 REVISIÓN SISTEMÁTICA SOBRE VARIABLES QUE EXPLICAN EL RENDIMIENTO ACADÉMICO .....	26
2.1.1 <i>Criterios para la selección de estudios y búsqueda de la literatura.....</i>	26
2.1.2 <i>Evaluación de la calidad metodológica y extracción de datos .....</i>	26
2.1.3 <i>Resumen de datos y análisis estadístico .....</i>	27
2.1.4 <i>Selección de estudios.....</i>	27
2.1.5 <i>Variables utilizadas para explicar el rendimiento académico .....</i>	29
2.2 ANÁLISIS BIBLIOMÉTRICO .....	30
2.2.1 <i>Análisis cluster bibliométrico de coocurrencia de variables .....</i>	31
2.2.2 <i>Caracterización de los cluster .....</i>	32
2.3 METAANÁLISIS DE LAS VARIABLES UTILIZADAS PARA EXPLICAR EL RENDIMIENTO ACADÉMICO.....	34
2.3.1 <i>Las 19 variables más relevantes que han usado otros investigadores .....</i>	34
2.3.2 <i>Criterios de selección de las variables más relevantes .....</i>	35
2.3.3 <i>Estimación del tamaño del efecto en el metaanálisis (Estadístico Q e I<sup>2</sup>).....</i>	36

2.3.4	<i>Resultado del metaanálisis, estimación del tamaño del efecto (correlación)</i>	39
<b>III.</b>	<b>OBJETIVOS, MATERIAL Y MÉTODO</b>	<b>42</b>
3.1	OBJETIVOS	42
3.1.1	<i>Objetivo general</i>	42
3.1.2	<i>Objetivos específicos</i>	42
3.2	MATERIALES Y MÉTODO	43
3.2.1	<i>Población de estudio</i>	43
3.2.2	<i>Unidad estadística objeto de estudio</i>	43
3.2.3	<i>Muestra, error muestral y nivel de confianza</i>	43
3.2.4	<i>Estrategia de recopilación de datos</i>	44
3.2.5	<i>Efecto del esfuerzo publicitario y llamado a contestar</i>	47
3.2.6	<i>Cuestionario, dimensiones y variables utilizadas</i>	47
3.2.7	<i>Control de calidad en los datos</i>	51
3.2.8	<i>Resultado final de recopilación de datos y control de calidad</i>	53
3.2.9	<i>Cálculo de los puntajes de cada factor latente o dimensión de las escalas</i>	54
<b>IV.</b>	<b>EVOLUCIÓN DE LAS TÉCNICAS MULTIVARIANTES Y DESCOMPOSICIÓN CUR</b>	<b>57</b>
4.1	EVOLUCIÓN DE LAS TÉCNICAS MULTIVARIANTES QUE REDUCEN LA DIMENSIONALIDAD	57
4.2	DESCOMPOSICIÓN DE LA MATRIZ CUR	60
4.2.1	<i>Descomposición CUR</i>	61
4.2.2	<i>El estadístico leverage y la mejor descomposición de la matriz <math>A \approx CUR</math></i>	62
4.2.3	<i>Algoritmo rCUR 1.3 paquete R para la selección de columnas y filas</i>	63
4.2.3.1	<i>Sección a: Parámetros iniciales</i>	66
4.2.3.2	<i>Sección b: Cálculo del puntaje leverage</i>	67
4.2.3.3	<i>Sección c: Criterio de selección de columnas</i>	68
4.2.3.4	<i>Sección d: resultados que genera el algoritmo de R</i>	78
4.2.4	<i>Comentarios sobre el algoritmo rCUR</i>	79
4.3	REVISIÓN SISTEMÁTICA DE LA DESCOMPOSICIÓN CUR 2006 - 2018	81
4.3.1	<i>Criterios para la selección de estudios</i>	82
4.3.2	<i>Búsqueda de la literatura</i>	82
4.3.3	<i>Extracción de datos</i>	82
4.3.4	<i>Selección de estudios</i>	82
4.3.5	<i>Caracterización de los artículos sobre la Descomposición CUR</i>	83
4.3.5.1	<i>Artículos donde ha participado el autor de la CUR Michael W. Mahoney</i>	83
4.3.5.2	<i>Otros autores que han utilizado o escrito sobre la Descomposición CUR</i>	85
<b>V.</b>	<b>RENDIMIENTO ACADÉMICO EN LA UNED COSTA RICA</b>	<b>93</b>
5.1	COSTA RICA Y SU SISTEMA EDUCATIVO	93
5.2	LA UNIVERSIDAD ESTATAL A DISTANCIA EN COSTA RICA	94
5.3	CARACTERIZACIÓN DEL ESTUDIANTE DE LA ESCUELA DE CIENCIAS DE LA ADMINISTRACIÓN (ECA)	95

5.3.1	<i>Creación de tres cluster de estudiantes según el rendimiento académico</i>	95
5.3.2	<i>Procedimiento para la selección de las variables más relevantes según CUR</i>	97
5.3.3	<i>Variables más relevantes según CUR</i>	99
	Fase 1: Selección de variables según criterio CUR	99
	Fase 2 Análisis de la correlación de las 40 variables con el rendimiento académico	103
5.3.4	<i>Variables para caracterizar a los estudiantes de la Uned Costa Rica</i>	107
5.3.4.1	Autoeficacia en conductas académicas	111
5.3.4.2	Autoeficacia percibida GSE	112
5.3.4.3	Autoconcepto académico	113
5.3.4.4	Burnout académico	114
5.3.4.5	Inteligencia emocional	116
5.3.4.6	Motivación educativa	116
5.3.4.7	Autorregulación del proceso de aprendizaje	118
5.3.4.8	Metas académicas	119
5.3.4.9	Personalidad	121
5.3.4.10	Creatividad	123
5.3.4.11	Responsabilidad	125
5.3.4.12	Habilidades sociales (asertividad)	127
5.3.4.13	Estilos de aprendizaje CHAEA	128
5.3.4.14	Enfoque y habilidades de estudio (ASSIST)	131
5.3.4.15	Estilos de uso del espacio virtual	133
5.3.4.16	Estrategias de aprendizaje	136
5.3.4.17	Técnicas para facilitar el aprendizaje	138
5.3.4.18	Acompañamiento pedagógico	140
5.3.4.19	Clima de clase	140
5.3.4.20	Clima y funcionamiento del centro de estudio	141
5.3.4.21	Otras variables para caracterizar a los estudiantes	142
5.3.5	<i>Factores asociados a los estudiantes para mejorar su rendimiento académico</i>	143
5.3.5.1	Factores positivos	143
5.3.5.2	Factores negativos	143
5.3.6	<i>Factores asociados a la institución para mejorar el rendimiento académico</i>	145
5.3.6.1	Factores positivos	145
5.3.6.2	Factores negativos	145
<b>VI.</b>	<b>CONTRIBUCIONES DE ESTA INVESTIGACIÓN</b>	<b>148</b>
6.1	ANÁLISIS PSICOMÉTRICO DE LA ESCALA DE AUTOEFICACIA GENERAL VERSIÓN ALEMANA GSE	149
6.1.1	<i>Naturaleza multifactorial del constructo de autoeficacia</i>	150
6.1.2	<i>Participantes</i>	151
6.1.3	<i>Instrumento</i>	151
6.1.4	<i>Procedimiento</i>	152
6.1.5	<i>Análisis de datos</i>	153
6.1.6	<i>Resultados</i>	156
6.2	PROPUESTA DINAMIC CUR	164

6.2.1	<i>Dinamic CUR versus rCUR</i> .....	168
6.2.2	<i>Software Dinamic CUR</i> .....	169
6.3	MODELO ESTADÍSTICO PARA LA PREDICCIÓN DEL RENDIMIENTO ACADÉMICO .....	173
6.3.1	<i>Modelo de gestión académica para la mejora continua</i> .....	173
6.3.2	<i>Variables más relevantes a ser evaluadas en el modelo estadístico de clasificación</i> .....	176
6.3.3	<i>Diseño y construcción del modelo estadístico</i> .....	179
6.3.3.1	Planteamiento del problema .....	179
6.3.3.2	El análisis discriminante y la variable dependiente.....	179
6.3.3.3	La variable dependiente en el modelo discriminante .....	179
6.3.3.4	Selección de variables independientes .....	180
6.3.3.5	Estimación del modelo.....	180
6.3.3.6	Análisis de resultados.....	180
6.4	MODELO PARA LA CLASIFICACIÓN DEL NIVEL DE RENDIMIENTO ACADÉMICO.....	181
6.5	OPERACIONALIZACIÓN DEL MODELO ESTADÍSTICO .....	183
<b>CONCLUSIONES</b> .....		<b>185</b>
<b>REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS</b> .....		<b>187</b>
<b>APÉNDICES</b> .....		<b>206</b>
<i>Apéndice capítulo 2:</i> .....		<i>206</i>
Apéndice 2.1	Listado de variables para explicar el rendimiento académico universitario .....	207
Apéndice 2.2	Metaanálisis variables que explican el rendimiento académico .....	226
<i>Apéndice capítulo 3:</i> .....		<i>231</i>
Apéndice 3.1	Cuestionario utilizado - Rendimiento académico –.....	232
Apéndice 3.2	Escalas, dimensiones y análisis psicométrico .....	233
Apéndice 3.3	Sintaxis en el paquete estadístico SPSS para calcular las dimensiones.....	240
<i>Apéndice capítulo 4:</i> .....		<i>241</i>
Apéndice 4.1	Algoritmo C.# Dinamic CUR.....	242
<i>Apéndice capítulo 5</i> .....		<i>243</i>
Apéndice 5.1	Matriz de correlaciones y significancia estadística de las 200 variables analizadas.....	244
Apéndice 5.2	Estadísticos descriptivos de las dimensiones y variables analizadas.....	245
Apéndice 5.3	Aspectos que contribuyen o no al rendimiento académico de los estudiantes .....	246
<i>Apéndice capítulo 6</i> .....		<i>247</i>
Apéndice 6.1	Manual del usuario Dinamic CUR.....	248
Apéndice 6.2	Información estadística del Modelo con 28 variables .....	254
<b>ANEXOS</b> .....		<b>255</b>
Anexo 1.1	Modelo (Blickle, 1996) .....	255
Anexo 1.2	Modelo (Valle et al., 1999).....	256
Anexo 1.3	Modelo (Clifton et al., 2004) .....	257
Anexo 1.4	Modelo (Salanova et al., 2005) .....	258
Anexo 1.5	Modelo (Seipel & Apigian, 2005) .....	259
Anexo 1.6	Modelo (Singleton & Wolfson, 2009).....	260

Anexo 1.7 Otros modelos.....	261
Salanova, Schaufeli, Martinez, y Bresó (2010) .....	261
Cupani (2012).....	261
Kappe & van der Flier (2012) .....	262
Payandeh Najafabadi, Najafabadi, & Farid-Rohani (2013).....	262
Reyes, Godínez, Ariza, Sánchez, y Torreblanca (2014).....	263
Stover & Hoffmann (2014).....	263
Wu & Marsono (2016) .....	264
Mikail Ibrahim, Hazleena Baharun (2017).....	264
<b>MATERIAL SUPLEMENTARIO .....</b>	<b>265</b>
Certificación del premio al mejor reto local de HackforGood 2017, Salamanca.....	266
Bases del concurso HackforGood 2017, Salamanca.....	267

## INDICE DE TABLAS

Tabla 1	Número de artículos según país donde se realizó el estudio por año de publicación.....	29
Tabla 2	Número de variables utilizadas para estudiar el rendimiento académico .....	30
Tabla 3	Características de los cluster de coocurrencia de variables .....	31
Tabla 4	Extracto del apéndice 2.1 con la variable género y motivación.....	35
Tabla 5	Variables relevantes según criterios de selección .....	36
Tabla 6	Metaanálisis de 19 variables que explican el rendimiento académico .....	38
Tabla 7	Estimación del tamaño del efecto (ranking según la correlación) .....	40
Tabla 8	Estudiantes que se enteraron del estudio según medio de comunicación .....	47
Tabla 9	Escalas con diseño propio para esta investigación.....	50
Tabla 10	Ítems para el control de calidad en el cuestionario .....	52
Tabla 11	Estudiantes según el número de ítems de control correctos.....	53
Tabla 12	Duración de respuestas según módulo en minutos del cuestionario .....	55
Tabla 13	Ejemplo de matriz parcial de datos escala de autoconcepto académico .....	64
Tabla 14	La matriz U de $UTAV = \Sigma$ , desde la fila 1 hasta la fila 638.....	65
Tabla 15	La matriz V de $UTAV = \Sigma$ .....	65
Tabla 16	La matriz $\Sigma$ de $UTAV = \Sigma$ .....	65
Tabla 17	Selección de columnas con el método Random.....	71
Tabla 18	Selección de columnas con el Método exact.num.random .....	72
Tabla 19	Selección de columnas con el Método top.scores.....	73
Tabla 20	Selección de columnas con el Método highest.ranks.....	75
Tabla 21	Selección de columnas con el Método ortho.top.scores .....	77
Tabla 22	Resumen de los métodos de selección .....	77
Tabla 23	Comparación con resultados SPSS y los diferentes métodos de selección.....	80
Tabla 24	Indicadores de rendimiento académico según cluster (n=638) .....	96
Tabla 25	Principales 40 variables según Método Descomposición CUR .....	102
Tabla 26	Variables obtenidas del análisis CUR y el metaanálisis .....	108
Tabla 27	Estudiantes según factores personales que favorecen el rendimiento académico .....	144
Tabla 28	Estudiantes según factores personales que no favorecen el rendimiento académico.....	144
Tabla 29	Estudiantes según factores institucionales que favorecen el rendimiento académico.....	145
Tabla 30	Estudiantes según factores institucionales que no favorecen el rendimiento académico.....	146
Tabla 31	Escala autoeficacia General Versión Alemana .....	152
Tabla 32	Muestra y variancia explicada con PCA por país, 2017 .....	157
Tabla 33	Cargas factoriales con diferentes técnicas estadísticas, 2017 .....	158
Tabla 34	Ponderaciones, Norma $NS^2$ y $Cos^2$ entre países y la matriz compromiso, 2017.....	159
Tabla 35	Evaluación de la estructura latente de la escala GSE: Modelo Unifactorial, 2017 .....	162
Tabla 36	Valores NCDIF de los ítems con DIF según Rajú 0.054 (Prob = 0.0000), 2017 .....	163
Tabla 37	Variables incluidas en la valoración inicial del modelo estadístico de clasificación .....	177
Tabla 38	Muestra seleccionada para la creación del modelo discriminante .....	180
Tabla 39	Resultados de clasificación del modelo discriminante .....	181
Tabla 40	Funciones discriminantes lineales de Fisher según cluster .....	182

## INDICE DE FIGURAS

Figura 1 Características de la nueva ola en el aprendizaje, María Tenchava.....	2
Figura 2 Pasos seguidos durante esta tesis para la construcción del modelo estadístico .....	10
Figura 3 Distribución temporal de la producción académica en esta investigación.....	11
Figura 4 Algunos modelos explicativos del rendimiento académico.....	16
Figura 5 Diagrama de flujo para la selección de estudios según la guía PRISMA .....	28
Figura 6 Red de visualización de coocurrencia de variables .....	32
Figura 7 Invitación a contestar el cuestionario en línea .....	44
Figura 8 Banner de información colocada en la web de la UNED .....	45
Figura 9 Banner de información colocados en las pizarras y paredes en la UNED.....	46
Figura 10 Distribución de publicidad en los centros universitarios .....	46
Figura 11 Encabezado del cartel presentado en la RSS 2016 Manchester, Inglaterra .....	48
Figura 12 Cartel presentado en la RSS 2016 Manchester, Inglaterra .....	48
Figura 13 Forma como aparece un ítem de control de calidad .....	52
Figura 14 Tiempo promedio de duración al contestar un ítem según ítems en la escala .....	53
Figura 15 Breve evolución de las técnicas más relevantes para la reducción de la dimensionalidad .....	57
Figura 16 Publicaciones científicas sobre la Descomposición de la matriz CUR 2006-2018 .....	84
Figura 17 Mapa de Costa Rica, América Central. Google Earth. 2018 .....	93
Figura 18 Logo UNED, Costa Rica .....	94
Figura 19 Logo Escuela de Ciencias de la Administración .....	95
Figura 20 Distribución de los indicadores de rendimiento académico R1, R2, R3, R4 y R5 .....	97
Figura 21 Procedimiento estadístico para determinar las variables relevantes .....	98
Figura 22 Puntaje estadístico leverage de cada variable .....	101
Figura 23 Representación gráfica del análisis GH Biplot para interpretación .....	103
Figura 24 Biplot de variables relevantes según CUR y R1, R2, R3, R4 y R5 .....	106
Figura 25 Diagrama de Ven de las variables relevantes .....	107
Figura 26 Distribuciones de las dimensiones de la escala de conductas académicas .....	111
Figura 27 Distribución de la dimensión autoeficacia percibida general .....	112
Figura 28 Distribución de las 4 dimensiones de la escala de autoconcepto académico .....	113
Figura 29 Distribución de las 3 dimensiones de la escala de burnout académico.....	114
Figura 30 Distribución de las 3 dimensiones de la escala de Inteligencia emocional.....	116
Figura 31 Distribución de las siete dimensiones de la escala de motivación académica .....	117
Figura 32 Distribución de las 4 dimensiones de la escala de autorregulación del aprendizaje.....	119
Figura 33 Distribución de las 3 dimensiones de la escala de Metas académicas .....	120
Figura 34 Distribución de las 5 dimensiones de la personalidad .....	122
Figura 35 Porcentaje de estudiante según el perfil de personalidad .....	123
Figura 36 Distribución de las cuatro dimensiones de la escala de creatividad .....	124
Figura 37 Porcentaje de estudiantes según perfil de creatividad .....	125
Figura 38 Distribución de las seis dimensiones de la escala de responsabilidad .....	126
Figura 39 Distribución de las seis dimensiones de la escala de habilidades sociales .....	128
Figura 40 Distribución de las cuatro dimensiones escala de estilos de aprendizaje CHAEA.....	129

Figura 41 Porcentaje de estudiantes según estilo de aprendizaje.....	130
Figura 42 Distribución de las tres dimensiones de la escala de enfoque estudio .....	132
Figura 43 Porcentaje de estudiantes según habilidades de aprendizaje .....	133
Figura 44 Distribución de las cuatro dimensiones de estilo de uso del espacio virtual .....	135
Figura 45 Porcentaje de estudiantes según estilos de uso del espacio virtual .....	136
Figura 46 Distribución de las 4 dimensiones de la escala de estrategias de aprendizaje .....	137
Figura 47 Distribución de las 4 dimensiones técnicas para facilitar el aprendizaje .....	139
Figura 48 Técnicas utilizadas y nivel de agrado al utilizarla .....	139
Figura 49 Distribución del grado de acompañamiento académico .....	140
Figura 50 Distribución de las tres dimensiones de la escala de clima de clase.....	141
Figura 51 Distribución de las cuatro dimensiones de la escala clima del centro de estudios .....	142
Figura 52 Portada del artículo publicado en la Revista Psicothema .....	149
Figura 53 Técnicas estadísticas utilizadas para el análisis psicométrico .....	154
Figura 54 Representación del compromiso y los países con Statis Dual, 2017 .....	160
Figura 55 Representación del compromiso y los ítems con Statis Dual .....	160
Figura 56 Distribuciones de probabilidad que pueden asumir los puntajes leverage.....	165
Figura 57 Forma tradicional y propuesta para visualizar los puntajes leverages .....	166
Figura 58 Ejemplo del ajuste de una distribución observada a una teórica .....	167
Figura 59 Criterios para determinar el nivel de importancia de un puntaje Leverage .....	168
Figura 60 Primera ventana al abrir el software dCUR.....	169
Figura 61 Pantalla principal el software dCUR .....	171
Figura 62 Visualización rápida de las opciones del Software dCUR .....	172
Figura 63 Logo ConoCube APPS.....	176
Figura 64 Funciones discriminantes canónicas (28 variables).....	181
Figura 65 Imagen como se muestra APPS en Play Store .....	183
Figura 66 Visualización del ícono de AASP Academic Score .....	183
Figura 67 Primera pantalla que aparece al accesar la APPS .....	183
Figura 68 Pantalla de Bienvenida, instrucciones y selección de idioma.....	183
Figura 69 Pantalla que muestra las tres opciones de resultados.....	184
Figura 70 Gráfico sobre el percentil de rendimiento académico esperado .....	184
Figura 71 Indicadores de rendimiento académico esperado .....	184
Figura 72 Situación pedagógica actual del estudiante según colores del semáforo .....	184
Figura 73 Sugerencias pedagógicas (Pendiente de desarrollo).....	184



# **INTRODUCCIÓN**

---

## INTRODUCCIÓN

Muchos estudiantes como protagonistas del sistema educativo sienten que no aprenden para la vida, que su aprendizaje es limitado y poco significativo. Los propósitos iniciales de la escuela se han desvirtuado, unidos a esta situación, a los educadores no se les facilita renovarse para estar al corriente de las nuevas innovaciones pedagógicas y tecnológicas. Se cae en el ingrato ejercicio de etiquetar a los estudiantes como: es de promedio regular, está por debajo de la media, es de adecuación curricular; todo ello, producto de las calificaciones cuantitativas que tienen en sus notas.

Por esta razón, se justifica el reto de la educación del siglo XXI, que exige a los educadores y educadoras garantizar la igualdad de oportunidades a cada persona que asista a la educación formal, fundamentados en los principios de la libertad, dignidad e igualdad, promulgados en la declaración de Derechos Humanos ([Naciones Unidas, 2012](#)); así como el desarrollo personal y crítico de los estudiantes basado en la importancia del desarrollo de seres autónomos, que promulga el paradigma de la pedagogía crítica ([Gadotti, 2002](#); [Ruiz, 2007](#)).

El desafío fundamental de toda institución educativa es propiciar una comunidad de vida en la escuela que fortalezca la reconstrucción y aplicación de teorías en función de desarrollar seres humanos críticos, solidarios, emancipados y sobre todo con respeto y tolerancia activa por la diversidad presente. Se hace necesario referirse a la historia de la fundamentación teórica que ha orientado y dirigido la actual pedagogía, como una contribución para iniciar los cambios tan necesarios, con un currículo flexible, contextualizado, que responda a las necesidades específicas, contribuya en la formación de seres humanos para la vida considerando la diversidad de creación y expresión de cada estudiante según los estilos y formas para adquirir conocimiento.

La pedagogía tiene un problema de estudio donde se aborda el significado del conocimiento, por lo tanto, tiene cuerpo y método donde se relacionan los sujetos y objetos para producir aprendizajes; para lograrlo, la misma se ha desarrollado dentro de unas propuestas de enfoques cuyos aportes han creado alternativas de comprensión del mundo pedagógico, donde se tome como punto de vista, la epistemología flexible y de mayor libertad, pero con la posibilidad de adaptarse y asirse al sistema educativo mundial.

Los fundamentos metodológicos corresponden a teorías que sustentan los sistemas educativos, pero no es objeto de esta investigación ni pretende ser un descriptor exhaustivo de las teorías pedagógicas antiguas ni modernas, sino más bien, contextualizar el tema sustantivo, que es el rendimiento académico señalando una puerta abierta para luego avanzar por toda la diversidad y

extensión de la medición, comprensión y explicación estadística del rendimiento académico del estudiante universitario.

En las últimas décadas han surgido nuevas tendencias en la educación, donde aparecen diferentes metodologías, procesos, teorías, todas ellas relacionadas con los modelos de aprendizajes, diseños didácticos novedosos que motivan para dar los pasos a un renovado proceso de enseñanza-aprendizaje, que buscan como enseñar mejor para que el aprendizaje sea de mejor calidad y que el rendimiento académico logre una mejora continua a todo nivel de la enseñanza formal y no formal.

Se puede señalar la nueva ola en el aprendizaje (Figura 1) que está desarrollando María Tencheva, directora ejecutiva del Instituto de Sugestopedia "Prof. Dr. Georgi Lozanov" de Bulgaria, quien es patrocinador asociado en el proyecto "NEWave in learning - innovative program for fast and effective learning". La profesora Tencheva es una investigadora reconocida en el ámbito educativo y pedagógico de su país, está abriendo puertas, difundiendo y expandiendo esta nueva ola con un fuerte movimiento y un poderoso caudal de motivación.

Su trabajo se viene desarrollando en la última década, la cual consiste en la integración de diferentes estrategias, técnicas y teorías pedagógicas, que combinadas ofrecen excelentes resultados en el proceso de aprendizaje. Esta nueva ola considera al ser humano como un ser holístico. El uso de este enfoque en la educación permite desarrollar al individuo en un contexto de totalidad (Espíritu, alma, cuerpo y mente) en conjunción con los otros elementos de la tierra y el universo.

Fundamentado en que somos seres humanos cognitivos dado que el cerebro humano cambia constantemente, cambios que son imperceptibles, modificándose con cada



Figura 1 Características de la nueva ola en el aprendizaje, María Tencheva

información, conocimiento o estímulo que recibe. No obstante, como lo señala Lozanov y Gateva (1988), una de las principales limitaciones del desarrollo humano es la denominada "sugerencia social" en vista de que el ser humano vive como si tuviera habilidades limitadas, considerando creencias y pensamiento estructurados que limitan el desarrollo (James, 2000).

---

En este contexto, se parte de que el cerebro humano aprende rápido en un entorno educativo adecuado, en la que es posible combinar diferentes modelos de enseñanza, estrategias y estilos de aprendizaje, apoyados todos ellos con la taxonomía de Bloom (2007). Con el fin de evaluar la efectividad de la educación y ayudar a los maestros, administradores, expertos y centros de estudios a desarrollar mejores programas educativos, principalmente con aquellos que están más comprometidos con el desarrollo de habilidades que con la memorización de contenido. Para lo cual se ofrece a los docentes un modelo de formulación de objetivos educativos, que le permitirán evaluar más tarde el conocimiento y las habilidades adquiridas por los estudiantes, incluso hasta para elegir el plan de estudios y los métodos de evaluación que ayudan al docente a garantizar que el material se aprenda en cada uno de los niveles descritos.

Esta nueva ola en el aprendizaje se apoya en un modelo de estructuración del conocimiento que comprende un ciclo de etapas en las que se preparan programas y cursos de capacitación, fundamentados en el ciclo de Sugestopedia (Lozanov, 1979; Yzidi, 1986), el ciclo de Kolb (Kolb & Kolb, 2005; Kayes, 2005) y el modelo de once pasos del Centro Internacional para el Aprendizaje (ICAL, 2016; Ganiron, 2013), desarrollado sobre diez teorías de la psicología, pedagogía, aprendizaje y el desarrollo personal. Paralelamente a ello, se van creando nuevas formas de evaluación de los aprendizajes que permiten que el rendimiento académico de los estudiantes mejore y esté en mejora continua.

Desde 1983 Howard Garner impacta en la forma como las personas valoran y miden la inteligencia, este autor se desprende de la comprensión psicométrica tradicional en su libro “Teoría de inteligencias múltiples” (Gardner, 2011), señala que no existe una inteligencia única que pueda ser medida con un test para medir el coeficiente de inteligencia de una persona. Por el contrario, existen múltiples inteligencias, según Garner los seres humanos tienen todos los tipos de inteligencia, pero en diferente magnitud e intensidad (Gardner & Hatch, 1989).

Este amplio panorama para valorar la inteligencia de las personas ofrece un horizonte de medición y valoración de los aprendizajes, dado que una persona podría ser valorada por su capacidad de expresión verbal-lingüística, más que por la capacidad lógico-matemático, o por su capacidad de movimiento corporal más que por sus cualidades de relación intrapersonal. En este sentido, el rendimiento académico como protagonista final del proceso de aprendizaje también debe ser valorado de manera flexible, abierto y amplio para que se adhiera a las nuevas tendencias dejando la rigidez en la valoración del conocimiento aprendido.

---

Al ser el rendimiento académico un fenómeno que es explicado por elementos multifactoriales debe gozar de la flexibilidad que requieren los procesos de evaluación, como por ejemplo, los que incorpora esta nueva ola de aprendizaje, particularmente el aprendizaje-servicio, la realización de proyectos como metodología de enseñanza (Barrow & Tamblyn, 1980), siendo esta una actividad complementaria de apoyo, dado que es posible vincular el estudio de situaciones reales en la que los estudiantes puedan desarrollar sus competencias adquiridas.

El factor psicológico en el proceso de enseñanza-aprendizaje es significativamente relevante, tanto es así, que un alto porcentaje de las variables estudiadas para explicar el rendimiento académico son contenidas por este factor y valoradas en esta investigación. Por ello, este aspecto tiene un lugar relevante en el movimiento de desplazamiento continuo que tiene la nueva ola en el aprendizaje, dado que el ser humano está pensando constantemente en lo que hace, en lo que hará y en lo que hizo en el pasado, continuamente planifica, discute, imagina, recuerda, busca comprender el mundo y su entorno inmediato.

Este ir y venir de los pensamientos es parte integral de la vida, de alguna manera, configura quien es el ser humano, como se percibe así mismo, sobre todo como se quiere ver y proyectar a los demás. Uno de los principales aspectos en el proceso de aprendizaje es la auto eficacia percibida desarrollada por Bandura en su Teoría Social Cognitiva (1977, 1978, 1982, 1986), a este concepto de autoeficacia percibida se le da una adecuada atención en esta investigación (Villegas, González-García, Sánchez-García, Sánchez, & Galindo-Villardón, 2018); consiste en la creencia que tienen los seres humanos sobre su capacidad de alcanzar alguna actividad en particular que a su vez influya en los eventos futuros que afectan la vida.

Por otro lado, el aporte del Dr Jack Canfield y Wells (1976) exponiendo los siete factores que determinan como las personas reaccionan a diferentes situaciones, revela la importancia del acompañamiento académico que deben tener los estudiantes en el proceso de aprendizaje, creando y manteniendo un ambiente de apoyo emocional continuo, este apoyo le ayuda a los estudiantes atender muchas deficiencias a la hora de valorar su autoestima, aumentando así su capacidad de aprender. Todos estos conceptos han sido operacionalizados con variables en esta investigación con el fin de determinar su efecto directo o indirecto en el rendimiento académico.

La sugestopedia nació en Bulgaria como una contribución original a la ciencia mundial, gracias a la contribución de Dr. Georgi Lozanov (1979) científico búlgaro, psiquiatra, neurólogo y fisiólogo del cerebro, psicólogo y pedagogo. La sugestología es la ciencia que estudia el papel de la sugestión como medio de comunicación y las posibilidades para su aplicación práctica en áreas como

---

la pedagogía, la medicina, las relaciones sociales, entre otras. Es un método para el aprendizaje rápido, efectivo y alegre, es reconocida como uno de los métodos básicos de la enseñanza del lenguaje humanista que se está extendiendo a otras áreas. El ambiente de estudio, el clima de clase, la interacción entre profesor y estudiante son pilares en esta metodología, por ello, estas dimensiones han sido consideradas dentro de esta investigación para determinar su efecto en el rendimiento académico.

La sugestopedia es un sistema pedagógico que se basa en una serie de teorías y experimentos científicos realizados por el Dr Lozanov que influyeron positivamente en los alumnos, entre los más relevantes están (Aceleradores del proceso de aprendizaje, aumento de la capacidad de memoria a corto y largo plazo, aumento de la capacidad de trabajo, aumento de la motivación para un mayor aprendizaje de idiomas). La UNESCO en 1978 reconoció su eficacia señalando que es un método superior de aprendizaje para una variedad de temas y diferentes tipos de estudiantes, en comparación con los métodos tradicionales.

Una de las principales recomendaciones de la UNESCO, fue que la metodología debe ser apoyada, desarrollada y difundida en todo el mundo, para lo cual Price (1991) escribió el reporte sobre diferentes artículos presentados en la revista “Journal of the Society for Accelerative Learning and Teaching” con el fin de apoyar ese esfuerzo. Detalles de la metodología se puede revisar en varios documentos en los que se explica sus principios y fundamentos (Lozanov, 1979, 2005; Lozanov & Gateva, 1988; Price, 1991).

Los temperamentos que poseen los estudiantes, siendo parte del ámbito psicológico, en la nueva ola del aprendizaje se le da una importancia significativa, dado que es la clave para comprender las tipologías, para explicar el comportamiento humano, no en vano Hipócrates cinco siglos antes de la muerte de Jesucristo había dividido a las personas en cuatro tipos básicos de temperamentos, los llamados: sanguíneos, coléricos, flemáticos y melancólicos, aun son utilizados en la actualidad.

Al igual que los cinco grandes de la personalidad (extroversión, responsabilidad, apertura a las nuevas experiencias, amabilidad y neuroticismo) que permiten perfilar a las personas según los rasgos de personalidad (Goldberg, John, Kaiser, Lanning, & Peabody, 1990), los temperamentos están representados actuando en integridad e interconectados uno de ellos, cada persona podría presentar un temperamento con mayor fuerza o tener combinaciones de varios según la realidad vivida, aunque lo normal es que se identifique con alguno con mayor probabilidad. Las dimensiones de personalidad se han analizado profundamente en esta investigación, encontrando que cuatro de las

---

cinco dimensiones resultan relevantes para explicar el rendimiento académico según el metaanálisis realizado.

Los temperamentos definitivamente influyen en el proceso de aprendizaje, por ello, es importante que un educador sepa reconocer las diferentes personalidades existentes en el aula y la gama de inteligencias múltiples en los estudiantes, para dar un acompañamiento académico en armonía con las diferencias reales que existen entre los educandos. Estos surgen de la naturaleza interna de los estudiantes y de las personas en general, se manifiestan por las acciones y lo que un ser humano revela de manera externa según lo señalado por Steiner.

Finalmente, la ola tiene movimiento, por ello el ritmo no puede faltar en un proceso de aprendizaje, todo se mueve, la tierra completa se mueve, el universo es movimiento permanente, las personas en todo su ser expresan movimiento, en la respiración, la sangre, una sincronización con el movimiento natural de las personas permitirá una mejor comunicación. El conocer los ritmos básicos y su efecto en los estudiantes permite planificar de mejor manera, elegir el momento para realizar las actividades más adecuadas en un proceso de enseñanza-aprendizaje.

En este contexto, el proceso de enseñanza-aprendizaje se transforma en algo más amplio, flexible, transformador que convierte la educación en la vida misma y no en una preparación para la vida, como claramente lo señalaba John Dewey. Es por ello, que, al estudiar el rendimiento académico de los estudiantes, las valoraciones se deben plasmar con un enfoque multifactorial que conjuguen la diversidad de elementos y aspectos del ser humano, por ellos, la psicología, la pedagogía y la economía son pilares fundamentales, todas estas disciplinas brindan una plataforma adecuada para el sustento de las variables de análisis.

Los nuevos avances tecnológicos ofrecen mayores posibilidades en la gestión y administración de la academia, como un aspecto más para explicar el buen o mal resultado de los estudiantes. La posibilidad de integración que tienen los estudiantes con sus similares, el acceso a los recursos didácticos, el desempeño del profesor, su satisfacción, su condición laboral también son importantes; un profesor o tutor debe estar con todas las condiciones óptimas para ejercer el sagrado ejercicio de la enseñanza, aspectos ampliamente considerados en esta investigación.

Ya es momento de plantearnos y dejar de resumir el rendimiento académico como un resultado numérico de la evaluación de los aprendizajes solamente, los espacios a nuevas formas de evaluación que integren todos los elementos del ser humano urgen plasmarlos en nuevas opciones para juzgar si un estudiante es exitoso o ha fracasado en su intento por desarrollarse. Dejemos ya el ingrato ejercicio de resumir el esfuerzo de un alumno asignando solamente una nota producto de evaluación de

---

aprendizajes limitados y reducidos, existen otros aspectos que pueden ser considerados en el rendimiento de un estudiante.

Esta investigación ha estado cargada de una alta motivación para comprender y estudiar las variables que explican el rendimiento académico, para valorar qué es lo que impacta en el buen o mal resultado de un estudiante, al conocerlo, es posible tomar acciones estratégicas para una mejora continua en su desempeño académico. A una institución académica le interesa que sus estudiantes avancen positivamente día a día, por ser parte fundamental en el proceso de enseñanza; la institución, los profesores y la sociedad están inmersos como actores que explican por qué a un estudiante le va bien o no.

En esta investigación se consideran más de 200 variables y dimensiones que normalmente se utilizan para explicar el rendimiento académico de los estudiantes universitarios a nivel mundial. A del estudio se valoran, analizan y someten a un crítico y extenso ejercicio de validación de evidencia estadística, con el fin de encontrar unas cuantas variables “las más importantes”, que permitan construir un modelo estadístico pedagógico que acerque a una relativa y adecuada predicción del rendimiento académico que un estudiante tendrá en el futuro. Pero no con el objetivo de abrir o cerrar puertas según el resultado de esta evaluación, sino más bien de ampliar el abanico de alternativas y opciones para facilitar el aprendizaje.

Por lo tanto, el objetivo de esta investigación es estudiar la relación entre cinco indicadores de rendimiento académico y un total de 200 variables, con el propósito de explicar el rendimiento académico de los estudiantes universitarios y conformar un modelo estadístico que apoye la gestión académica y administrativa. Todo ello, para que se logre una mejora continua del proceso de aprendizaje para estudiantes universitarios. Determinar la relevancia estadística valorada mediante el tamaño del efecto de esas variables al explicar el desempeño de los estudiantes desde un punto de vista estadístico. Paralelamente se brinda una mejora a la técnica multivariante Descomposición de la matriz CUR y finalmente diseñar un modelo estadístico de clasificación de estudiantes que estime el percentil del rendimiento académico, junto con otros indicadores del estado pedagógico actual del estudiante.

Conocer que la autoeficacia percibida del estudiante sobre su capacidad para realizar y cumplir tareas académicas es relevante en la construcción del modelo, identificar que la autorregulación del aprendizaje, la conciencia metacognitiva activa, el sentido de control y verificación, como el nivel de procesamiento activo que tenga el estudiante durante las tutorías también impacta en la creación cuantitativa matemática de la fórmula que sustenta el modelo. La motivación, particularmente la



---

regulación introyectada (creer que puede lograr éxito en los estudios), la constancia como eje de la responsabilidad académica, los estilos de aprendizaje activo, reflexivo y teórico explican considerablemente la pertenencia en un grupo de rendimiento bajo, medio o alto. El control de la eficacia, la administración del tiempo, el control del contexto son elementos inherentes que no deben faltar al explicar la regularidad en el desempeño.

La utilización de los recursos en la universidad y en el hogar, particularmente, el uso de los recursos de la biblioteca y el material disponible de la asignatura favorecen la búsqueda de mejores condiciones en el resultado académico, así como el número de horas de estudio a la semana, la actividad física que realiza el estudiante. Por otro lado, el apoyo de los padres son influencia de sus niveles de escolaridad que ejerce de alguna manera una presión positiva que también soporta el rendimiento del estudiante.

Finalmente, ese conocimiento previo (resultado de cuatrimestres anteriores y nota del examen de bachillerato) que tiene el estudiante como punto de partida para la adquisición de nuevo conocimiento, tal como lo señala el aprendizaje significativo, determinará lo que es importante aprender a los estudiantes debido a su conocimiento previo.

Esta investigación se ha desarrollado con acciones concretas descritas en las cinco etapas que se presentan en la figura 2, la primera denominada ***“Búsqueda de las variables más relevantes para explicar el rendimiento académico”***, que enmarca una revisión sistemática de la literatura que dio sustento en su parte inicial al diseño del cuestionario, considera también un análisis bibliométrico y un metaanálisis. Seguidamente se estableció el ***“Diseño y construcción estadística de cinco indicadores de rendimiento académico”*** como variables a utilizar para la construcción de los cluster de estudiantes según su nivel de rendimiento académico bajo, medio y alto.

La tercera etapa corresponde a una ***“Caracterización psicográfica y académica de los estudiantes de la Universidad Estatal a Distancia, Costa Rica con las variables relevantes”*** para continuar posteriormente con la etapa 4 en la que se realiza la ***“Construcción del modelo estadístico pedagógico”*** mediante la determinación de las ecuaciones discriminantes de Fischer y criterios de clasificación, finalmente la etapa 5 corresponde a la ***“Creación del modelo estadístico en una aplicación móvil para estudiantes”*** disponible de manera inmediata para los estudiantes universitarios.

Las conclusiones, la exhaustiva y extensa bibliografía, los apéndices que se consideran exhaustivos por las posibilidades de consulta que pueden tener a futuro, por ejemplo, el cuestionario utilizado, los atributos psicométricos de las 36 escalas con sus 180 dimensiones latentes o factores

---

construidas con más de 1000 ítems de respuesta y 18 preguntas adicionales, incluyendo un módulo de variables sociodemográficas constituidas por 15 variables. La matriz de correlaciones de todas las 200 variables y/o dimensiones entre sí con los cinco indicadores de rendimiento académico definidos en esta investigación señalando además la significancia estadística de cada correlación presentada. La Figura 3 resume el contenido de esta investigación junto con el soporte de publicaciones en revistas científicas de alto impacto, capítulos de libro y participaciones en congresos académicos a nivel internacional.



Etapas		Actividad realizada	Actividades adicionales y Resultado				Resultado final		
Trabajo fin de Máster		Villegas, G., Galindo, M. P., & Sánchez, M. (2015). Factores que influyen en el rendimiento académico de estudiantes universitarios a distancia . Visión multivariante basada en BIPLLOT y STATIS. Universidad de Salamanca. Retrieved from <a href="http://bit.ly/25Qealh">http://bit.ly/25Qealh</a>							
1	Búsqueda de las variables más relevantes para explicar el rendimiento académico	1	Revisión de 19 artículos científicos	Se encuentran 151 variables que explican el rendimiento académico	Se decide realizar una revisión más amplia para confirmar las variables y encontrar otras adicionales			 <p>Se obtienen 84 variables relevantes para construir el modelo estadístico</p>	
		2	Revisión de 106 artículos científicos	Se encuentran 200 variables que explican el rendimiento académico	<b>CAPÍTULO III 3.2.6</b> Se diseña un cuestionario que contiene 36 escalas, que permiten construir 180 dimensiones latentes o factores a partir de los 1000 ítems, adicionalmente se consultan 18 preguntas adicionales y un módulo de variables sociodemográficas constituidas por 15 variables adicionales, con ellas se realiza una prueba piloto y se lanza el trabajo de campo. <b>Se realiza una mejora considerable a la técnica de la Descomposición CUR para seleccionar las mejores 40 variables</b>		<b>CAPITULO IV 4.2</b> Análisis de la técnica CUR Se desarrolla el software dCUR		
		3	Se realiza una revisión sistemática formal que parte de 1373 artículos según los criterios de búsqueda y con los filtros y los criterios de elegibilidad se seleccionaron 171 artículos científicos	Se encuentran 271 variables que explican el rendimiento académico	Se realiza una revisión de la significancia de las variables y se realiza un ranking según el número de artículos que la utilizan y el porcentaje que se menciona como significativa	Según el criterio establecido (Más de 6 artículos y en más del 66% se mencionan como relevantes) se seleccionan las 19 variables con mayor impacto utilizadas en otras investigaciones	<b>CAPITULO VI 6.2</b> Se propone una mejora a la técnica		<b>CAPÍTULO VI 6.3.2</b> Se realiza un ANOVA con las 200 variables
		4	Análisis Bibliométrico	Se encuentran 75 variables según la coocurrencia de uso	Se conforman 5 cluster de variables según frecuencia de uso	<b>CAPITULO II 2.1</b> Se realiza una revisión de la significancia de las variables y se realiza un ranking según el número de artículos que la utilizan y el porcentaje que se menciona como significativa			<b>CAPITULO II 2.3</b> Se realiza un meta-análisis de esas 19 variables Se obtiene el Tamaño del efecto (correlación)
2	Diseño y construcción estadística de 5 indicadores de rendimiento académico	Lectura de los artículos científicos para encontrar formas de medir el rendimiento académico	Se encuentra una alta heterogeneidad de métodos y formas de medir el rendimiento académico	Se establecen 5 indicadores de rendimiento académico y se calculan considerando las bases de datos de registros de la UNED Costa Rica	<b>CAPÍTULO II 2.1.5</b> Se identifican las variables que más han sido utilizadas por los investigadores en los últimos 50 años		3 Cluster de rendimiento académico (Bajo, Medio y Alto)		
3	Se analizan la base de datos con 200 variables y dimensiones	Caracterización psicográfica y académica de los estudiantes de la Universidad Estatal a Distancia, Costa Rica con las variables relevantes	<b>CAPITULO V 5.3.3 a 5.3.6</b> Perfil de los estudiantes según Autoeficacia en conductas académicas, Autoeficacia percibida GSE, Autoconcepto académico, Burnout académico, Inteligencia emocional, Motivación educativa, Autorregulación del proceso de aprendizaje, Metas académicas, Personalidad, Creatividad, Responsabilidad, Habilidades sociales (asertividad), Estilos de aprendizaje CHAEA (Honey Alonso Estilos de Aprendizaje), Enfoque y habilidades de estudio (ASSIST), Estilos de uso del espacio virtual, Estrategias de aprendizaje, Técnicas para facilitar el aprendizaje, Acompañamiento pedagógico, Clima de clase, Clima y funcionamiento del centro de estudio y Otras variables para caracterizar a los estudiantes				Perfil psico-académico del estudiante		
4	Construcción del modelo estadístico pedagógico	Análisis discriminante	<b>CAPITULO VI 6.3 y 6.4</b> Determinación de las ecuaciones discriminantes de Fischer y criterios de clasificación				Construcción del modelo estadístico Pedagógico		
5	Creación del modelo estadístico en una aplicación móvil para estudiantes	Diseño y puesta en ejecución de una APPS para móviles en Android e ios (Iphone)	<b>CAPITULO VI 6.5</b> Se consulta a los estudiantes por las variables relevantes, se presentan los resultados según el percentil de rendimiento académico esperado, la situación pedagógica actual y se ofrecen sugerencias pedagógicas (esta última opción para un desarrollo futuro)				 <p>Academic Score</p>		

Figura 2 Pasos seguidos durante esta tesis para la construcción del modelo estadístico














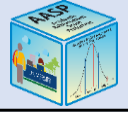
Capítulo	Nombre	Actividades académicas realizadas por año				Tipo de producción	Producción Académica	Revista, capítulo de libro	Métrica	Estado
		2015	2016	2017	2018					
Introducción	Introducción	Nueva ola en el aprendizaje, Bulgaria				Pasantía	Suggestopedia Institute "Prof. Dr. Georgi Lozanov" - associative partner in project: "NEWave in learning - innovative program for fast and effective learning"			Realizado
Capítulo I y II	Rendimiento académico	Revisión sistemática	Congreso: RSS International Conference 2016, Manchester, England		Cartel y resumen	50 Significant variables associated with University Academic Performance Over the last 50 year (1966-2016). Una propuesta de futuro para la evaluación del rendimiento académico universitario basada en el análisis de las publicaciones de los últimos 30 años		Resumen de congreso	Publicado	
			Análisis Bibliométrico	Congreso: XVI Spanish Biometric Conference CEB 2017, Sevilla, España		Ponencia y resumen	Variables that impact the academic performance of university students at Distance according to the CUR decomposition, 2017		Resumen de congreso	Publicado
				Metaanálisis	Artículo	Artículo	Variables que explican el rendimiento académico: Revisión sistemática de literatura, análisis bibliométrico y metaanálisis (1966-2017)		JCR Q2	En revisión
Capítulo III	Objetivos, Materiales y métodos	Búsqueda y diseño de instrumentos	Diseño de cuestionario	Trabajo de campo	Análisis de datos					
Capítulo IV	Técnicas multivariantes	Breve reseña	Descomposición CUR	Revisión sistemática	Descomposición CUR					
Capítulo V	Rendimiento académico en la UNED Costa Rica	Conceptualización del modelo	Diseño de análisis estadístico	III Congreso Mundial de Educación Superior a Distancia, 2017, Bogotá, Colombia		Ponencia y capítulo de libro	Rendimiento académico, Estilos de aprendizaje (CHAEA) y agotamiento académico en estudiantes a distancia, Universidad Estatal a Distancia (UNED), Costa Rica			En proceso de publicación
				I Congreso internacional virtual de investigación e innovación educativa CIVINEDU 2017, España		Ponencia y capítulo de libro	Innovative strategies for higher education in Spain. <i>Correlación entre cuatro escalas de estilos de aprendizaje y rendimiento académico</i>		First Edition 2018, ISBN 978-94-92805-05-8	Publicado
				Mejores 40 variables que explican el rendimiento académico	Envío de artículo	Artículo	Variables related with academic performance in distance learning university students in Costa Rica: A new analysis perspective based on CUR decomposition			Por enviar a revista
Capítulo VI	Contribuciones de esta investigación	V Congreso Internacional de Formación y Gestión del talento humano, Cancún, México, 2015			Ponencia y capítulo de libro	La Gestión del talento humano en Latinoamérica, análisis de algunas experiencias. <i>Un modelo de gestión académica para la mejora continua y su relación con el rendimiento académico: Visión multivariante basada en BIPLLOT y STATIS</i>		Primera edición 2016, ISBN-13: 978-1945721175	Publicado	
		Concurso Hack for Good 2017, Salamanca		Concurso	Premio al Mejor Reto Local de HackForGood, Salamanca, España, 2017			Premio otorgado el 11 de marzo del 2017		
		Análisis psicométrico Escala GSE versión alemana	Artículo	Artículo	Seven Methods to Determine the Dimensionality of the Tests: Application to the General Self-Efficacy Scale in Twenty-six Countries		JCR Q2	Publicado		
		Propuesta de mejora de la técnica	Artículo	Artículo y Software dCUR	Dynamic CUR, an alternative to variable selection in CUR decomposition			Scopus	Publicado	
		Modelo de 28 variables para explicar el rendimiento académico	APPS Conocube	Desarrollo APPS	Modelo reducido para predecir el rendimiento académico universitario	 		En uso		

Figura 3 Distribución temporal de la producción académica en esta investigación

---

**CAPÍTULO I**

**EVOLUCIÓN DE LOS ESTUDIOS QUE  
EXPLICAN EL RENDIMIENTO  
ACADÉMICO**

---

## I. ESTUDIOS QUE EXPLICAN EL RENDIMIENTO ACADÉMICO

A pesar de que desde hace más de 50 años se han estudiado las razones o aspectos que influyen en el rendimiento académico, no hay unanimidad en la forma de evaluarlo, lo cual complica realizar los estudios comparativos. Los investigadores han llegado a utilizar más de 270 variables para intentar explicar este fenómeno y los hallazgos del efecto que tienen esas investigaciones no son concordantes en cuanto a cuáles de estas variables están significativamente asociadas con el rendimiento académico y cuáles no; probablemente porque las herramientas estadísticas utilizadas no capturan ni las interrelaciones ni las interacciones entre las variables predictoras.

### 1.1 Estudios e investigaciones que explican el rendimiento académico

No se ha formalizado una revisión sistemática que cubra este periodo de tiempo, por ello, la realizada en esta investigación permite evidenciar que las publicaciones de este periodo abordan, en general, aspectos parciales. Tal es el caso del informe Coleman (1966) cuyo principal objetivo fue la búsqueda de la relación existente entre los recursos otorgados a las escuelas y el desempeño que tenían sus estudiantes; los resultados señalaron que el desempeño académico de los estudiantes era incierto cuando se valora la asignación de recursos; y que eran otras variables como el entorno socio-económico de procedencia las que explican las diferencias. Igualmente Rock, Centra y Linn (1970) estudian la relación entre las características de las universidades y el rendimiento académico, encontrando que una alta proporción de las diferencias entre el desempeño académico fue explicado por la actitud que tienen los estudiantes al ingresar en la institución. No obstante, son el recurso económico medio de los estudiantes y la proporción de facultades con doctorados, las dos variables que explican de mejor manera el rendimiento académico de los estudiantes.

En la década de los 80's investigadores como Whifield (1983) estudiaron las características de los estudiantes y rendimiento académico, Brophy (1986) investiga la influencia de los profesores sobre el rendimiento de los estudiantes, mientras que Pascarella, Ethingon y Smart (1988) analizan la influencia de la institución en los valores de participación humanitaria y cívica y su efecto en el rendimiento académico. Del mismo modo, García (1989) analiza los factores que inciden en el rendimiento académico y propone un indicador para su cálculo, Schunk (1989) considera la auto eficacia percibida y su efecto en el rendimiento académico.

En la década de los 90's, se realizan una gran cantidad de investigaciones relacionados con el rendimiento académico con la particularidad de que surgen ya los modelos multivariantes para explicar este fenómeno, como el de Page (1990) y otros investigadores (e.g., Blicke, 1996; Caciopo, De Raad & Schouwenburg, 1996; Hanushek & Taylor, 1990; Petty, Feinstein & Blair, 1996; Pintrich,

---

1995; Shuell, 1993; Weiner, 1990; Wolfe & Scott, 1995). Con el devenir del presente siglo, los estudios de Montero, Villalobos y Valverde (2007), Busato, Prins, Elshout y Hamaker, (2000); Lundberg, (2003); Rindermann y Neubauer, (2001); también estudian el rendimiento académico, pero bajo una perspectiva específica, utilizando algunas variables particulares. Asimismo, el estudio de Villegas, Galindo-Villardón y Sánchez-Barba (2015) utiliza el análisis STATIS al objeto de encontrar las variables que destacan en el rendimiento académico.

Se pueden destacar los estudios en los que se combinan dimensiones psicológicas, pedagógicas, económicas e institucionales (e.g., Busato et al., 2000; Lundberg, 2003; Rindermann & Neubauer, 2001; Sanjuán, Perez & Bermúdez 2000; Schaufeli, Salanova, Bakker, & Gonzales-Roma, 2002). En todas estas investigaciones se han ido ampliando las áreas de estudio, pasando de variables estrictamente demográficas e institucionales (Biniaminov & Glasman, 1983; Whitfield & Bennett, 1983) a dimensiones psicológicas (Wolfe & Scott, 1995; Rindermann & Neubauer, 2001), económicas y familiares (Zwick & Himelfarb, 2011), pedagógicas (Isaza, 2014) e institucionales (Villegas, Galindo-Villardón & Sánchez-Barba, 2016); con el fin de estudiar ampliamente las razones que explican este fenómeno. La mayoría de estas investigaciones (cerca del 97%) han sido desarrolladas en la educación tradicional presencial, en la educación a distancia o bimodal son pocos los estudios realizados.

En los últimos años varios autores han estudiado el efecto que tienen algunas variables sobre el rendimiento académico. Ejemplo de ello, el estudio de Alrabai (2016) analiza el efecto de la motivación del profesor sobre los alumnos; el análisis de los estilos de vida llevado a cabo por Boateng, Plopper y Keith (2016) así como Mihăilescu, Diaconescu, Ciobanu, Donisan y Mihăilescu (2016) revisan el impacto de la ansiedad y la depresión en el rendimiento académico.

Por otro lado, Shamsali y Vahdat (2016) valoran las metas académicas, la motivación y la inteligencia espiritual; así como la autoeficacia y el compromiso académico; Aritzeta et al. (2017) estudian la ansiedad a través de la bio-retroalimentación como variable explicativa del rendimiento académico; Asawa et al. (2017) analizan la influencia del sueño, la fatiga, la salud oral, mientras que Bahsi et al. (2017) evalúan el nivel de motivación, el ambiente y los métodos de estudio; Marcotte, Diallo y Paré (2017) analizan la depresión que tiene el estudiante durante el proceso de transición a la universidad; Novikova y Vorobyeva (2017) consideran los factores de la personalidad en estudiantes de Rusia, también Schmidt y Lockwood (2017).

En los diferentes estudios realizados en el contexto del rendimiento académico, se aprecia una alta heterogeneidad de variables influyentes estudiadas; pero hasta ahora ningún estudio había

---

focalizado su interés en compendiar e indagar sobre cuál o cuáles variables de entre todas las analizadas por los autores de referencia son determinantes en el rendimiento académico de los estudiantes. Desde nuestro punto de vista, la falta de consideración de un marco general y amplio que incluya todas las relaciones posibles en un análisis multifactorial supone una limitación importante que tratamos de subsanar con la revisión sistemática, el análisis bibliométrico y el metaanálisis que se realiza con esta investigación.

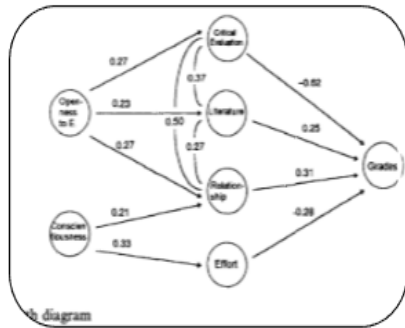
## **1.2 Algunos modelos que explican el rendimiento académico**

En esta sección se presentan 14 modelos, entre análisis de trayectoria (“Path Analysis”) y ecuaciones estructurales (“Structural Equation Model, SEM”) que otros investigadores han utilizado para explicar el rendimiento académico, en ellos se puede observar el carácter reducido, dado que normalmente utilizan pocas variables, de áreas particulares como la psicología, pedagogía, la institucional, económica, salud entre otros, tal como se puede observar en la Figura 4 los diseños de los modelos, mayores detalles se pueden observar en el Anexo 1.

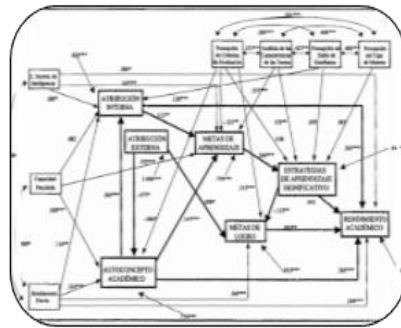
### **1.2.1 Modelo Blickle 1996**

En la investigación desarrollada por Blickle en la Universitat Koblenz-Landau, Landau, Alemania (1996), tenía como objetivo analizar las relaciones entre los rasgos de personalidad, las estrategias de aprendizaje y el rendimiento, realizó dos estudios multivariantes (N = 139 y N = 92). En ambos estudios, los análisis factoriales de las estrategias de aprendizaje identificaron dos factores. Uno denominado “disciplina de aprendizaje”, que se correlacionó altamente con la escala de Conciencia y el otro factor, llamado "elaboración", correlacionado con la escala de Apertura de la Experiencia. En el Estudio 1, alrededor del 17% de la variación en las notas se debió a escalas de personalidad y estrategias de aprendizaje. En el Estudio 2, las estrategias de aprendizaje representaron aproximadamente el 31% de la variación en las notas. Los análisis de trayectorias mostraron que las relaciones entre los rasgos básicos de personalidad y los grados estaban mediadas por las estrategias de aprendizaje (Anexo 1.1).

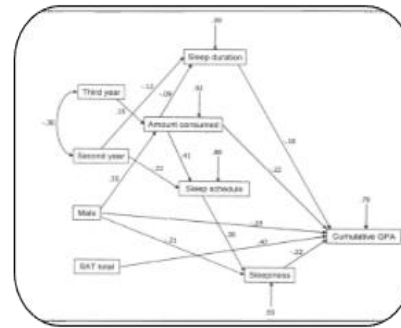




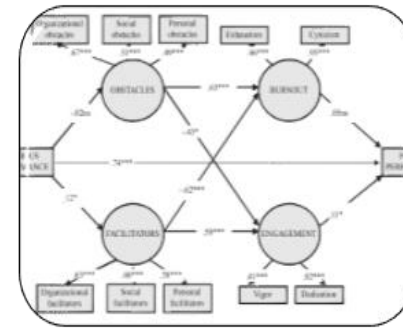
Blickle, 1996



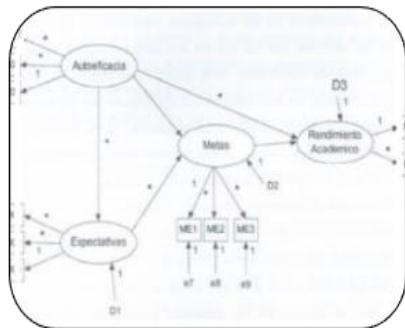
Valle et al., 1999



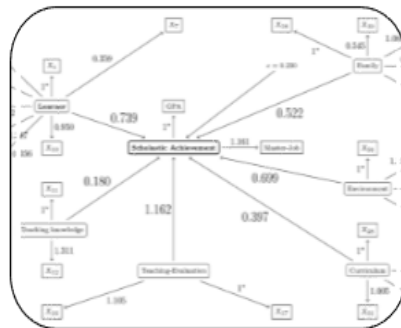
Singleton et al., 2009



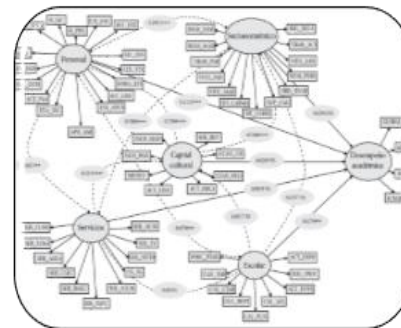
Salanova et al., 2010



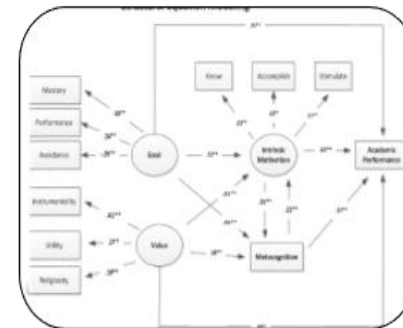
2010 Cupani, 2012



Payandeh et al., 2013



Reyes et al., 2014



Mikail et al., 2017

Figura 4 Algunos modelos explicativos del rendimiento académico

---

### **1.2.2 Modelo Valle, González, Núñez, Vieiro, Gómez y Rodríguez 1999**

Probablemente el modelo más completo ha sido desarrollado por [Valle et al. \(1999\)](#), en el que busca explicar el rendimiento académico por medio de su estudio modelo cognitivo-motivacional explicativo del rendimiento académico en la universidad, cuyo objetivo fue estudiar las variables cognitivo-motivacionales que explican el aprendizaje y el rendimiento académico en universitarios. El supuesto básico del que parten los investigadores es que los motivos que dirigen la conducta académica influyen el tipo de recursos cognitivos que se pone en marcha durante la situación de aprendizaje.

Los resultados más importantes que obtienen es que los estudiantes utilizan diversas variables personales (variables cognitivas, motivacionales y afectivas) como criterio previo para analizar las tareas. Por otro lado, el nivel y tipo de motivación desarrollada afectan las estrategias de aprendizaje, además de que el tipo y el número de estrategias de aprendizaje impactan en el esfuerzo y persistencia del estudiante, y como consecuencia de ello, sobre el rendimiento académico. Señalan que sus resultados confirman las predicciones teóricas, no obstante, indican que hay otras variables que influyen en el proceso. Entre las dimensiones analizadas se encuentran la atribución interna y externa, el auto concepto académico, las metas de aprendizaje, las metas de logro, las estrategias de aprendizaje significativo, el rendimiento previo (Anexo 1.2).

### **1.2.3 Modelo Clifton, Perry, Stubbs, y Roberts 2004**

En el estudio sobre ambiente institucional, disposición psicosocial y rendimiento académico realizado por Clifton, Perry, Stubbs, y Roberts ([2004](#)), examinan un modelo conceptual de logro académico que incluye dos aspectos del entorno pedagógico experimentado por los estudiantes (demandas cognitivas establecidas por los profesores y el apoyo social proporcionado por los profesores y otros estudiantes), junto con estas variables de clima, también incluyeron tres disposiciones psicosociales de estudiantes (autoestima, control académico percibido y estrategias de afrontamiento).

Se usó una muestra de 854 estudiantes de pregrado en las facultades de Artes y Ciencias de la Midwestern Research University de Canadá, con el fin de estimar los parámetros del modelo. Los resultados obtenidos sugieren que tanto las demandas cognitivas como el apoyo social afectaron el control académico percibido de los estudiantes y las estrategias de afrontamiento. A su vez, el ambiente pedagógico y las disposiciones psicosociales afectaron el

---

rendimiento académico de los estudiantes. Las correlaciones encontradas apuntan a que el control académico percibido alcanza un 0.324, las estrategias de afrontamiento 0.30, mientras, que el apoyo social dado por los profesores de 0.283, la autoestima de 0.196, el apoyo social de los compañeros se correlaciona con 0.171 (Anexo 1.3).

#### **1.2.4 Modelo Salanova, Martinez, Bresó, Llorens y Grau 2005**

En la investigación sobre el bienestar psicológico en estudiantes universitarios: facilitadores y obstaculizadores del desempeño académico de la Universitat Jaume I de Castellón, España, los investigadores Salanova, Martinez, Bresó, Llorens y Grau (2005) muestran una relación positiva entre el engagement (compromiso, autoeficacia, satisfacción y felicidad relacionada con los estudios) de 0.46 con el rendimiento académico, mientras que una relación negativa de -0.27 con el burnout (Anexo 1.4).

#### **1.2.5 Modelo Seipel y Apigian 2005**

Seipel y Apigian (2005) en su investigación sobre el perfeccionismo en estudiantes: implicaciones en la instrucción de estadísticas de la Middle Tennessee State University estudian el impacto de los componentes individuales del perfeccionismo en el rendimiento académico de los estudiantes en el aula de estadística. Los resultados de su investigación muestran una clara relación positiva entre los estándares personales del estudiante y el rendimiento académico; señalan que la necesidad inherente de los estudiantes para la organización y la estructura se encontró negativamente relacionada con el rendimiento académico.

Concluyen que la organización de las asignaturas de estadísticas tal como la perciben algunos estudiantes no siempre fomenta la comprensión y que los profesores de estadística necesitan poner suficiente énfasis en la composición subyacente de las ideas estadísticas y la vinculación de las técnicas estadísticas que se presentan en el aula y en el libro de texto (Anexo 1.5).

#### **1.2.6 Modelo Singleton y Wolfson 2009**

Singleton y Wolfson (2009) del Departamento de Sociología y Antropología, del College of the Holy Cross, Worcester, Massachusetts, Estados Unidos, investigan el consumo del alcohol, el sueño y el rendimiento académico entre los estudiantes universitarios, con una muestra aleatoria de 236 estudiantes, se encontró una relación directa del alcohol con el rendimiento académico, también que el alcohol tenía efectos indirectos sobre la somnolencia,

---

principalmente a través de su efecto sobre el horario de sueño; concluyen que el consumo de alcohol entre los estudiantes universitarios se relaciona con los patrones de sueño y vigilia y respaldan aún más la conexión entre el consumo de alcohol y las calificaciones (Anexo 1.6).

### **1.2.7 Otros modelos desarrollados del 2010 al 2017**

Otros modelos desarrollados entre el 2010 y el 2017 son los de Salanova, Schaufeli, Martinez, y Bresó (2010), Cupani (2012), Kappe & van der Flier (2012), Payandeh Najafabadi, Najafabadi y Farid-Rohani (2013), Reyes, Godínez, Ariza, Sánchez, y Torreblanca (2014), Stover y Hoffmann (2014), Wu y Marsono (2016), Mikail y Baharun (2017) se pueden ver en el Anexo 1.7.

## **1.3 Instrumentos para estimar el rendimiento académico usados por otros investigadores**

De la revisión exhaustiva realizada a más de 170 artículos científicos se evidencia una gran variedad de formas de medir y valorar el rendimiento académico, algunos ejemplos se muestran en los siguientes estudios. El realizado por Tejedor y García (2007) referente a las causas del bajo rendimiento del estudiante universitario, propuestas de mejora en el marco del Espacio Europeo de Educación Superior (EEES) señala que las investigaciones realizadas para conocer el éxito o el fracaso en los estudiantes se han limitado a las calificaciones. Hace la diferencia entre resultados inmediatos y diferidos. Los inmediatos están asociados con las calificaciones durante la carrera hasta lograr el título universitario, definiendo el éxito/fracaso a un período dado.

Por otro lado, el rendimiento diferido tiene relación con su vínculo con el mundo del trabajo, en función de eficacia y productividad. Entonces, el rendimiento inmediato, medido a través de los exámenes, que se resume en unos determinados indicadores de superación, repetición y abandono.

Lo ideal sería que existiera un criterio generalmente aceptado en la comunidad científica para medir el rendimiento académico, dado el uso de diferentes criterios, se dificulta la comparabilidad entre estudios, por ejemplo Busato et al. (2000) considera que un estudiante tenga éxito académico en el primer año de psicología en la Universidad de Ámsterdam, debe lograr 42 puntos de los llamados puntos de estudio y para obtener el grado de doctor un estudiante debe lograr 168 de esos puntos, un punto corresponde aproximadamente a 40 horas

---

de trabajo semana. Entonces, el éxito académico para Busato y colaboradores es operacionalizado como la cantidad de puntos de estudio ganados al final del primer, segundo y tercer año, relacionados con las horas de trabajo.

Para el caso de Chamorro-Premuzic y Furnham (2003) el rendimiento académico se midió mediante las puntuaciones generales del examen basadas en cinco exámenes escritos de tres horas y el rendimiento del proyecto del último año, es decir, una sola calificación durante seis meses de proyecto de investigación final, elaborado bajo la supervisión de un miembro del personal y doblemente revisado por el supervisor y un segundo miembro del personal, además es moderado por un examinador externo.

En el caso de Salanova, Martínez, Bresó, Llorens, y Grau (2005) de la Universitat Jaume I de Castellón, España definen el rendimiento académico como la nota media del expediente académico hasta el momento de aplicar el cuestionario, incluyendo una medición un año después. Por otro lado, Al-Nasir y Robertson (2001) obtienen el rendimiento académico como el puntaje acumulado para cada estudiante de las notas obtenidas en varias asignaturas para el primer y segundo semestre del primer año.

Otros autores utilizan el concepto de GPA (Grade Point Average), o promedio de notas, pero de manera arbitraria según tengan dispuestos los datos sobre notas en los sistemas informáticos de sus fuentes de información. Por ejemplo, Schmidt y Lockwood (2017) calculan el GPA a partir de dos ítems de encuesta que les piden a los encuestados que enumeraran su GPA de un semestre para los semestres de otoño de 2012 y de primavera de 2013. Luego se calcula un GPA promedio de esos dos semestres para cada encuestado, combinada esta con una medida de asistencia de clase al curso del año académico 2012-2013. En Rusia, los investigadores Novikova y Vorobyeva (2017) definen el rendimiento académico como el promedio de calificaciones (GPA) de un tema en un determinado campo de estudio. El GPA se calculó sobre la base de las calificaciones finales recibidas por la asignatura en todos los cursos específicos que se incluyen en un campo (los grados en bruto varían de 0 a 100).

En el caso de Hinton y Higson (2017) investigadores ingleses utilizan la evaluación sumativa que tienen los estudiantes considerando todos los años en la carrera. Mientras que, en la India, Mohanan, Harichandran, y Vijayan (2017) utilizan las primera nota obtenida por los estudiantes, seguidas en el segundo y último examen del periodo, así como el rendimiento en el examen práctico final.

Tafari, Bosch, Caminati y Chiesa (2011) utilizan las siguientes fórmulas matemáticas para obtener cuatro indicadores de rendimiento académico.

$$\text{Indice de regularidad} = \frac{\text{Asignaturas que el alumno regularizó}}{\text{Asignaturas que debería haber regularizado}}$$

$$\text{Promedio con aplazos} = \frac{\text{Calificación que logró cada vez que se presentó a rendir}}{\text{Número de veces que se presentó a rendir}}$$

$$\text{Indice de regularidad en examen} = \frac{\text{Asignaturas que el alumno aprobó}}{\text{Asignaturas que debería haber aprobado}}$$

$$\text{Indice de eficiencia académica} = \frac{\text{Asignaturas que el alumno aprobó}}{\text{Número de veces que se presentó a rendir}}$$

Por otro lado, García (1989) plantea un esquema para calcular el indicador de rendimiento académico y es valorando toda la experiencia que tiene el alumno con sus asignaturas durante un periodo de tiempo, sea cuatrimestre o semestre. Este criterio toma en cuenta las materias matriculadas, las presentadas y las materias aprobadas, determinando así un coeficiente de rendimiento que busca resumir todas las situaciones que un estudiante puede tener a lo largo del periodo de estudio, incluso, la posibilidad de comparar al alumno con todo el grupo.

La idea de García (1989) es que con este indicador es posible valorar el proceso desde la intención al matricular asignaturas hasta aprobarlas, de tal manera, que el estudiante matricula las asignaturas que considera puede aprobar, solamente se presenta a aquellas en las que él cree que tiene una pequeña preparación y ganará o aprobará en las que realmente tenga su rendimiento sea efectivo. Este criterio de valoración del rendimiento académico logra estandarizar la medición entre los alumnos que matriculan diferentes cantidades de asignaturas, ya que, si dos estudiantes aprueban dos materias, pero el primero matricula cinco y el segundo matricula tres asignaturas entonces la base de comparación es diferente produciendo efectos inadecuados en las estimaciones, la siguiente fórmula corrige esa situación.

$$\text{Rendimiento académico} = \frac{\text{N. asignaturas Aprobadas}}{\bar{X}_{\text{Asignaturas Aprobadas por el grupo}}} + \frac{\text{N. asignaturas Aprobadas}}{\text{N. asignaturas Matriculadas}} + \frac{\text{N. asignaturas Aprobadas}}{\left[ \left( \frac{\text{N. asignaturas Perdidas}}{\text{Perdidas}} \right) + 1 \right]}$$

En el numerador de cada uno de los cocientes se considera el número de asignaturas aprobadas, el denominador  $\bar{X}_{\text{Asignaturas Aprobadas por el grupo}}$  corresponde al promedio de asignaturas aprobadas por el grupo.

---

aprobadas al considerar el grupo de referencia del estudiante, es decir, todos aquellos estudiantes que están en el mismo grupo. El denominador del segundo cociente corresponde a las asignaturas matriculadas, el denominador del tercer cociente corresponde al número de asignaturas perdidas, se incluye el 1 para que el cociente no se indetermina en caso de estudiantes que no hayan perdido asignaturas. El primer cociente es un factor exógeno al considerar una comparación del alumno con la cohorte al que pertenece, el segundo y tercero son factores endógenos que lo explica exclusivamente el alumno.

Esta gran diversidad de formas, contextos, periodos de consideración, registros electrónicos de notas o declaraciones de los estudiantes, dificulta la comparación precisa de un estudio con otro. No obstante, todos tienen el objetivo de explicar el rendimiento académico, lo que hace falta es una estandarización generalmente aceptada para armonizar la medición de rendimiento académico.

#### **1.4 Indicadores de rendimiento académico usados en esta investigación**

A lo largo de esta investigación se utilizan cinco indicadores de rendimiento académico, con el propósito de considerar la gran mayoría de variantes usadas a nivel mundial, pero todas ellas, asociadas a las notas obtenidas por los estudiantes desde que ingresaron a la universidad hasta el momento que se realiza esta investigación (I cuatrimestre del 2017). Los indicadores son los siguientes:

##### **1.4.1 Proporción de asignaturas aprobadas:**

El número de asignaturas aprobadas dividido por el número de asignaturas matriculadas. Este indicador calcula la proporción de materias aprobadas, varía de 0 a 1 y es el indicador de rendimiento académico más básico.

$$R1 = \frac{\text{N. asignaturas aprobadas}}{\text{N. de asignaturas matriculadas}}$$

##### **1.4.2 Promedio simple de notas**

La suma de todas las notas obtenidas históricamente por el estudiante de (0 a 10) dividido por el número de asignaturas matriculadas. Este indicador varía de 0 a 10, en la fórmula,  $T$  es el número de asignaturas matriculadas.

$$R2 = \frac{\sum_{i=1}^T \text{Nota obtenida asignatura}_i}{T}$$

### 1.4.3 Promedio de notas ponderado por el número de créditos

La multiplicación de cada nota por el número de créditos de la asignatura, dividido por el número total de créditos. Este indicador varía de 0 a 10.

$$R3 = \frac{\sum_{i=1}^T \text{Nota}_i * \text{Créditos}_i}{\sum_{i=1}^T \text{Créditos}_i}$$

### 1.4.4 García Aretio básico

Tal como se explicó anteriormente, pero con la variante de que el denominador  $\bar{x}_{\text{Asignaturas Aprobadas por el grupo}}$  cambia a  $\bar{x}_{\text{Asignaturas Aprobadas por la cohorte}}$ , corresponde al promedio de asignaturas aprobadas al considerar la cohorte de referencia del estudiante. Es decir, todos aquellos estudiantes que ingresaron en la universidad en un periodo específico, lo demás es similar al propuesto por García (1989). El concepto de cohorte es nuevo en la estructura de esta ecuación, debido a que García diseña su indicador con referencia al grupo de estudiantes en el aula y aquí se ha considerado la cohorte (estudiantes que ingresan en un mismo periodo) debido a la heterogeneidad de posibilidades en las asignaturas matriculadas.

$$R4 = \frac{\text{N. asignaturas Aprobadas}}{\bar{x}_{\text{Asignaturas Aprobadas por la cohorte}}} + \frac{\text{N. asignaturas Aprobadas}}{\text{N. asignaturas Matriculadas}} + \frac{\text{N. asignaturas Aprobadas}}{[(\text{N. asignaturas Perdidas}) + 1]}$$

### 1.4.5 García Aretio ampliado: Propuesta de esta investigación

Esta propuesta es similar a la de García (1989) solo que los promedios son ponderados por el número de créditos de la asignatura, en los numeradores los promedios de notas de aquellas asignaturas aprobadas y en los respectivos denominadores los promedios ponderados, a saber: el promedio de asignaturas aprobadas de la cohorte, las matriculadas y las reprobadas.

$$R5 = \frac{\frac{\sum_{i=1}^{AAprobadas} \text{Nota}_i * \text{Créditos}_i}{\sum_{i=1}^{AA} \text{Créditos}_i}}{\frac{\bar{x}_{\sum_{i=1}^{AAprobadasCohorte} (\text{Nota}_i * \text{Créditos}_i)}}{\sum_{i=1}^{AAprobadasCohorte} \text{Créditos}_i}} + \frac{\frac{\sum_{i=1}^{AAprobadas} \text{Nota}_i * \text{Créditos}_i}{\sum_{i=1}^{AA} \text{Créditos}_i}}{\frac{\sum_{i=1}^{AMatric} \text{Nota}_i * \text{Créditos}_i}{\sum_{i=1}^{AMatric} \text{Créditos}_i}} + \frac{\frac{\sum_{i=1}^{AAprobadas} \text{Nota}_i * \text{Créditos}_i}{\sum_{i=1}^{AA} \text{Créditos}_i}}{\left( \frac{\sum_{i=1}^{ARepro} \text{Nota}_i * \text{Créditos}_i}{\sum_{i=1}^{ARepro} \text{Créditos}_i} + 1 \right)}$$

El capítulo siguiente presenta en detalle la revisión sistemática, el análisis bibliométrico y el metaanálisis que dan fundamento a la búsqueda de las variables más relevantes para explicar el rendimiento académico.



---

**CAPÍTULO II**

**REVISIÓN SISTEMÁTICA, ANÁLISIS  
BIBLIOMÉTRICO Y METAANÁLISIS DE  
RENDIMIENTO ACADÉMICO**

---

## II. REVISIÓN SISTEMÁTICA, ANÁLISIS BIBLIOMÉTRICO Y METAANÁLISIS DE RENDIMIENTO ACADÉMICO

Dado que no hay estudios similares al realizado en la presente investigación, es imposible obtener de una fuente consolidada las variables que explican el rendimiento académico. Aunque se han encontrado dos estudios, uno de ellos es el de Cabrera (2016) denominado “*Revisión sistemática de la producción española sobre rendimiento académico entre 1980 y 2011*”, pero en él solamente se presenta una lista de variables que se han incluido en los estudios que analizó, sin profundizar en una estimación del tamaño del efecto o en determinar si las variables son significativas o no. Por otro lado, Harris (1940) realizó el estudio denominado factores que afectan a los grados universitarios: una revisión de la literatura, 1930-1937, en la que señala las correlaciones que tienen algunas variables como las horas de estudio, la asistencia a clases, las notas previas a la universidad y la inteligencia, pero no realiza una estimación del tamaño del efecto.

En esta investigación se ha realizado una revisión sistemática, que a su vez incluye un análisis bibliométrico de las variables que fueron usadas en cada estudio, con el objetivo de obtener una red de variables que permiten construir diferentes clústeres según la coocurrencia de uso (frecuencia y relaciones de uso de dichas variables). También se ha realizado un metaanálisis de las 19 variables más relevantes para configurar un ranking según el tamaño del efecto. Con este tipo de análisis es posible explorar y describir las variables que se han utilizado para explicar el rendimiento académico de estudiantes universitarios y así poder conocer las que más influyen según el tipo de coocurrencia y tamaño del efecto. Los resultados se han presentado a la Revista de Educación como artículo científico, está en proceso de aceptación al momento de presentar esta investigación.

### **Explanatory variables of academic performance: A systematic review, bibliometric analysis and meta-analysis (1966-2017)**



---

## **2.1 Revisión sistemática sobre variables que explican el rendimiento académico**

En la revisión de la literatura se aprecia una alta heterogeneidad de variables consideradas para explicar el rendimiento académico; pero hasta ahora ninguna investigación había focalizado su interés en compendiar e indagar sobre cuál o cuáles variables de entre todas las analizadas por los autores son determinantes para explicar este fenómeno. Esta revisión ha sido guiada por las recomendaciones en la realización de revisiones sistemáticas y meta-análisis de PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) según se establece en Moher et al. (2015).

### **2.1.1 Criterios para la selección de estudios y búsqueda de la literatura**

Los criterios de inclusión se centraron en: i) la selección de todos los estudios focalizados en el rendimiento académico de estudiantes universitarios, ii) estudios que llevaron a cabo sus análisis con alguna técnica estadística donde se analizara o describiera la importancia de las variables. Por tanto, fueron excluidos los estudios que no concordaran con los criterios de selección al objeto de responder a la siguiente pregunta de investigación: ¿existen diferencias significativas entre las variables que se han utilizado para el estudio del rendimiento académico de estudiantes universitarios?, y si es así, ¿cuál o cuáles son las que más influyen en el rendimiento académico?

Todos los artículos publicados en revistas con “peer review” entre el 1 de enero de 1966 y el 31 de diciembre de 2017 fueron considerados como elegibles. Se establecieron límites en idiomas inglés y español. Los artículos se obtuvieron de las bases de datos EBSCO, Scopus, LILACS, Web of Science y Google Scholar a través de la estrategia de búsqueda.

### **2.1.2 Evaluación de la calidad metodológica y extracción de datos**

Para garantizar la calidad de los estudios incluidos, se realizó la evaluación de los artículos seleccionados, mediante la revisión de los criterios de selección y el análisis de contenido de los artículos. Por ejemplo, que fuesen estudios sobre rendimiento académico, del periodo considerado, que usen o mencionen en su contenido variables para explicar el rendimiento académico, y si esos artículos reportan en todo su contenido si las variables se correlacionan o no con el rendimiento académico, no necesariamente deben reportar el valor de la correlación.

---

Para la selección de los estudios se integraron los registros obtenidos en cada base de datos, se creó una base única y se realizaron análisis de registros duplicados. Posteriormente, se hizo una revisión a través del título y resumen de todos los artículos considerando año y nombre de autor para determinar duplicidad, no capturada por los sistemas electrónicos. Una vez establecida la base de datos final, se analizó el texto completo de los artículos seleccionados y se extrajeron los datos relacionados con las variables utilizadas en esas investigaciones para explicar el rendimiento académico.

### **2.1.3 Resumen de datos y análisis estadístico**

El proceso de extracción de los datos se centró en la identificación de las variables que utilizan los investigadores para explicar el rendimiento académico. Las medidas de resumen que se obtuvieron fueron clasificadas según la importancia de frecuencia de uso, porcentaje de veces que la variable es mencionada como significativa en el total de los artículos seleccionados. También se realizó un análisis bibliométrico para obtener una red de coocurrencia mediante la visualización de las variables mencionadas en la literatura para explicar el rendimiento académico; todo ello con el software VOSviewer 1.6.7 ([Van Eck & Waltman, 2013](#)) que se explicará más adelante.

El riesgo de sesgo se redujo debido a las medidas implementadas, ya que se aportó una estandarización y homologación de criterios de identificación de variables que se aplicó a cada artículo, para ello se siguieron las recomendaciones de calidad señaladas en el protocolo (PRISMA-P) 2015 “preferred reporting items for systematic review and meta-analysis protocols statement” ([Moher et al., 2015](#)).

### **2.1.4 Selección de estudios**

Con los criterios utilizados para la selección de los artículos (Figura 5), fueron identificados 1373 estudios, de los cuales 178 fueron eliminados por ser registros duplicados, obteniendo 1195 no duplicados, 376 fueron excluidos después de leer el título y el resumen, posteriormente 648 fueron excluidos por no cumplir con los criterios de selección establecidos en este estudio. Finalmente, 171 estudios fueron elegidos para realizar la revisión sistemática cualitativa y el análisis bibliométrico. Por último, se obtienen 271 variables que otros investigadores han usado y de ellas 19 variables fueron incluidas en la revisión cuantitativa o metaanálisis.

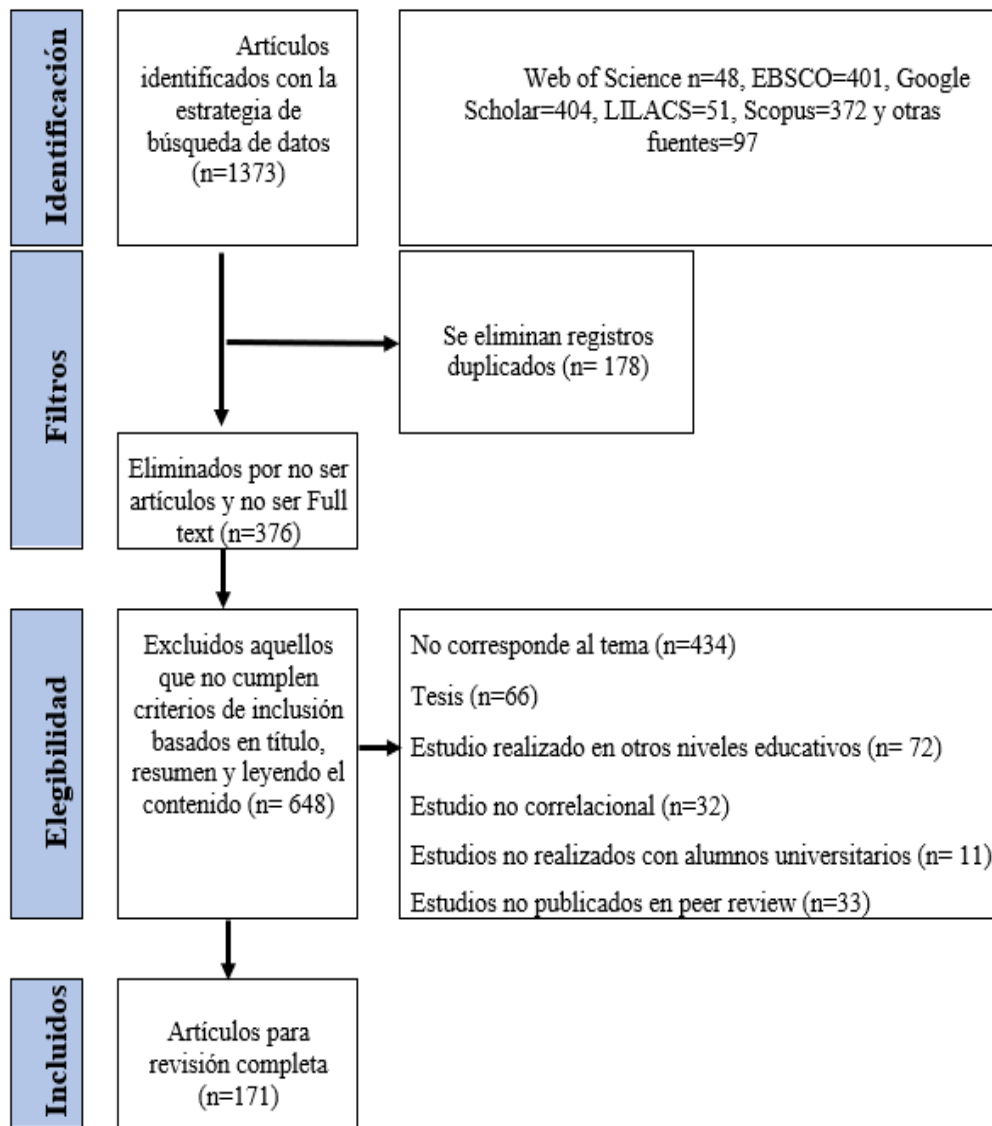


Figura 5 Diagrama de flujo para la selección de estudios según la guía PRISMA

La revisión sistemática considera un periodo de 51 años, la mayor concentración de estudios se encuentra entre los años 2001 al 2017, con mayor cantidad de publicaciones en los últimos siete años (44.4%). Los 171 artículos analizados provienen de 36 países, principalmente de América del Norte (33.9%) y Europa (35.7%). No obstante, también están representados los otros continentes, reflejando una amplia variedad cultural, características demográficas, tecnológicas y economías diferentes (Tabla 1).

Tabla 1 Número de artículos según país donde se realizó el estudio por año de publicación

País donde se realizó el estudio	Año de publicación							N°	N° por región
	1966	1991	2001	2011	2016	2017			
América del Norte	1990	2000	2010	2015					
	USA	8	10	16	10	5	3	52	58
	Canadá	1		4			1	6	
	México			1	4		1	6	
	Argentina	1		1	3			5	
	Perú			1	2			3	
Latinoamérica	Chile		1		1			2	
	Costa Rica			1				1	20
	Jamaica			1				1	
	Colombia						1	1	
	Uruguay		1					1	
Europa	España	4	11	10	1	3	3	32	
	Inglaterra		1	5	3	2	1	12	
	Holanda		2	1	1	1		5	
	Bélgica		1			2		3	
	Turquía				1		1	2	
	Rumania					1		1	
	Escocia				1			1	61
	Portugal						1	1	
	Rusia						1	1	
	Austria			1				1	
	Noruega			1				1	
	Alemania		1					1	
	Asia	India				3	1	2	6
Irán				1	3	1		5	
Pakistán					2			2	
Singapur					1			1	
Jordania					1			1	
Baréin				1				1	
Taiwán						1		1	25
Nepal				1				1	
Kuwait		1						1	
Malasia							1	1	
Israel		1						1	
Arabia S.				2	1	1	4		
África	Sudáfrica			1		3		4	4
Australia	Australia	1		1			1	3	3
	Total	17	28	50	37	22	17	171	
	Promedio por año	0.7	2.8	5.0	6.2	22.0	17.0	3.4	

### 2.1.5 Variables utilizadas para explicar el rendimiento académico

En los estudios seleccionados el rendimiento académico es explicado por la conjunción de diferentes y complejas dimensiones que interactúan en el estudiante, la familia, el profesorado y la institución.

Los resultados permiten mostrar que el 76.8% de las variables que utilizan los investigadores para explicar el rendimiento académico están asociadas a los estudiantes y principalmente relacionadas con aspectos psicológicos (20.7%), de gestión académica (13.7%), aspectos previos al ingreso a la universidad (8.5%), variables demográficas y laborales (7.0%); seguido de las variables pedagógicas (5.9%), de salud (5.5%) y entorno familiar (3.7%) entre otras (Tabla 2).

Además, se encontraron 17.0% variables relacionadas con aspectos institucionales y 19.9% asociadas al profesor, en las que se valoran la gestión académica, el desempeño, aspectos psicológicos y demográficos de ellos, finalmente cuatro variables de satisfacción del profesor en su entorno laboral.

El apéndice 2.1 muestra las 271 variables utilizadas para explicar el rendimiento académico encontradas en los 171 artículos revisados, ordenadas según el ranking asignado, factor, autores que las reportaron o mencionan como variables significativas y no significativas en sus estudios. Adicionalmente, se incluye el cluster al que pertenece la variable, el número y porcentaje de artículos donde se analiza y el número en los cuales se mencionan como significativa.

Tabla 2 Número de variables utilizadas para estudiar el rendimiento académico

Factores y variables	N.	%
<b>Asociadas al estudiante</b>		
Psicológico	56	20.7
Gestión académica	37	13.7
Previo a la universidad	23	8.5
Demográfico y laboral	19	7.0
Pedagógico	16	5.9
Salud	15	5.5
Entorno familiar y económico	10	3.7
Valor incremental	9	3.3
Relación con terceros	7	2.6
Recursos tecnológicos	4	1.5
Opinión gestión administrativa	4	1.5
Extracurricular	2	1.1
Evaluación de los aprendizajes	3	1.1
Recursos didácticos	2	0.7
<b>Asociadas a la institución:</b>		
Gestión académica institucional	29	10.7
<b>Asociadas al profesor:</b>		
Gestión académica	11	4.1
Desempeño	9	3.3
Psicológico	5	1.8
Demográfico y laboral	5	1.8
Satisfacción laboral	4	1.5
<b>TOTAL</b>	<b>271</b>	<b>100</b>

## 2.2 Análisis bibliométrico

Para determinar las variables más relevantes considerando el criterio de frecuencia de uso, se obtuvo una red de coocurrencia con el software VOSviewer desarrollado por Van Eck y Waltman (2013), para ello, se definieron los siguientes parámetros propios del VOSviewer: a) mapa bibliográfico de coocurrencia de variables, b) tipo de análisis de coocurrencia, c) unidad de análisis de palabras claves (variables “to explain academic achievement”=keyvariables), d) método de conteo fraccional con un número mínimo de ocurrencias igual a 3 y e) resolución de agrupamiento de 0.80. La definición de estos parámetros

deja fuera aquellas variables que no cumplen el umbral establecido para la conformación de los cluster de coocurrencias. Estos criterios toman en consideración las indicaciones de eficiencia y poder de análisis señalados en Van Eck, Waltman, Dekker, & Van Den Berg (2010) y en el manual de VOSviewer (Van Eck & Waltman, 2013).

### 2.2.1 Análisis cluster bibliométrico de coocurrencia de variables

Se crearon cinco cluster con el software WOSviewer (Figura 6, Tabla 3) utilizando 75 variables como las más relevantes según los parámetros y umbral establecidos en el análisis de la coocurrencia de variables. Existen 196 variables que no fueron clasificadas en ninguno de los cluster debido a su baja frecuencia de uso por parte de los investigadores.

Tal y como se observa en la Figura 6 y Tabla 3, el cluster 1 representado por 27 variables (color rojo), corresponde a las variables con más alto nivel de coocurrencia y, por tanto, las más utilizadas para explicar el rendimiento académico según la literatura. En promedio han sido usadas en 10.6 artículos. Sin embargo, resultan ser las variables menos relevantes para explicar el rendimiento académico, puesto que solamente el 56.7% de ellas fueron mencionadas como significativas. Por el contrario, en el cluster 5 (color morado) se encuentran aquellas variables que son menos utilizadas, presentando también porcentajes más bajos de artículos en los que se mencionan como significativas (65.5%).

El cluster 4 (color amarillo) presenta variables relevantes, dado que en promedio han sido utilizadas o mencionadas en 6.9 artículos y en el 90.8% de ellas han resultado o mencionadas como significativas para explicar el rendimiento académico. Los cluster 2 (verde) y 3 (azul) presentan porcentajes similares, no obstante, son menos utilizadas por los investigadores. En la tabla 3 se presentan las características de los diferentes cluster de coocurrencia.

Tabla 3 Características de los cluster de coocurrencia de variables

CARACTERÍSTICAS DEL CLUSTER	CLUSTER					Sin cluster	TOTAL
	1	2	3	4	5		
N. de variables	27	19	14	10	5	196	271
N. de artículos promedio	10.6	4.1	6.1	6.9	6	1.2	2.9
% de artículos que la usan	3.9	1.5	2.3	2.5	2.2	0.4	1.1
N. de artículos en la que aparece significativa	6.3	3.5	5.3	6.1	4.0	0.9	2.1
% de artículos en la que se presenta significativa	56.7	85.8	86.2	90.8	65.5	76.2	75.8
N. de artículos en la que aparece no significativa	4.3	0.6	0.9	0.8	2	0.3	0.8
Ranking medio frecuencia de uso	29.9	52	39.4	51.7	36	172.5	136



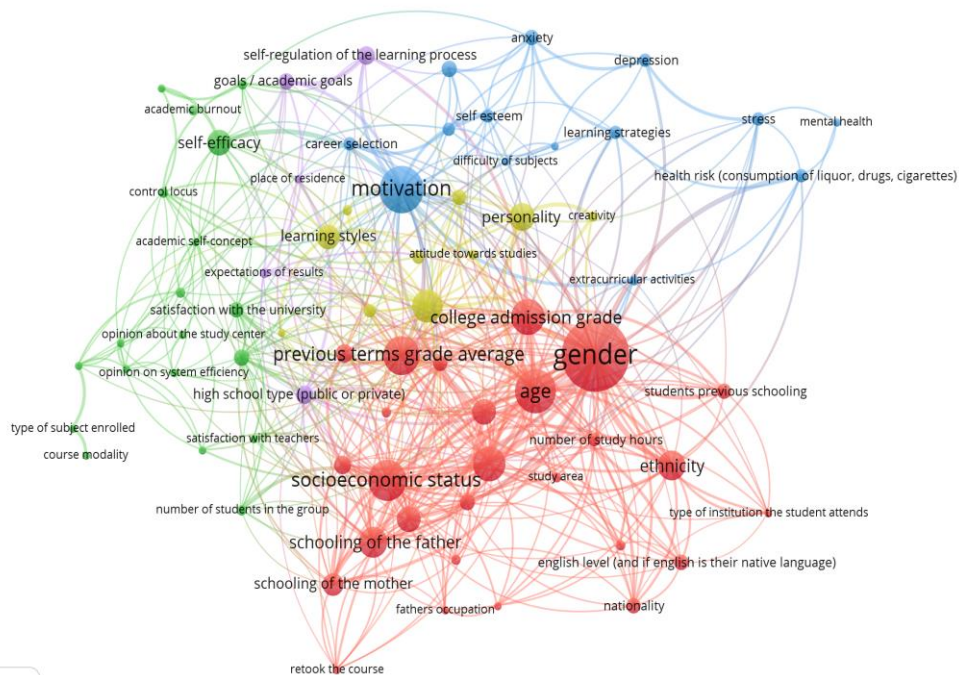


Figura 6 Red de visualización de coocurrencia de variables

## 2.2.2 Caracterización de los cluster

**Cluster uno:** Constituido por 27 variables, es el más numeroso de los cluster y el más heterogéneo en cuanto al tipo de variables que incluye. En este cluster se agruparon nueve variables demográficas y laborales del estudiante, cinco relacionadas con el entorno familiar y económico, seis de gestión académica. También están presentes en este cluster variables asociadas al valor incremental, información previa a la universidad y actividades extracurriculares del estudiante. A continuación, se presentan las variables de este cluster:

1. Género
2. Edad
3. Nivel socioeconómico
4. Etnia
5. Trabaja el estudiante
6. Número de horas de Trabajo a la semana
7. Estado civil
8. Nacionalidad
9. Número de hijos
10. Escolaridad del padre
11. Escolaridad de la madre
12. Tenencia de beca
13. Ocupación del padre
14. Ocupación de la madre
15. Habilidades sociales
16. Actividad física
17. Nota promedio previas en la universidad
18. Nota de ingreso a la universidad
19. Número de horas de estudio semanales
20. Número de horas de estudio
21. Área de estudio
22. Repitió el curso
23. Acompañamiento pedagógico durante el curso
24. Nota media secundaria
25. Tipo de escuela o institución a la que asistió
26. Escolaridad previa del estudiante
27. Nivel de inglés

---

**Cluster dos:** Constituido por 19 variables, entre las que se encuentran aspectos psicológicos, institucionales y personales del profesor, tales como:

1. Autoeficacia
2. Engagement
3. Burnout académico
4. Locus de control
5. Auto concepto académico
6. Satisfacción con la carrera
7. Satisfacción con la universidad
8. Opinión sobre el centro de estudio
9. Opinión sobre la eficacia del sistema
10. Estilos y estrategias de enseñanza
11. Relaciones que establece con alumnos
12. Antigüedad del profesor en el puesto
13. Edad del profesor
14. Número de estudiantes en el grupo
15. Modalidad del curso
16. Satisfacción con el profesor
17. Opinión sobre el sistema de evaluación
18. Compromiso académico
19. Tipo de asignatura matriculada

**Cluster tres:** Este cluster de 14 variables se caracteriza por incluir variables psicológicas como la motivación, ansiedad, depresión, autoestima y stress. también incluye aspectos relacionados con el entorno familiar, de gestión académica, salud, pedagogía y situaciones previas del estudiante antes de ingresar a la universidad entre otras.

1. Motivación
2. Ansiedad
3. Autoestima
4. Stress
5. Depresión
6. Adaptabilidad a los estudios
7. Clima educativo familiar
8. Actividades extracurriculares
9. Clima de clase
10. Estrategias de aprendizaje
11. Dificultad de las materias
12. Selección de la carrera
13. Riesgo de salud (consume de licor, drogas, cigarros)
14. Salud mental

**Cluster cuatro:** Este cluster está constituido por 10 variables, de las cuales cinco son variables psicológicas: personalidad, inteligencia, creatividad, inteligencia emocional y actitud hacia las computadoras. relacionadas con el estudiante, tres variables de la forma como gestiona la academia:

1. Asistencia a clases
2. Personalidad (cinco grandes)
3. Estilos de aprendizaje
4. Inteligencia
5. Dedicación solo a estudios
6. Uso de la plataforma virtual (blogs, e-learning)
7. Participación en clase
8. Creatividad
9. Inteligencia emocional
10. Actitud hacia las computadoras

**Cluster cinco:** Compuesto tan solo por cinco variables de las cuales se pueden considerar tres importantes, como lo son la autorregulación del aprendizaje, las expectativas de los resultados y las metas académicas:

1. Autorregulación del proceso de aprendizaje
2. Tipo de secundaria privado o público
3. Metas académicas
4. Expectativas de resultados
5. Lugar de residencia

---

**Sin cluster:** El grupo de variables denominado sin cluster incluye 196 variables que no fueron consideradas en el análisis de cluster debido al umbral establecido, ellas no cumplen las indicaciones de eficiencia y poder de análisis señaladas en Van Eck, Waltman, Dekker y Van Den Berg (2010). Se puede señalar que el grupo de variables denominado “Sin cluster” son variables que son poco usadas o mencionadas, en promedio solo en 1.2 artículos se han utilizado o mencionado y en promedio solamente en 0.9 artículos se reportaron como relevantes.

## **2.3 Metaanálisis de las variables utilizadas para explicar el rendimiento académico**

### **2.3.1 Las 19 variables más relevantes que han usado otros investigadores**

El rendimiento académico de los estudiantes universitarios se ha estudiado desde muchas perspectivas, considerando una gran variedad de aspectos psicológicos, pedagógicos, institucionales, gestión académica, familiares, demográficos, económicos y de ambiente dentro y fuera de la institución. Por ello, existen en la literatura una gran heterogeneidad de variables que han sido utilizadas para explicar el rendimiento académico; de las 271 variables encontradas, el 85.0% han sido utilizadas en cinco o menos ocasiones, lo que permite aseverar que prácticamente cada investigador utiliza algunas variables tradicionales y luego agrega algunas otras según el interés y creatividad, considerando probablemente su área de especialidad (psicología, pedagogía, economía, entre otras).

De la revisión sistemática en la que se obtienen los 171 artículos, en cada uno de ellos de manera exhaustiva se buscaron las variables que fueron usadas para explicar el rendimiento académico, una vez identificadas las variables se determina si el investigador de ese artículo la reporta como relevante o no para explicar el rendimiento académico, ese registro minucioso permite cuantificar los resultados que se presentan en el apéndice 2.1 y con él diseñar un criterio para determinar las variables más relevantes producto de la revisión sistemática.

Por ejemplo, un extracto del apéndice 2.1 de las primeras dos variables se observa que, en el caso del género, ha sido utilizada en 43 de las investigaciones (15.9%) de los 171 artículos revisados, en 22 de esos artículos los investigadores la declaran relevante, representando el 51.2% de los artículos que la incluyeron para explicar el rendimiento académico. En el caso de la variable motivación, en 25 artículos la usaron para explicar el rendimiento académico (9.2%) y en 21 de esos (84.0%) la reportaron como relevante (Tabla 4).

Tabla 4 Extracto del apéndice 2.1 con la variable género y motivación

Ranking	Variable	Autor (Señaladas como significativas)	Autor (Señaladas como no significativas)	N. de artículos	% de artículos que la usan	N. de artículos en la que aparece o se menciona significativa	% de artículos en la que se aparece o menciona significativa
1	Género	(Barahona, 2014; Bers, 1994; D'Allegro & Kerns, 2010; Duran et al., 2016; Ewert, 2012; Gutiérrez-domènech, 2009; Hinton & Higson, 2017; Houglum et al., 2005; Izar, Ynzunza & López, 2011; Johnson & Kuennen, 2003; Larson et al., 2016; Lechien et al., 2016; Marrs, 2012; Martín et al., 2012; Martins et al., 2017; Mohammad & Almahmeed, 1988; Morales et al., 2013; Reyes, Godínez, Ariza, Sánchez & Torreblanca, 2014; Singleton, 2007; Singleton & Wolfson, 2009; Smith, 2016; Tickell & Smyrnios, 2005)	(Bahsi et al., 2017; Bodger et al., 2011; Clifton et al., 2004; De Clercq et al., 2013; De Miguel & Arias, 1999; Esteban et al., 2017; García, 1989; Gree & Brown, 2011; Haldane et al., 2012; Hamid & Singaram, 2016; Hatamyar & Sullivan, 2011; Herrera, Aráoz, De Lafuente, D'jorge, Granado, Rivero & Paz, 2005; Herrera, 1999; Montero, Villalobos & Valverde, 2007; Pottinger, 1985; Ross, Cleland, & MacLeod, 2006; Rudy et al., 2017; M. Salanova & Martínez, Bresó, Llorens & Grau, 2005; Salazar et al., 2017; Tafani et al., 2011; Yazdanpanah et al., 2010)	43	15,9%	22	51,2%
2	Motivación	(Alrabai, 2016; Álvarez, García, Gil, Romero & Rodríguez, 1999; Busato et al., 2000; Celorrio, 1999; De la Fuente et al., 2017; Duran et al., 2016; Edel, 2003; Hossainy, Zare, Hormozi, Shaghghi, & Kaveh, 2012; Hulsman et al., 2007; Kappe & Van der Flier, 2012; Mikail & Baharun, 2017; Montero, Villalobos & Valverde, 2007; Prospero et al., 2007; Schunk, 1989; Shamsali & Vahdat, 2016; Stover & Hoffmann, 2014; Tejedor & García, 2007; Toca & Tourón, 1989; Weiner, 1990; Wu & Marsono, 2016)	(De Clercq et al., 2013; García, 1989; Tejedor, 2003; Tickell & Smyrnios, 2005)	25	9,2%	21	84,0%

### 2.3.2 Criterios de selección de las variables más relevantes

Al considerar tanto la frecuencia de uso (6 o más estudios), como la efectividad de las variables para explicar el rendimiento académico (Más del 66% se menciona como significativa en los artículos), destacan 19 variables como las más importantes y relevantes (Tabla 5). A estas 19 variables se les realiza un metaanálisis, en realidad son 19 metaanálisis, dado que a cada una de ellas se realiza un metaanálisis por sí misma (Apéndice 2.2) con el fin de obtener una estimación puntual del tamaño del efecto y así valorar la importancia que tienen cada una de ellas al explicar este fenómeno considerando este criterio, redefiniendo la importancia por el tamaño del efecto y no por la frecuencia de uso. Estas variables son obtenidas de los diferentes cluster dado que el criterio de selección establecido previamente permite obtener lo

mejor de cada cluster, de tal manera, que se seleccionaron siete del cluster 1, tres del cluster 2 y 3, cuatro del cluster 4 y dos del cluster 5.

Tabla 5 Variables relevantes según criterios de selección

N.	Variable	Cluster	N. de artículos que es usada 1/	% de artículos que la usan	N. de artículos en la que aparece reportada como significativa	% de artículos en la que se reportada como significativa
1	Autoeficacia	2	12	4,4%	12	100,0%
2	Personalidad	4	14	5,2%	13	92,9%
3	Estilos de aprendizaje	4	11	4,1%	10	90,9%
4	Nota promedio previas en la universidad	1	20	7,4%	18	90,0%
5	Nota de ingreso a la universidad	1	18	6,6%	16	88,9%
6	Clima de clase	3	7	2,6%	6	85,7%
7	Metas académicas	5	7	2,6%	6	85,7%
8	Motivación	3	25	9,2%	21	84,0%
9	Ansiedad	3	6	2,2%	5	83,3%
10	Inteligencia	4	6	2,2%	5	83,3%
11	Número de horas de estudio a la semana	1	6	2,2%	5	83,3%
12	Asiste a clases	4	16	5,9%	13	81,3%
13	Acompañamiento pedagógico durante el curso	1	8	3,0%	6	75,0%
14	Autorregulación del proceso de aprendizaje	5	8	3,0%	6	75,0%
15	Satisfacción con la carrera	2	7	2,6%	5	71,4%
16	Nota media secundaria	1	17	6,3%	12	70,6%
17	Nivel de inglés	1	6	2,2%	4	66,7%
18	Satisfacción con la universidad	2	6	2,2%	4	66,7%
19	Escolaridad previa del estudiante	1	6	2,2%	4	66,7%

### 2.3.3 Estimación del tamaño del efecto en el metaanálisis (Estadístico Q e I<sup>2</sup>)

Primeramente, se realizó un análisis de homogeneidad de los estudios en cada variable para lo cual se utiliza el criterio del test estadístico Q propuesto por DerSimonian & Laird (1986), preferida por cuestiones de validez y sencillez computacional, la fórmula para calcular el estadístico Q es la siguiente (Borenstein, Hedges, Higgins, & Rothstein, 2009):

$$Q = \sum_{i=1}^k W_i (Y_i - M)^2$$

Donde  $W_i = \frac{1}{v_i}$  es la ponderación que tiene un estudio en particular,  $Y_i$  es el tamaño del efecto del estudio  $i$  y  $M$  es el promedio de los tamaños del efecto de los estudios considerados y  $k$  es el número de estudios considerados. En otras palabras, calculamos la desviación de cada

---

tamaño del efecto respecto del promedio, se eleva al cuadrado y se pondera por la inversa de la varianza de cada estudio y se suma todos los k valores.

También se calcula el estadístico  $I^2$  asociado al porcentaje de heterogeneidad, propuesto por Higgins, Thompson, Deeks, y Altman (2003), con este estadístico es posible contestar la pregunta ¿Qué proporción de la varianza observada refleja diferencias reales en el tamaño del efecto?. Al ser una medida relativa de la variabilidad facilita la interpretación, el estadístico  $I^2$  es calculado de la siguiente manera:

$$I^2 = \left( \frac{Q - df}{Q} \right) * 100\%$$

Otra manera de verlo es la siguiente:

$$I^2 = \left( \frac{\text{Variancia}_{entre}}{\text{Variancia}_{total}} \right) * 100\% = \left( \frac{\tau^2}{\tau^2 + V_Y} \right) * 100\%$$

El parámetro  $\tau^2$  es definido como la varianza de los tamaños reales del efecto, el lado derecho de la fórmula sería una definición conceptual, ya que  $V_Y$  varía de estudio a estudio.

El índice  $I^2$  permite analizar la cantidad de variación en una escala relativa. Si  $I^2$  está cerca de cero, entonces casi toda la varianza observada es espuria (falso), lo cual significa que no hay nada que explicar.

Por el contrario, si  $I^2$  es grande, entonces tiene sentido especular sobre las razones de la varianza, y posiblemente aplicar técnicas como el análisis de subgrupos o meta-regresión para tratar de explicarlo. (Borenstein et al, 2009)

Con el análisis de heterogeneidad realizado para cada variable (Tabla 6) se determina si se utiliza un modelo fijo (supone la variabilidad intra-estudios) o aleatorio (supone la variabilidad intra-estudios e inter-estudios). Por ejemplo, en el caso de la variable autoeficacia se tiene un valor de  $Q=24.9$  con 6 grados de libertad, un valor de  $p=0.000$  significativo con un  $I^2= 75.9\%$ , lo que implica que se debe realizar la estimación puntual del tamaño del efecto con un modelo aleatorio. Es decir, se realiza la estimación puntual del tamaño del efecto ponderando las correlaciones de cada estudio. Posteriormente, se ordenan las variables según el tamaño del efecto (Tabla 7). La variable personalidad fue necesario descomponerla en cinco, dada las cinco dimensiones consideradas en la teoría de los cinco grandes de la personalidad (Responsabilidad, Apertura a la experiencia, Neuroticismo, Extraversión, Amabilidad).

Tabla 6 Metaanálisis de 19 variables que explican el rendimiento académico

Variable	Modelo, Tamaño del efecto e intervalo 95%				Prueba de nulidad (2 colas)		Análisis de heterogeneidad				Tau-cuadrado (Estimación variancia efecto verdadero)			
	Modelo	Estimación Puntual del tamaño del efecto	Límite Inferior	Límite Superior	Z	valor p	Estadístico Q	df	valor p	I <sup>2</sup>	Tau <sup>2</sup>	Error Estándar	Variancia	Tau
Clima de clase	Aleatorio	0.64	0.50	0.74	7.46	0.00	4.0	1	0.05	80.0	0.02	0.03	0.00	0.12
Nota promedio previas en la universidad	Aleatorio	0.50	0.34	0.63	5.63	0.00	460.1	9	0.00	98.0	0.09	0.07	0.00	0.30
Nota media secundaria	Aleatorio	0.43	0.33	0.52	7.45	0.00	129.1	7	0.00	94.6	0.03	0.02	0.00	0.16
Estilo de aprendizaje	Aleatorio	0.37	0.10	0.58	2.69	0.01	336.3	8	0.00	97.6	0.18	0.11	0.01	0.42
Autoeficacia	Aleatorio	0.35	0.28	0.43	8.43	0.00	24.9	6	0.00	75.9	0.01	0.01	0.00	0.10
Asistencia a clases	Aleatorio	0.33	0.17	0.48	3.92	0.00	71.7	9	0.00	87.5	0.07	0.05	0.00	0.26
Nivel de inglés	Fijo	0.33	0.29	0.36	15.64	0.00	0.8	3	0.85	0.0	0.00	0.00	0.00	0.00
Motivación	Aleatorio	0.31	0.13	0.47	3.33	0.00	159.2	7	0.00	95.6	0.07	0.04	0.00	0.27
Metas académicas	Aleatorio	0.30	-0.12	0.63	1.42	0.16	45.8	1	0.00	97.8	0.10	0.14	0.02	0.31
Personalidad, responsabilidad	Aleatorio	0.28	0.18	0.37	5.65	0.00	61.8	10	0.00	83.8	0.02	0.01	0.00	0.15
Satisfacción con la carrera	Aleatorio	0.22	0.14	0.29	5.44	0.00	41.9	3	0.00	92.8	0.01	0.01	0.00	0.01
Número de horas de estudio a la semana	Aleatorio	0.19	0.03	0.35	2.24	0.03	7.1	1	0.01	85.9	0.01	0.02	0.00	0.11
Nota de ingreso a la universidad	Aleatorio	0.19	0.07	0.30	3.12	0.00	45.1	5	0.00	88.9	0.02	0.02	0.00	0.14
Satisfacción con la universidad	Fijo	0.16	0.13	0.18	12.05	0.00	3.0	2	0.23	32.5	0.00	0.00	0.00	0.02
Personalidad, amabilidad	Fijo	0.12	0.08	0.16	5.73	0.00	7.8	8	0.45	0.0	0.00	0.00	0.00	0.00
Autorregulación del proceso de aprendizaje	Fijo	0.12	0.05	0.18	3.54	0.00	7.3	7	0.40	3.8	0.00	0.01	0.00	0.02
Personalidad, extraversión	Fijo	0.12	0.06	0.17	4.15	0.00	6.3	7	0.51	0.0	0.00	0.00	0.00	0.00
Escolaridad previa del estudiante	Fijo	0.11	0.06	0.17	4.33	0.00	3.3	2	0.20	38.6	0.00	0.00	0.00	0.04
Inteligencia	Fijo	0.11	0.07	0.15	5.20	0.00	7.4	4	0.12	46.2	0.00	0.00	0.00	0.05
SopORTE académico durante el curso	Fijo	0.11	0.08	0.13	7.43	0.00	2.3	4	0.69	0.0	0.00	0.00	0.00	0.00
Personalidad, apertura a la experiencia	Aleatorio	0.10	0.03	0.18	2.66	0.01	19.5	7	64.14	0.0	0.01	0.01	0.00	0.08
Personalidad, neuroticismo	Aleatorio	0.00	-0.06	0.06	0.06	0.95	20.5	10	51.11	51.1	0.01	0.00	0.00	0.07
Ansiedad	Aleatorio	-0.04	-0.26	-0.18	-0.37	0.71	11.8	2	0.00	83.0	0.03	0.04	0.00	0.18

---

Dada la gran heterogeneidad observada en las variables utilizadas por otros investigadores para explicar el rendimiento académico (en 13 fue necesario un modelo aleatorio y en 6 un modelo fijo), los resultados y criterios establecidos, es posible precisar la relevancia de aquellas variables que permiten valorar con mayor precisión el rendimiento académico según la literatura encontrada.

#### **2.3.4 Resultado del metaanálisis, estimación del tamaño del efecto (correlación)**

La Tabla 7 muestra la estimación del tamaño del efecto para las 19 variables consideradas, el mayor tamaño del efecto lo tiene la variable clima de clase, seguida por el valor de las notas promedio previas al curso y en tercer lugar las notas promedio obtenida en la secundaria. Los estilos de aprendizaje aparecen en ese top 5, con un tamaño del efecto de 0.367 seguido por la variable autoeficacia con 0.353. La asistencia a clases, el nivel de inglés, la motivación y las metas académicas que tenga el estudiante son aspectos también relevantes que están correlacionados de manera importante con el rendimiento académico, bajo la apreciación del tamaño del efecto.

La revisión sistemática de la bibliografía y el análisis bibliométrico permitieron determinar las 271 variables utilizadas por los investigadores para explicar el rendimiento académico y dentro de ellas las principales 19 variables que se han utilizado en los últimos 50 años. Un 7.0% de las variables utilizadas son las más relevantes considerando la frecuencia de uso, la efectividad (relevancia) y como consecuencia de esa selección fue posible dimensionar el tamaño del efecto de esas variables relevantes.

De las 19 variables, 16 están asociadas a la acción del estudiante, concretamente a los aspectos psicológicos (autoeficacia, motivación, metas académicas, personalidad, inteligencia y ansiedad), seguidas por aquellas variables que corresponden a la forma como el estudiante gestiona su actividad académica (nota promedio previas en la universidad, asistencia a clases, número de horas de estudio a la semana, autorregulación del proceso de aprendizaje), el valor incremental que va agregando el estudiante conforme avanza en su escolaridad, como lo es el nivel de inglés y la escolaridad previa del estudiante.

Por otro lado, la opinión sobre el nivel de satisfacción con la carrera escogida y la satisfacción con la universidad, los estilos de aprendizaje al que tienda el estudiante dentro del factor pedagógico resultan también relevante para explicar el rendimiento académico, así como la nota media de la secundaria obtenida por el estudiante es fundamental para explicar este



fenómeno. Los factores institucionales que resultaron relevantes son la nota de ingreso a la universidad, el soporte pedagógico durante el curso y como las más importante el ambiente de clase.

Tabla 7 Estimación del tamaño del efecto (ranking según la correlación)

Variable	Estadísticos de la correlación					Estadísticos para cada variable			
	Tamaño de muestra promedio	Tamaño del efecto	Error Estándar	Z de Fisher	Error Estándar	Límite Inferior	Límite Superior	Z	p val
Clima de clase	270	0,64	0,04	0,75	0,06	0,56	0,70	12,28	0,000
Nota promedio previas en la universidad	851	0,50	0,03	0,55	0,03	0,45	0,55	15,92	0,000
Nota media secundaria	370	0,43	0,04	0,46	0,05	0,34	0,51	8,76	0,000
Estilo de aprendizaje	243	0,37	0,06	0,38	0,06	0,25	0,47	5,96	0,000
Autoeficacia	362	0,35	0,05	0,37	0,05	0,26	0,44	6,99	0,000
Asistencia a clases	145	0,33	0,07	0,35	0,08	0,18	0,47	4,11	0,000
Nivel de inglés	536	0,33	0,04	0,34	0,04	0,25	0,40	7,81	0,000
Motivación	315	0,31	0,05	0,32	0,06	0,21	0,41	5,70	0,000
Metas académicas	497	0,30	0,04	0,31	0,04	0,22	0,38	6,98	0,000
Personalidad, responsabilidad	250	0,28	0,06	0,29	0,06	0,16	0,39	4,49	0,000
Satisfacción con la carrera	3133	0,22	0,02	0,22	0,02	0,18	0,25	12,40	0,000
Número de horas de estudio a la semana	626	0,19	0,04	0,19	0,04	0,12	0,27	4,85	0,000
Nota de ingreso a la universidad	479	0,19	0,04	0,19	0,05	0,10	0,27	4,15	0,000
Satisfacción con la universidad	1946	0,16	0,02	0,16	0,02	0,11	0,20	6,93	0,000
Personalidad, amabilidad	260	0,12	0,06	0,12	0,06	0,00	0,24	1,92	0,055
Autorregulación del proceso de aprendizaje	122	0,12	0,09	0,12	0,09	-0,06	0,29	1,27	0,204
Personalidad, extraversión	163	0,12	0,08	0,12	0,08	-0,04	0,26	1,47	0,140
Escolaridad previa del estudiante	481	0,11	0,05	0,11	0,05	0,02	0,20	2,50	0,012
Inteligencia	468	0,11	0,05	0,11	0,05	0,02	0,20	2,32	0,021
Soporte académico durante el curso	992	0,11	0,03	0,11	0,03	0,04	0,17	3,31	0,001
Personalidad, apertura a la experiencia	281	0,10	0,06	0,10	0,06	-0,01	0,22	1,72	0,085
Personalidad, neuroticismo	251	0,00	0,06	0,00	0,06	-0,12	0,13	0,03	0,975
Ansiedad	170	-0,04	0,08	-0,04	0,08	-0,19	0,11	-0,54	0,587

Paralelamente a la revisión sistemática formal, el análisis bibliométrico y el metaanálisis se inició la investigación empírica en la Universidad Estatal a Distancia de Costa Rica.



**CAPÍTULO 3**

**OBJETIVOS, MATERIAL Y MÉTODOS**

---

### III. OBJETIVOS, MATERIAL Y MÉTODO

#### 3.1 OBJETIVOS

Durante el desarrollo de esta tesis doctoral, se han desprendido dos grandes objetivos, por un lado, el reconocimiento e identificación de las variables que explican el rendimiento académico para la creación del modelo estadístico pedagógico que permia predecir el rendimiento académico esperado de los estudiantes y la revisión exhaustiva de la técnica estadística denominada Descomposición de la matriz  $A = CUR$ , ambos objetivos generales fundamentan la creación y desarrollo de esta investigación. Con el primero se realiza un aporte importante que los estudiantes pueden utilizar de manera inmediata con la aplicación AASP para predecir su rendimiento académico esperado a futuro y con el segundo el aporte es implementar una mejora en la técnica mediante la creación también de un software estadístico, llamado Dinamic CUR (*dCUR*).

##### 3.1.1 Objetivo general

Estudiar la relación entre indicadores de rendimiento académico y un conjunto de dimensiones latentes y variables observadas directamente de los estudiantes para conformar un modelo estadístico que apoye la gestión académica, administrativa y la mejora continua del rendimiento académico, para lo cual se utilizará la Descomposición de la matriz CUR para la identificación y selección de las variables relevantes.

##### 3.1.2 Objetivos específicos

1. Determinar la relevancia estadística que tienen las variables que resultan significativas en su correlación con el rendimiento académico encontradas en la revisión sistemática de literatura, análisis bibliométrico y metaanálisis.
2. Realizar análisis mediante la técnica multivariante descomposición de la matriz CUR, para determinar las variables altamente relacionadas con el rendimiento académico y así establecer la plataforma de datos para la conformación de un modelo estadístico pedagógico con impacto en el mejoramiento continuo del rendimiento de los estudiantes universitarios que incorpore esas variables estadísticamente significativas.
3. Diseñar un modelo estadístico de clasificación de estudiantes que permite predecir el percentil de rendimiento académico esperado de un estudiante en el futuro próximo.

---

## **3.2 MATERIALES Y MÉTODO**

En esta investigación fue necesario abordar diferentes escenarios de análisis, primeramente, se realizó una revisión sistemática de literatura, que condujo a un análisis bibliométrico para concluir con un metaanálisis. En esta primera fase la estrategia seguida fue la de incorporar una metodología de revisión bibliográfica, que permitiera identificar las variables que otros investigadores han utilizado en los últimos 50 años para explicar el rendimiento académico, y conformar así, para la siguiente etapa de análisis, un conjunto de variables y dimensiones relevantes para la creación del modelo estadístico.

Es por ello, que desde el punto de vista metodológico esta investigación conjuga en su desarrollo una combinación de métodos y estrategias para alcanzar los objetivos propuestos. En primera instancia, el desarrollo de la revisión bibliográfica presentada anteriormente permitió enfocar los esfuerzos para valorar y medir las principales variables y dimensiones latentes que han sido utilizadas para explicar el rendimiento académico.

Seguidamente se formaliza desde el punto de vista metodológico la investigación empírica, para darle fundamento a la creación del modelo estadístico pedagógico para predecir el rendimiento académico de los estudiantes universitarios, para ello se describen los siguientes aspectos.

### **3.2.1 Población de estudio**

La población de estudio fue el total de estudiantes universitarios de la Escuela de Ciencias de la Administración de la Universidad Estatal a Distancia de Costa Rica, matriculado en el primer cuatrimestre del 2017, un total de N=5928.

### **3.2.2 Unidad estadística objeto de estudio**

La unidad estadística elemental fue el estudiante universitario de la Escuela de Ciencias de la Administración de la Universidad Estatal a Distancia de Costa Rica, matriculado en el primer cuatrimestre del 2017.

### **3.2.3 Muestra, error muestral y nivel de confianza**

La muestra seleccionada fue de 638 estudiantes, con lo cual es posible realizar estimaciones a la población con un 3.9% de error muestral con una confianza del 95.0%, es

decir, cualquier diferencia observada entre porcentajes analizados superiores al 3.9% reflejan diferencias significativas.

### 3.2.4 Estrategia de recopilación de datos

Para la recopilación de datos se diseñaron 10 estrategias para la búsqueda de informantes, con el fin de lograr la muestra final. Fue necesario implementar todas ellas dadas las características de la investigación. Dado que esta investigación es la primera que se realiza con estas características en la universidad, fue necesario concientizar a los estudiantes, tutores, directores de cátedra, director de escuela para que apoyaran el estudio, incluso durante el proceso de recopilación de datos, fue necesario apoyarse en los directores de centros universitarios los que brindaron un considerable soporte. Las 10 estrategias se presentan seguidamente.

#### Uso de orientaciones académicas

En las orientaciones académicas que recibieron los estudiantes al matricular cada asignatura en el I cuatrimestre del 2017, se incluía una invitación a participar en el estudio, señalando un link donde encontrarían el cuestionario a contestar y la fecha para la recopilación de datos. Esto fue necesario planearlo desde setiembre 2016 dada la programación y producción de las orientaciones académicas para el proceso de matrícula (Figura 7).



 <p>UNIVERSIDAD ESTATAL A DISTANCIA VICERRECTORÍA ACADÉMICA ESCUELA CIENCIAS DE LA ADMINISTRACIÓN</p>  <p><b>ORIENTACIONES ACADÉMICAS PARA LA ASIGNATURA</b></p> <p><b>MATEMÁTICA FINANCIERA</b></p> <p>Código: 00413</p> <p>ELABORADO POR: CÁTEDRA DE FINANZAS</p> <p><b>PRIMER CUATRIMESTRE 2017</b></p>	<p><b>Estimado estudiante:</b> <b>Su participación en este estudio es muy valiosa</b></p> <p>Este I Cuatrimestre del 2017 se estará realizando una investigación sobre temas académicos fundamentales para el mejoramiento continuo del estudiante. El objetivo principal es analizar cuidadosamente las variables que explican el rendimiento académico, y así diseñar estrategias del proceso de enseñanza aprendizaje para todas las asignaturas que se ofrecen en la Escuela de Ciencias de la Administración (ECA).</p> <p>Por esta razón, necesitamos de su valiosa participación, contestando de manera completa el cuestionario que se encuentra en este link:</p> <p><a href="http://bit.ly/2bw4kEL">http://bit.ly/2bw4kEL</a></p> <p><b>FECHA DE INGRESO AL CUESTIONARIO:</b> 18 al 27 de marzo del 2017 <b>DURACIÓN:</b> 1 hora y 10 minutos.</p> <p><b>MUCHÍSIMAS GRACIAS POR SU COLABORACIÓN.</b></p> <p><i>NOTA: En caso de consultas sobre esta investigación, favor comunicarse con el Sr. Greibin Villegas al correo <a href="mailto:gvillegas@uned.ac.cr">gvillegas@uned.ac.cr</a></i></p> <p><i>Su participación es de carácter voluntario</i></p>
--	---

Figura 7 Invitación a contestar el cuestionario en línea

## Colocación de un banner en la web

Se colocó un banner en la web institucional desde el 1 de marzo al 30 de marzo del 2017, luego se extendió por un mes más para aumentar la muestra (Figura 8).



The image shows a screenshot of the UNED website. At the top, there is a header with the UNED logo, the text "UNIVERSIDAD ESTATAL A DISTANCIA 40 Aniversario Costa Rica", and a search bar. Below the header is a navigation menu with links: "CONOCIENDO LA UNED", "ESTUDIANTES", "FUNCIONARIOS", "RECURSOS DIDÁCTICOS", "INVESTIGACIÓN", "EXTENSIÓN", and "CENTROS UNIVERSITARIOS". The main content area features a large banner on the left with the text: "Estudiante participa en la: 'Primera investigación integral sobre el rendimiento académico en los estudiantes de la Escuela de Ciencias de la Administración (ECA)'. Del 18 al 27 de marzo del 2017, su participación es muy valiosa." Below this text is a photo of hands using a calculator and a laptop. To the right of the banner is a grid of six orange buttons with icons and text: "Período académico", "Admisión y matrícula", "Carreras y posgrados", "Vida estudiantil", "Publicaciones y difusión", and "Entorno estudiantil". Further right is a "NOTICIAS" section with several news items. At the bottom, there is a "ZONA U" sidebar with "Admisión y matrícula" and "Cursos libres y de extensión" sections. The main footer contains "Centros universitarios" and "UNIVERSIDAD" sections with various links and social media icons.

Figura 8 Banner de información colocada en la web de la UNED

## En la plataforma virtual

Para aquellas asignaturas que tenían activa la plataforma Moodle en el curso, se mantuvo el anuncio durante los meses de febrero, marzo, abril y mayo del 2017.

## Envío de correos electrónicos con el link del cuestionario

Se enviaron invitaciones personalizadas a los estudiantes mediante correo electrónico usando la plataforma de Limesurvey para controlar las fechas de respuesta.

## Apoyo de la Asociación de Estudiantes de la Universidad

Se solicitó a la asociación de estudiantes de la universidad para que apoyaran el proceso, este apoyo se realizó con la comunicación de la junta directiva de la asociación a los estudiantes y el pegado de carteles en la misma oficina de la asociación de estudiantes en cada centro universitario.

## Se pegaron carteles en todos los centros universitarios

Se enviaron dos carteles a cada uno de los 37 centros universitarios, los cuales fueron pegados en las principales pizarras y paredes de la UNED en cada centro (Figura 9).

### Solicitud de apoyo a todos los directores de centros universitarios

En una reunión de encargados de centros universitarios realizada del 1 al 3 de marzo del 2017 el Director de Centros regionales explicó el proyecto y entregó el material para que sea distribuido entre los estudiantes del centro.



Figura 9 Banner de información colocados en las pizarras y paredes en la UNED

### Distribución de publicidad del proyecto

Se fotocopiaron 10000 pequeños folletos para ser entregados a los estudiantes en los seis centros universitarios más grandes, a saber: San José, Heredia, Cartago, Alajuela, Desamparados y Palmares. Este material se entregó durante las tutorías que recibían los estudiantes, para lo cual se contrató a seis personas para que realizaran la visita y entrega a los centros (Figura 10).



Figura 10 Distribución de publicidad en los centros universitarios

### Facebook de la ECA y profesores tutores

El administrador del Facebook de la Escuela de Ciencias de la Administración sugirió colocar la publicidad también en esta red social. Se solicitó a los profesores tutores de la ECA para que apoyaran todo el proceso de recopilación de datos, motivando a los estudiantes en el tiempo de sus tutorías para que contestaran el cuestionario.

### 3.2.5 Efecto del esfuerzo publicitario y llamado a contestar

En el cuestionario se incluyó el registro por el cual el estudiante se había enterado de la investigación con el propósito de utilizar los medios más eficientes en el futuro, quedando demostrado que la comunicación en la plataforma de la asignatura durante el periodo de recopilación de datos y la invitación personalizada por medio de correo electrónico incluyendo el link del cuestionario son los que producen mejor efecto al responder, complementado con las orientaciones académicas y el Banner en la web de la universidad (Tabla 8).

Tabla 8 Estudiantes que se enteraron del estudio según medio de comunicación

MEDIO DE COMUNICACIÓN	n	%
Comunicación en la plataforma Moodle del curso	251	39,5%
Invitación por correo electrónico con link del cuestionario	233	36,6%
Comunicación en las orientaciones académicas de las asignaturas	124	19,5%
Banner en la web de la Uned	75	11,8%
Folletos que se le entregan a los estudiantes en el aula	63	9,9%
Folletos que se le entregan a los estudiantes en las oficinas del CU	56	8,8%
Por un profesor en la tutoría	46	7,2%
Por otro estudiante que me comentó	39	6,1%
Por unos jóvenes que estaban en el CU	31	4,9%
Facebook de la ECA	25	3,9%
Póster de color pegado en el Centro Universitario	13	2,0%
Póster blanco y negro pegado en el Centro Universitario	5	,8%
Póster pegado en las asociaciones de estudiantes en el CU	5	,8%

### 3.2.6 Cuestionario, dimensiones y variables utilizadas

El diseño del cuestionario con las escalas y sus diferentes dimensiones, variables específicas y preguntas en el cuestionario se fundamentó en los resultados obtenidos de la revisión preliminar de los 106 artículos en los que se obtuvieron 206 variables. De esa revisión preliminar se preparó un informe que se presentó en la Conferencia Internacional de la Royal Statistical Society RSS-2016 en Manchester, Inglaterra (Figura 11).

En esta conferencia se presentó el proceso de investigación doctoral, partiendo de lo realizado en el 2015, lo realizado en el 2016 y el proyecto de trabajo para el 2017 y 2018. El cartel que se llevó a esta conferencia se tituló “50 Significant Variables Associated with University Academic Performance, Over the Last 50 Years (1966-2016)” (Figura 12). Se presentó un primer acercamiento a las variables que se han utilizado para explicar el rendimiento académico, en este caso se presentaron las primeras 50 más relevantes encontradas hasta ese momento. Esta actividad quedó registrada en el libro de resúmenes.



Se diseñó un cuestionario exhaustivo, que cubriera todos los posibles factores que otros investigadores habían considerado en sus estudios. El cuestionario utilizado se implementó en la plataforma de Limesurvey que es la plataforma oficial de la UNED Costa Rica para realizar investigaciones.

Figura 11 Encabezado del cartel presentado en la RSS 2016 Manchester, Inglaterra

**Abstract**  
 Understanding the variables that influence academic performance has been an on-going topic of research for the last 50 years. Nonetheless, the authors have not reached any definitive conclusions. The objective of this study has been to find the most relevant and significant variables for explaining and statistically modeling academic performance. To this end, a systematic qualitative review of a narrative character was performed. More than one hundred articles (books, journal articles) were analyzed. The objective was to analyze the role of different variables on academic performance, published in specialized journals, books, doctoral theses and other bibliographic sources were analyzed. The criterion applied to determine the most relevant variables was to record whether the variable showed a correlation with academic performance or not, if it was used in three or more studies and whether in at least 60% of the appearances. It was mentioned by the authors as relevant for explaining academic performance. A total of 206 variables were recorded, from these 50 were the most relevant. As a final proposal in this study we suggest the use of variables that should go to make up the model for academic management and how to record them for a multivariate statistical analysis.

**Top 50 variables**  
 Motivation  
 Perceived self-efficacy  
 Learning styles  
 Performance on the prior course  
 Personality  
 Mother's schooling  
 Class attendance  
 Satisfaction with the major  
 Student academic burn-out  
 Student works  
 Academic self-concept  
 Mean university admission grade  
 Institutional climate  
 Type of secondary, public or private  
 Creativity  
 Social abilities  
 Emotional intelligence  
 Academic goals  
 Relationships with companions from centre  
 Number of students in group  
 Mean grade in Baccalaureate  
 Intelligence  
 Number of weekly study hours  
 Pedagogical accompaniment during the course  
 Personal self-concept  
 Family educational climate  
 Performance at secondary level  
 Responsibility (Self-responsibility)  
 Teaching style and strategies  
 Relationship's expectations and attitudes  
 Relationship's relationship with the student  
 Mother's income  
 Mother's education  
 Mean grade for professor  
 Mean grade for student  
 Mean grade for subject  
 Mean grade for course  
 Mean grade for degree  
 Mean grade for university

**With 939 variables you need to use CUR Matrix**  
 $A \approx C U R$   
 A matrix CUR decomposition provides a low-rank approximation of the form  $A \approx C U R$ , where C is a matrix consisting of a small number of columns of an appropriately defined low dimensional encoding matrix. CUR matrix decomposition provides a dimensionality reduce low rank approximation to the original data matrix A that is expressed in terms of a small number of actual columns and a small number of actual rows of the columns and rows.

**Statistical Leverage**  
 $A^T = \sum_{i=1}^n (a_i^T)^T$   
 $A^T = R A B^T \leq \|A\| = R A B^T + \epsilon \|A B^T\|$   
 $\|A - CUR\|_F \leq \|A - A_1 B_1^T + \epsilon \|A B_1^T\|$

**Objective and Methods**  
 The objective of this study has been to find the most relevant and significant variables for explaining and statistically modeling academic performance. Design: a qualitative systematic review of a narrative character was applied. In this end the selection from the last 50 years of research on this indicator is a tool to assess the academic performance can have a population of students. It is necessary to reconsider the concept of quality of education, because although it tends to increase the number of students in universities every year, it is certain that the increase quality of higher education and the performance of students with their study as possible an approximation to the educational reality. The research has been made in the regard in the past 30 years, have similar characteristics regarding their conceptual, methodological and many cases similar results in building up a model for academic management and how to record them for a multivariate statistical analysis. A general conceptual criticism made to the design of most research is that researchers have not used statistical techniques to conduct their research with a statistical technique and present the results in search of a statistical model that supports them make decisions. In this sense, the research presented at this time to explain the academic performance of the student to be effective must have a combination platform data that supports a model of academic management and how to record them for a multivariate statistical analysis. performance product adjustments to the relevant variables.

**Abstracts booklet**

**RSS International Conference**  
 5 - 8 September 2016, Manchester  
 www.rs.org.uk/conference2016

Figura 12 Cartel presentado en la RSS 2016 Manchester, Inglaterra

---

El cuestionario se puede observar en el Apéndice 3.1, su contenido es bastante amplio, incluye los siguientes temas y cada uno de ellos incorporan diferentes escalas, test y preguntas específicas:

1. Aspectos psicológicos del estudiante
2. Aspectos pedagógicos del estudiante
3. Aspectos de gestión académica institucional
4. Temas relacionados con el desempeño del profesor
5. Aspectos sobre la evaluación de los aprendizajes
6. Entorno familiar y económico
7. Relación de estudiantes con terceros
8. Gestión académica del estudiante
9. Gestión académica institucional
10. Aspectos académicos previos a la universidad
11. Gestión administrativa de la universidad
12. Aspectos laborales
13. Entorno familiar y económico
14. Valor académico incremental estudiante
15. Variables sociodemográficas

En resumen, el cuestionario utilizado contiene 36 escalas, que permiten construir 180 dimensiones latentes o factores a partir de los 1000 ítems, adicionalmente se consultan 18 preguntas adicionales y un módulo de variables sociodemográficas constituidas por 15 variables adicionales. En el Apéndice 3.2 se puede observar para cada una de las escalas y dimensiones latentes los siguientes aspectos:

1. Nombre de la escala o test
2. Nombre de la dimensión que se desprende de esa escala o test
3. N. de ítems con la que se construye
4. Alpha de Cronbach
5. Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo
6. Prueba de esfericidad de Bartlett (Aprox. Chi-cuadrado, gl, Sig.)
7. Porcentaje de variancia explicado
8. N. de factores
9. Coeficiente Alpha Ordinal
10. Coeficiente Omega de McDonald
11. Coeficiente Greatest Lowe Bound (GL)
12. Coeficiente GLB Algebraic

Dado que muchos de los test utilizados han sido diseñados con escalas ordinales, es necesario para mantener la rigurosidad estadística, calcular los coeficientes del 9 al 12, tal como lo sugiere [Vega \(2018\)](#). Con el propósito de incluir todas las posibles variables relevantes para explicar el rendimiento académico, fue necesario diseñar 11 escalas adicionales dado que no se encontraron en la literatura la correspondiente para medir el concepto o variable de interés, estas se mencionan seguidamente (Tabla 9).

Tabla 9 Escalas con diseño propio para esta investigación

N.	Escala	Descripción
1	Actitud hacia las tutorías	Incluye: Aclaración de dudas, Integración, Relación con la universidad, Ahorro de tiempo, Trato de los tutores, Satisfacción general. Incluye 22 ítems con valores alpha de Cronbach en sus dimensiones de entre 0.80 y 0.85.
2	Responsabilidad	Incluye: Conciencia de sus obligaciones, Seguridad en sí mismo, Toma de decisiones, Constancia, Auto-proposición de metas, Responder por sus actos. La escala es de elaboración propia a partir de los conceptos de Toledo & Nuñez (2011) las dimensiones presentan valores de Alpha de Cronbach entre 0.70 y 0.86.
3	Técnicas para facilitar el aprendizaje	Incluye: Frecuencia y uso de Técnicas gráficas, Técnicas orales, Técnicas grupales y Técnicas escritas. Escala diseño propio, Alpha de Cronbach de esta escala es de 0.926.
4	Desempeño del tutor	Incluye: Desempeño general del tutor, Forma de comunicarse con el estudiante, Interacción con el estudiante y Cumplimiento de horarios. La escala utilizada ha sido tomada de Villegas et al. (2015), Alpha de Cronbach de 0.98.
5	Actitud hacia el sistema de evaluación de los aprendizajes	Incluye: satisfacción con el sistema de evaluación, la evaluación como un indicador de aprendizaje, se evalúa lo que se enseña, momento en los que se realiza la evaluación, idoneidad de los métodos de evaluación, condición de infraestructura y el peso relativo de la evaluación. La escala es de diseño propio, pero bajo la perspectiva conceptual de Trillo & Porto (1999). Alpha de Cronbach de 0.875.
6	Actitud hacia el tipo de preguntas en la evaluación de los aprendizajes	Incluye: Tipo de preguntas: Pareo, asocie y selección única, Respuesta corta y completar, Desarrollo y pregunta abierta de respuesta específica. Alpha de Cronbach de 0.88.
7	Uso de recursos en la universidad y en el hogar	Incluye: Uso de los recursos de la biblioteca dentro o fuera de la casa, compra de libros y fotocopia y fotografía, material de estudio y lo que imprime encontrado en internet. Escala de diseño propio. Alpha de Cronbach de 0.71.
8	Eficiencia de la Uned	Incluye eficacia y eficiencia universitaria. Diseño propio debido a que no existe una escala para valorar esta dimensión de manera particular para la Uned, Costa Rica, esta escala ofrece un Alpha de Cronbach de 0.752.
9	Gestión administrativa de la Uned	Incluye: Valoración de los funcionarios, programación de actividades, administración de recursos, eficiencia en la matrícula, mantenimiento físico de las instalaciones. Escala propia diseñada por los investigadores, Alpha de Cronbach de 0.878.
10	Participación en clase	Incluye: Participación en tutorías presenciales y virtuales. La escala es de diseño propio, Alpha de Cronbach de 0.84.
11	Factor económico	Incluye: Tenencia de artefactos en el hogar. Escala de diseño propio, Alpha de Cronbach de 0.92

---

### 3.2.7 Control de calidad en los datos

Uno de los primeros aspectos que surge cuando se desea evaluar tantas variables simultáneamente, es el tamaño y el tiempo de duración del cuestionario. Normalmente, la gran mayoría de los investigadores opinan que un cuestionario de muchas preguntas tiende a tener problemas de sesgos de observación, entre los mencionados por Choi, Granero, y Pak (2010), lo sesgos derivados de problemas con el diseño y diagramación del cuestionario, a saber: diagramación inadecuada (escalas yuxtapuestas, alineación de respuestas), demasiados largos, estructura (saltos) y reacción psicológica del informante (aversión a los extremos).

Ante la situación de equilibrar los objetivos de investigación con un diseño adecuado del cuestionario, se decidió utilizar un instrumental metodológico que dispusiera el cuestionario en internet, de tal manera, que el informante redujera a lo mínimo el uso de hojas, saltos, y preguntas innecesarias si no corresponden a respuestas previas. También se le dio un adecuado equilibrio entre las escalas, preguntas con respuestas de selección única, aspectos administrativos, un par de preguntas abiertas sobre opinión, para que el informante quiebre la monotonía por leer muchos ítems seguidos.

Para contrarrestar el cansancio el estudiante tenía la posibilidad de acceder el cuestionario en diferentes momentos y para evitar las respuestas aleatorias en las diferentes escalas se decidió poner siete puntos de control que se colocaron a lo largo del cuestionario con el fin de registrar si el informante estaba leyendo las preguntas o solo hacía clic en alguna celda.

El control consistió en colocar entre los ítems de varias escalas uno adicional que señala lo siguiente “Si usted está leyendo este ítem haga clic en "Nada en Absoluto", según la escala se cambia la categoría de respuesta del ítem. Estos ítems se fueron colocando en diferentes lugares del cuestionario, tal como se muestra en la Tabla 10 y en la Figura 13 se puede apreciar la forma como aparece un ítem de control de calidad en el cuestionario.

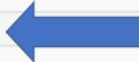
	Nada o Nunca	Muy poco o Muy pocas veces	Algo o Algunas veces	Bastante o Bastantes veces	Mucho o Muchas veces	Muchísimo o Siempre
Rechazo ideas originales y espontáneas si no las veo prácticas.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Aporto ideas nuevas y espontáneas en los grupos de discusión.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Muchas veces actuó sin mirar las consecuencias.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Si usted está leyendo este ítem haga clic en "Muy poco o Muy pocas veces" 	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
La mayoría de las veces expreso abiertamente cómo me siento.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
A menudo caigo en la cuenta de otras formas mejores y más prácticas de hacer las cosas.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Soy consciente de que en las discusiones ayudo a los demás a mantenerse centrados en el tema, evitando divagaciones.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Si trabajo en grupo procuro que se siga un método y un orden.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Creo que el fin justifica los medios en muchos casos.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Figura 13 Forma como aparece un ítem de control de calidad

Tabla 10 Ítems para el control de calidad en el cuestionario

Escala	Ítem	Descripción	Porcentaje de avance en el cuestionario
Motivación	motiv1_29	[Si usted está leyendo este ítem haga clic en "Nada en Absoluto"]	7,4%
Estilos de aprendizaje	e4estapren_81	[Si usted está leyendo este ítem haga clic en "Muy poco o Muy pocas veces"]	25,7%
Metas académicas	e7metasacademicas_21	[Si usted está leyendo este ítem haga clic en "Siempre"]	36,2%
Creatividad	e11creatividad_38	[Si usted está leyendo este ítem haga clic en "Varias veces"]	45,4%
Estrategias de aprendizaje	e15estraaprendiz_89	[Si usted está leyendo este ítem haga clic en "Muy en desacuerdo"]	60,5%
Responsabilidad	e24responsabilidad_34	[Si usted está leyendo este ítem haga clic en "Me describe"]	89,8%
Eficacia y satisfacción del sistema de educación a distancia	q16b_8	[Si usted está leyendo este ítem haga clic en "Ni de acuerdo, Ni en desacuerdo"]	95,3%

Otro aspecto importante que se incorporó en el diseño del cuestionario fue la aleatorización de los ítems dentro de cada escala, de tal manera, que cada vez que un informante respondiera se presentaban en diferente orden todos los ítems de todas las escalas.



### 3.2.8 Resultado final de recopilación de datos y control de calidad

Ingresaron un total de 697 estudiantes del 28 de marzo al 31 de mayo del 2017, se eliminaron 28 por estar incompletos y 31 se eliminaron por no cumplir los estándares de calidad. La muestra final fue de 638 estudiantes. El criterio de calidad fue mantener aquellos estudiantes que al menos contestaran 6 o más ítems de control correctos, la Tabla 11 muestra el detalle del número de estudiantes según la cantidad de ítems de control de calidad contestadas correctamente.

Tabla 11 Estudiantes según el número de ítems de control correctos

N. de ítems	N. de estudiantes	%
0	5	0,7%
1	5	0,7%
2	3	0,4%
3	4	0,6%
4	6	0,9%
5	8	1,2%
6	109	16,3%
7	529	79,1%
<b>TOTAL</b>	<b>669</b>	<b>100,0%</b>

Durante el proceso de registro de datos, el sistema Limesurvey anota el tiempo que duran los informantes en cada una de las preguntas del cuestionario, información como esta es valiosa por si en el futuro algún otro investigador desea utilizar una de las escalas o todo el cuestionario para replicar el estudio. En la Tabla 12 se aprecian los estadísticos descriptivos (promedio, mediana, percentil 75, desviación estándar y coeficiente de variación para cada grupo de preguntas. En general, el tiempo promedio de duración fue de 160 minutos (2 horas y 40 minutos); el diseño del cuestionario en el sistema Limesurvey permitía hacerlo de forma continua, o bien, hacerlo por partes en diferentes momentos.

En la Figura 14 se representa el promedio de duración por ítem según el número de ítem en la escala, existe una tendencia no lineal de que las escalas con mayor cantidad de ítems se tiendan a contestar en un menor tiempo, esto podría ser explicado por el hecho de que el tiempo de lectura de las instrucciones de la escala se diluye mayormente en aquellas escalas que tienen más cantidad de ítems; otra razón, por el diseño mismo de la escala, que utilice afirmaciones cortas o extensas o bien solamente adjetivos.

Por ejemplo, las escalas que tienen mayor cantidad de ítem son la de estilo

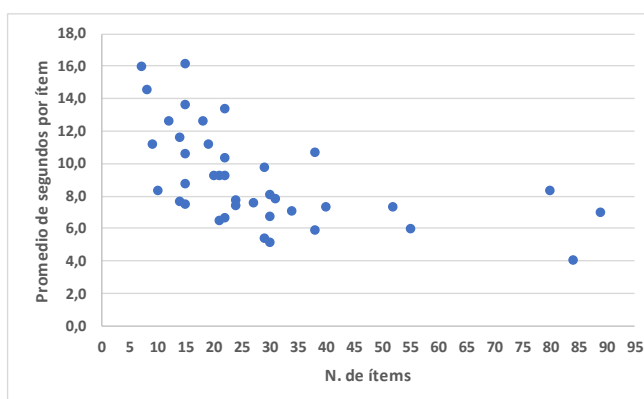


Figura 14 Tiempo promedio de duración al contestar un ítem según ítems en la escala

---

de aprendizaje CHAEA (80 ítems), la de estrategias de aprendizaje (89 ítems) y la escala de las cinco grandes dimensiones de la personalidad diseñada con adjetivos y no con afirmaciones, se observa que el tiempo de respuesta de cada ítem en el caso de la tercera se reduce más de la mitad al ser aplicada con adjetivos. Por otro lado, las escalas que requieren de más tiempo promedio para contestar son la de autoeficacia percibida, la de participación en clase, actitud hacia las computadoras, la de habilidades sociales, con tiempos superiores a los 13 segundos por ítem.

### **3.2.9 Cálculo de los puntajes de cada factor latente o dimensión de las escalas**

Tal como se indicó en la sección cuestionario, dimensiones y variables utilizadas, corresponde señalar que las 36 escalas utilizadas para construir 180 dimensiones latentes o factores fueron construidas, 152 de ellas con suma de puntos de los valores de la escala y con la utilización de la técnica de análisis de componentes principales del paquete estadístico SPSS para obtener las 28 dimensiones latentes.

Durante el diseño del cuestionario y la estrategia de análisis se decidió utilizar de forma natural las escalas y los criterios como los otros investigadores las habían utilizado en el pasado, con el fin de confirmar si efectivamente la escala como fue diseñada era efectiva en la presente investigación. En el Apéndice 3.3 se detalla la forma como fue calculada cada escala, la recodificación previa que tuvieron los ítems y el tipo de procedimiento si fue con suma de puntos, cálculo de PCA, observación directa o cálculo de otras variables.

Dado que son 200 variables entre dimensiones latentes y variables observadas directamente, así como de cinco indicadores de rendimiento académico, se requiere de técnicas multivariantes para el análisis de los datos, con el fin de que se vayan identificando aquellas variables relevantes con las que se pueda construir el modelo estadístico pedagógico. Seguidamente se incorpora un capítulo donde se realiza una breve reseña de las técnicas multivariante, sobre todo aquellas que permiten una reducción en la dimensionalidad de los datos.

También se describe la técnica de la Descomposición CUR, se presentan las mejoras que se le hacen a esta técnica para lograr los objetivos de esta investigación, y un software llamado Dinamic CUR (*dCUR*) que permite dinamizar los resultados.

Tabla 12 Duración de respuestas según módulo en minutos del cuestionario

MODULO DEL CUESTIONARIO	N. de ítems	Promedio	Máximo	Mediana	P75	Desv. Est.	CV	Segundos por ítem
Q1 DATOS DE IDENTIFICACIÓN	7	1,9	6,5	1,6	2,4	1,1	59,4	16,0
Q2 MATRICULA	6	1,5	4,3	1,4	1,8	0,8	52,9	15,3
Q3 HORAS DE ESTUDIO	6	2,3	6,0	2,1	2,7	1,3	55,2	23,2
Q6 PARTICIPACION EN CLASE	8	2,0	4,9	1,7	2,2	1,0	50,3	14,6
E22 DESEMPEÑO DEL TUTOR	22	2,5	9,1	2,1	2,9	1,6	66,7	6,7
E1 MOTIVACION	29	4,8	10,0	4,6	5,6	1,7	36,0	9,8
E22 AUTOEFICACIA PERCIBIDA	15	4,1	9,1	3,6	4,8	1,9	47,0	16,2
E4 ESTILOS DE APRENDIZAJE ASSIST	52	6,4	10,0	6,6	8,0	2,1	32,9	7,4
E4 ESTILOS DE APRENDIZAJE MARCELA	40	4,9	7,7	5,1	6,1	1,6	32,6	7,4
Q7 RENDIMIENTO CUATRIMESTRE ANTERIOR	12	2,5	8,0	2,3	3,3	1,9	75,1	12,7
Q4 EVALUACIÓN OFICINAS DE LA ECA	15	1,9	8,3	1,3	2,6	1,6	85,1	7,5
E4 CHAEA	80	11,2	16,0	12,0	13,0	2,7	23,9	8,4
Q18 DEPORTE Y ACTIVIDAD FÍSICA	15	4,5	6,7	1,2	2,0	1,2	26,2	18,0
E5 BOURNOUT ESTUDIANTES	15	4,1	6,6	2,1	2,6	1,2	28,0	16,4
E6 AUTOCONCEPTO ACADEMICO	24	3,0	7,1	2,9	3,5	1,3	44,3	7,5
E7 METAS ACADEMICAS	21	2,3	11,1	1,9	2,4	1,8	78,3	6,6
E8 AUTOREGULACION DEL APRENDIZAJE	20	3,1	8,0	2,9	3,7	1,6	51,9	9,3
E9 CLIMA EN CLASE	31	4,1	10,2	4,0	4,7	1,8	43,1	7,9
E19 CLIMA SOCIAL FAMILIAR	27	3,4	11,5	3,0	3,9	1,9	55,8	7,6
E11 CREATIVIDAD	38	3,8	15,6	3,4	4,5	2,4	63,4	6,0
E12 HABILIDADES SOCIALES (ASERTIVIDAD)	22	4,9	17,9	4,1	5,7	3,4	68,1	13,4
E13 INTELIGENCIA EMOCIONAL	24	3,1	8,6	2,7	3,7	1,7	54,6	7,8
E14 RELACIÓN CON COMPAÑEROS DE CLASE	30	4,1	16,9	3,6	5,1	2,5	61,9	8,1
Q9 INFORMACION SOBRE SECUNDARIA Y CARRERA	22	3,8	14,2	3,1	4,8	2,6	67,3	10,4
E15 ESTRATEGIAS DE APRENDIZAJE ESTUDIANTES	89	10,4	18,0	10,5	12,1	3,7	35,6	7,0
E16 AUTOESTIMA	10	1,4	5,6	1,1	1,8	0,9	65,7	8,4
Q11 FINANCIAMIENTO DE LOS ESTUDIOS	2	0,6	1,6	0,5	0,8	0,3	53,2	18,6
E17 ACTITUD GENERAL A LOS ESTUDIOS	15	2,7	15,1	2,0	2,7	2,4	88,4	10,7
E18 ACTITUD HACIA EL APRENDIZAJE	19	3,6	13,9	2,7	4,1	2,7	74,4	11,2
E19 EXPERIENCIAS UNIVERSITARIAS	30	3,4	10,5	2,9	4,0	2,0	57,8	6,8
E20 PERSONALIDAD LOS 5 GRANDES CON ADJETIVOS	84	5,7	15,3	4,9	6,4	2,6	45,5	4,1
Q17 SALUD	14	1,8	4,7	1,6	2,2	1,0	53,9	7,7
Q13 HABITOS DE ESTUDIO	55	5,5	21,6	4,9	6,3	3,1	56,9	6,0
E21 ACTITUD HACIA LAS TUTORIAS	21	3,3	10,7	2,5	3,3	2,2	68,2	9,3
E23 ACTITUD HACIA EL SISTEMA EVALUACION	38	6,8	14,4	6,9	8,2	2,7	39,2	10,7
Q14 MATERIALES DE ESTUDIO	29	2,6	7,5	2,3	3,4	1,4	52,7	5,4
E24 RESPONSABILIDAD ACADEMICA	34	4,1	11,5	3,6	4,7	2,2	54,7	7,2
Q8 USO DE RECURSOS	22	3,4	10,9	3,0	3,9	1,8	51,0	9,4
E26 ACTITUD HACIA LAS COMPUTADORAS	15	3,4	14,7	2,7	3,4	2,8	83,0	13,7
Q12 ACOMPAÑAMIENTO PEDAGÓGICO EN EL CURSO	9	1,7	8,5	1,2	1,8	1,6	94,7	11,3
Q16 OPINION SOBRE EFICACIA Y SATISFACCION	14	2,7	13,5	2,4	3,3	2,1	76,1	11,7
NSE NIVEL SOCIO ECONÓMICO	30	2,6	6,1	2,5	2,8	1,1	40,8	5,2
Q5 OTROS DATOS DE PERFIL	18	3,8	6,5	2,1	2,8	1,2	30,5	12,7



---

**CAPÍTULO IV**

**EVOLUCIÓN DE LAS TÉCNICAS**

**MULTIVARIANTES Y DESCOMPOSICIÓN CUR**

## IV. EVOLUCIÓN DE LAS TÉCNICAS MULTIVARIANTES Y DESCOMPOSICIÓN CUR

### 4.1 Evolución de las técnicas multivariantes que reducen la dimensionalidad

El análisis de datos ha evolucionado de manera considerable en las últimas décadas, pasando del análisis descriptivo y básico con pocas variables, a la utilización de técnicas estadísticas multivariantes para el manejo de los llamados “Big Data” (Petros Drineas & Mahoney, 2016). Las herramientas de análisis deben aprovechar toda la información de los datos para acercarse a la realidad con mayor precisión, pues el poder de los estudios individuales y la comprensión de todos los fenómenos radica en la visión multivariante del mundo (Smilde, Bro, & Geladi, 2004).

Desde los métodos clásicos para reducir la dimensionalidad de una matriz de datos, iniciados por Pearson (1901) que buscó un subespacio de mejor ajuste y de Hotelling (1933) de maximización de la varianza, dieron lugar al Análisis de Componentes Principales (PCA) (Jolliffe, 2002) hasta lo que hoy en día se están desarrollando técnicas para facilitar la interpretación de los PCA (Figura 15). El PCA es la técnica multivariante de reducción de la dimensionalidad más empleada hasta el momento; permite, a partir de un conjunto de  $p$  variables relacionadas, extraer  $q$  variables latentes no correlacionadas (conocidas como

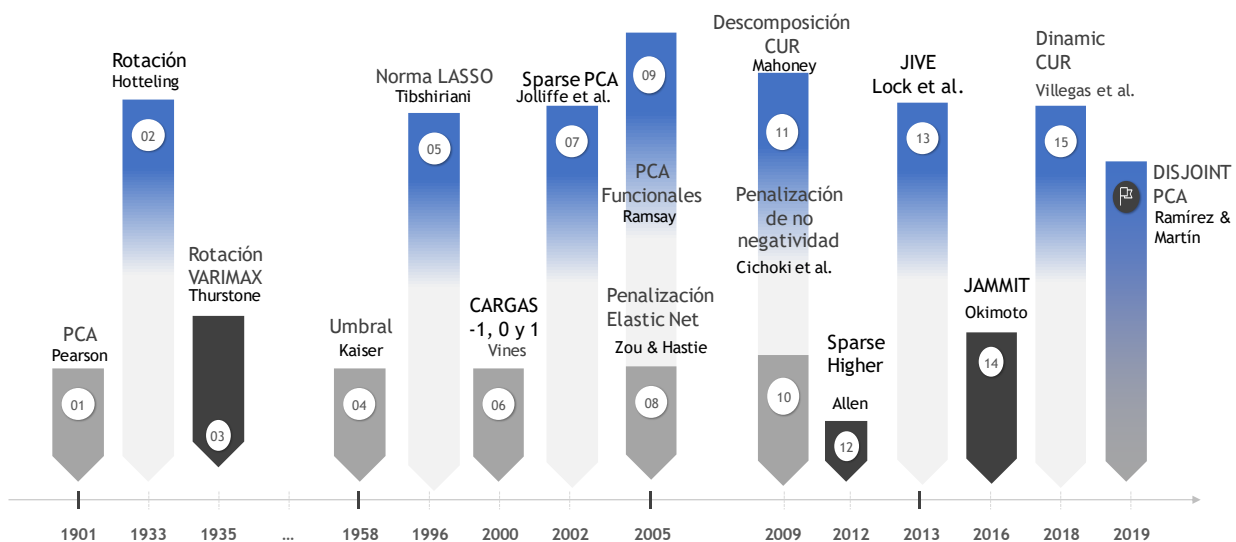


Figura 15 Breve evolución de las técnicas más relevantes para la reducción de la dimensionalidad

---

componentes principales, PCs), con  $q \ll p$ , y con ellas conocer el comportamiento de los datos absorbiendo la mayor cantidad de variabilidad posible.

Ahora bien, al igual que muchas otras técnicas multivariantes, el PCA es un método que puede derivarse directamente de la Descomposición en Valores Singulares (SVD) (Eckart & Young, 1936). Dado que cada PC se calcula a partir de los vectores singulares obtenidos en la SVD de la matriz de datos, estos se expresan considerando todas las variables originales, cada PC se calcula como una combinación lineal de todas también. Los coeficientes de esas combinaciones lineales, denominados cargas, denotan la contribución de cada variable original a cada PC.

Desafortunadamente, entendiendo las combinaciones lineales como las abstracciones matemáticas que son y debido a que las cargas en la práctica suelen ser no nulas, no existe garantía de proporcionar un significado a estos conceptos matemáticos (llamados en muchos casos factores, dimensiones o variables latentes) y, con ello, significado a las PCs. Esto dificulta la capacidad informativa de los datos y se genera el principal inconveniente del PCA que es su interpretación.

A lo largo de los años han surgido diferentes alternativas en la literatura para intentar mejorar la capacidad informativa de este tipo de resultados. Pensando en esos métodos de rotación, Kaiser (1958) propone la rotación Varimax con el fin de girar los nuevos ejes en busca de las variables que mayor carga presentan sobre ellos.

A finales de los años 60's, Jeffer con el propósito de facilitar la interpretación de los componentes sugiere el uso de un umbral "subjetivo" sobre las cargas factoriales, de manera que no sean consideradas aquellas variables cuyas cargas se encuentre por debajo de un valor dado. Estas ideas fueron apoyadas por Hausman (1982) y Cadima y Jolliffe (1995), pero esta situación presenta el problema de que el umbral puede ser diferente entre los investigadores, o incluso no se reporta el umbral utilizado.

Las primeras ideas en la determinación de variables principales de una matriz de datos se dieron con McCabe (1982) quien ofreció los primeros pasos para llegar a la Descomposición CUR. A finales de los 90's y principios del 2000 aparecen las ideas de Tibshiriani (1996) y Vines (2000) respectivamente. Tibshiriani primero define la norma Lasso "Least Absolute Shrinkage and Selection Operator" en el ámbito de la regresión. Con Lasso se penaliza la suma

---

de los valores absolutos de los coeficientes de cada vector de coeficientes, dando lugar a los métodos de selección automática de variables relevantes.

Por otro lado, Vines (2000) continua las ideas planteadas anteriormente por Hausman (1982) y propone restringir el valor de las cargas a un pequeño subconjunto de enteros ( $\{-1,0,1\}$ ). Más adelante, diversos autores como Jolliffe, Trendafilov y Uddin (2003) y Zou, Hastie y Tibshirani (2006) reformulan el PCA dando lugar al Sparse PCA.

Esta metodología surge con la finalidad de generar vectores de proyección en el nuevo subespacio que tengan parte de sus cargas nulas (pueden ser cero o muy cercanas a cero), a través de la adición de un coeficiente de penalización sobre el problema de optimización del PCA.

Jolliffe, Trendafilov y Uddin (2003) propusieron SCoTLASS (Simplified Component Technique for Least Absolute Shrinkage and Selection), en el que se añade la penalización Lasso al problema de maximización de la varianza del PCA desarrollado por Hotelling en 1933. Por otro lado, Zou et al. (2006) propusieron SPCA una reformulación del PCA como un problema de optimización de minimización del error con la penalización Elastic net (Zou & Hastie, 2005). Así, el Sparse PCA se convierte en uno de los primeros métodos de reducción de la dimensión y selección de variables automática, simultáneamente. Es importante mencionar que, aunque se sacrifica parte de la variabilidad explicada por las variables latentes, se logra una mejora importante en la interpretación de las PCs, con respecto a las ideas que existían hasta ese momento.

Por otro lado, desde el 2006 con la nueva metodología propuesta por (Mahoney, Maggioni, & Drineas (2006) se continua con el objetivo de desarrollar una metodología que busca reducir la dimensionalidad de las matrices de datos para mejorar la interpretación, en este caso el método de la Descomposición CUR cuyo propósito es seleccionar directamente filas y columnas de una matriz de datos. Encontrando aquellas columnas más relevantes de una matriz de datos propiciado así una mejor interpretación de la información. En la siguiente sección se describe la técnica de la Descomposición CUR, se analiza el algoritmo que existe en R y se presentan los resultados de la revisión sistemática llevada a cabo para conocer la evolución que ha tenido esta técnica en la última década.

---

## 4.2 Descomposición de la matriz CUR

Siguiendo una línea diferente en el análisis multivariante de datos, Mahoney y Drineas (2009) partiendo de los vectores singulares de la SVD proponen otro tipo de factorización matricial conocida como Descomposición CUR (Mahoney et al., 2006, 2008; Drineas, Mahoney, & Muthukrishnan, 2008; Mahoney & Drineas, 2009b; Mahoney, Maggioni, & Drineas, 2008b; Mahoney, Maggioni, & Drineas, 2006).

La finalidad de la Descomposición CUR es brindar una mejor interpretación en la descomposición matricial mediante la selección de las variables más relevantes en la matriz de datos, de tal manera, que se obtenga una estructura simplificada. Sus orígenes se dan con el análisis en genética, por ejemplo, el mostrado en Mahoney y Drineas (2009), en los que se destacan datos de microarrays de cáncer con el fin de reconocer, a partir de más de 5000 variables, patrones genéticos de pacientes con tumores en tejidos blandos analizados con cDNA microarrays.

En el 2014 Mahoney publica el artículo “Objective identification of informative wavelength regions in galaxy spectra” en la que aplica esta técnica para identificar regiones informativas de longitud de onda en un modelo de población estelar de ráfaga única (Yip et al., 2014) y en el 2016 presenta en su último artículo tres algoritmos para seleccionar columnas y filas centrado en el efecto que tiene en las grandes bases de datos, debido a la reducción en el tiempo de ejecución de los procesos de selección (Petros Drineas & Mahoney, 2016).

La fundamentación teórica de CUR parte de la SVD de la matriz de datos, para plantear una nueva factorización mediante la selección de columnas y filas de la matriz original. Esta no es más que una aproximación de bajo rango de la matriz original expresada en un pequeño número de filas y/o columnas de esta, más interpretables que los vectores singulares de la SVD. La ventaja que tiene la descomposición CUR sobre la SVD es que se puede expresar la matriz de datos original con un número reducido de filas y columnas en lugar de obtener ejes factoriales que resultan de una combinación lineal de todas las variables de partida.

Como se mencionan en los objetivos de esta tesis, se desarrolla una alternativa de selección de variables (columnas) o individuos (filas) a las desarrolladas por Mahoney y Drineas (2009). La idea que se propone en esta investigación consiste en ajustar las distribuciones de probabilidades a los puntajes leverages que se producen con la descomposición CUR y seleccionar las mejores columnas y filas que minimicen el error de la

---

aproximación matricial  $\|A - CUR\|$ . Para complementar esta propuesta se presenta el algoritmo Dinamic CUR, desarrollado en lenguaje C#.NET y R (Apéndice 4.1).

A continuación, se presentan los fundamentos teóricos de la descomposición CUR, dando énfasis:

- Al método de cálculo de los puntajes de influencia, llamados puntajes leverages,
- A los criterios de selección de columnas y filas, para terminar con una
- Revisión exhaustiva de la librería disponible en R para su aplicación práctica.

Posteriormente, se presenta una breve revisión sobre algunas distribuciones de probabilidad de valores extremos y el fundamento teórico de Dinamic CUR. Finalmente, se muestran los detalles para el uso del programa DinamicCUR, su aplicación sobre un caso práctico real y algunos comentarios de la técnica.

#### 4.2.1 Descomposición CUR

Sea  $A$  una matriz real de dimensión  $M \times N$  que contiene información de  $N$  variables para  $M$  individuos u objetos de análisis. Dada  $A \in \mathbb{R}^{M \times N}$ , la Descomposición CUR de  $A$  trata de aproximar esta matriz mediante el producto de tres matrices  $C$ ,  $U$  y  $R$ , donde  $C$  es una matriz formada por un subconjunto de  $c$  columnas de la matriz original,  $R$  contiene un subconjunto de  $r$  filas de  $A$ , y la matriz  $U$  se define como  $U = C^+AR^+$  (donde  $C^+$  y  $R^+$  son las matrices pseudoinversas de  $C$  y  $R$  respectivamente) de manera que el producto matricial CUR aproxime  $A$  satisfactoriamente (Mahoney & Drineas, 2009). Así,

$$A_{M \times N} \approx C_{M \times c} U_{c \times r} R_{r \times N}$$

Las filas y columnas que conforman las matrices  $R$  y  $C$  respectivamente se seleccionan con base al nivel de influencia (o leverage) de las observaciones (filas) y de las variables (columnas) en el modelo global. Para cada fila (individuos) y/o columna (variables) de la matriz de datos, estos factores de importancia se definen a partir de la Descomposición en Valores Singulares de la matriz original.

Dada la matriz considerada  $A$  de rango  $r \leq \min(M, N)$ , se define la Descomposición en valores singulares (SVD) de  $A$  como la aproximación matricial

$$A_{M \times N} = U_{M \times r} \Sigma_{r \times r} V^T_{r \times N}$$

---

siendo  $U = [u_1, \dots, u_r]$  y  $V = [v_1, \dots, v_r]$  las matrices ortonormales cuyos vectores columna son los vectores singulares a la izquierda y derecha respectivamente,  $U^T U = I$  y  $V^T V = I$ , y  $\Sigma$  la matriz diagonal que almacena los valores singulares de  $A$ , expresados convenientemente de forma que:  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_r \geq 0$ . Desde el punto de vista de la SVD, para  $k < r$ , se define la aproximación de bajo rango  $A_k$  como:

$$A_k = U_{m \times k} \Sigma_{k \times k} V_{k \times n}^T$$

Además, sea  $A_k$  la aproximación de rango  $k$  de la matriz  $A$ . Se entenderá por mejor aproximación de la matriz de partida a aquella aproximación que minimice la norma de Frobenius al cuadrado entre  $A$  y  $A_k$  (Mahoney & Drineas, 2009b).

$$\|A - A_k\|_F^2$$

#### 4.2.2 El estadístico leverage y la mejor descomposición de la matriz $A \approx CUR$

El criterio de selección de las columnas y las filas de la matriz original más relevantes es crucial en la descomposición  $CUR$ . En ambos casos, se calcula un puntaje leverage que valora la importancia de cada columna o fila de  $A_{M \times N}$ . El cálculo de dichos factores de influencia se realiza como sigue. Sean  $v_n$  ( $n = 1, \dots, N$ ) los vectores singulares a la derecha obtenidos en la SVD de la matriz  $A$ . Se define el puntaje leverage de cada variable como:

$$\pi_n = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (v_{in})^2$$

donde  $k$  es el número de los nuevos ejes en la reducción de la dimensión. El cálculo de los puntajes leverage para cada uno de los individuos de la matriz, para la selección de los más influyentes, se realiza de manera respectiva a partir de los vectores  $u_i$  de la matriz  $U$  obtenida en la SVD. Además, con esa normalización es sencillo demostrar que  $\pi_n \geq 0$  y que la  $\sum_{j=1}^N \pi_j = 1$ , de manera que los puntajes leverage forman una distribución de probabilidad sobre las  $N$  columnas originales. Este último punto que señala Mahoney y Drineas (2009) es crucial en esta investigación, debido a que efectivamente los leverages tienen propiedades especiales que les permiten ajustarse a una distribución de probabilidad, siendo este uno de los puntos no desarrollados por los autores de la descomposición  $CUR$ .

Dado que los puntajes leverages son una combinación cuadrática de las cargas factoriales de las  $k$  PCs retenidas, es posible asociar el valor de  $\pi_j$  como la importancia que

---

tiene la columna o fila en la matriz de datos original. Una vez definido los factores de influencia para cada variable y/o individuo de la matriz original, las columnas y/o filas de la matriz son seleccionadas según distintos criterios que tienen en cuenta la distribución establecida por los leverages. Es claro entonces que, a diferencia de lo que ocurría en la SVD, la aproximación CUR de una matriz no es única.

Existen múltiples algoritmos que se diferencian en las cotas de error obtenidas y en los criterios para seleccionar las filas y las columnas. Para la selección de las matrices  $C$  y  $R$ , Mahoney y Drineas (2009) proponen cinco criterios de selección, a partir de los leverages obtenidos, siempre teniendo en cuenta que el error cometido en la aproximación  $\|A - CUR\|$  sea mínimo, según las  $c$  y  $r$  columnas y filas seleccionadas respectivamente.

### 4.2.3 Algoritmo rCUR 1.3 paquete R para la selección de columnas y filas

El algoritmo para calcular la descomposición CUR se encuentra implementado en la librería rCUR (Bodor, Csabai, Mahoney & Solymosi, 2012) del software libre R (Team, 2017). Con el propósito de brindar un detalle más amplio sobre esta metodología y el algoritmo de r, seguidamente se realiza un ejemplo de una escala de autoconcepto académico que incluye 24 ítems =  $n$  columnas y 638 estudiantes =  $m$  filas (Tabla 13).

Una de las funcionalidades más relevantes de la técnica CUR es que permite construir aproximaciones de matrices que dependen de elementos reales de la matriz de datos, es decir, utiliza columnas y filas de la misma matriz original.

```
rCUR: CUR decomposition package
Functions and objects for CUR matrix decomposition.
Version: 1.3
Depends:      R (≥ 2.10.0), MASS, methods, Matrix, lattice

Published: 2012-07-02
Author: Andras Bodor, Norbert Solymosi
Maintainer: Andras Bodor <bodri.mh3 at gmail.com>
License: GPL-2 | GPL-3 [expanded from: GPL (≥ 2)]
NeedsCompilation: no
Materials:      ChangeLog
CRAN checks: rCUR results
Downloads:
Reference manual: rCUR.pdf
Package source: rCUR_1.3.tar.gz
Windows binaries: r-devel: rCUR_1.3.zip,
r-release:      rCUR_1.3.zip, r-oldrel: rCUR_1.3.zip
OS X El Capitan binaries: r-release: rCUR_1.3.tgz
OS X Mavericks binaries: r-oldrel: rCUR_1.3.tgz
Old sources:    rCUR archive
```



Tabla 13 Ejemplo de matriz parcial de datos escala de autoconcepto académico

C	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	A10	A11	A12	A13	A14	A15	A16	A17	A18	A19	A20	A21	A22	A23	A24
1	9	3	0	9	7	3	9	0	9	10	2	8	5	9	6	9	7	5	9	0	9	2	9	9
2	8	9	1	1	9	9	9	1	9	1	1	9	9	9	1	9	1	9	9	1	8	8	10	9
3	9	1	1	10	9	9	10	9	1	9	0	9	10	10	9	9	9	9	9	9	9	9	10	9
4	9	5	1	6	5	6	9	6	8	7	0	6	6	5	10	9	6	5	10	5	6	6	10	10
5	9	10	1	9	10	10	10	2	10	1	0	9	10	10	10	9	3	10	10	5	9	2	10	9
6	7	7	5	8	6	9	8	6	10	7	5	7	6	3	7	6	1	8	4	8	5	6	3	5
7	4	1	0	9	4	9	10	5	4	9	0	4	0	10	10	5	8	5	3	9	4	2	9	2
8	10	5	1	10	9	7	10	5	8	5	0	10	5	9	10	9	5	7	8	9	10	4	10	10
9	7	3	9	6	2	7	5	5	9	5	4	5	2	4	3	8	1	6	7	6	3	3	1	5
10	9	0	9	0	7	2	10	0	8	10	0	0	7	9	0	9	10	1	10	0	7	1	10	0
11	10	10	0	8	10	10	7	10	10	0	0	10	10	10	9	10	3	10	10	10	10	8	10	10
12	9	9	8	10	8	8	10	10	8	8	1	8	8	10	8	10	6	10	8	8	8	10	8	8
13	9	9	0	10	8	10	10	0	10	1	0	7	7	10	10	9	9	9	10	3	7	9	10	8
14	9	10	0	10	9	10	10	9	10	0	1	8	9	9	10	10	7	10	10	8	10	10	10	9
15	9	9	0	10	1	9	10	1	10	0	0	10	1	10	10	9	1	9	9	8	0	9	9	10
16	9	3	0	10	9	10	5	0	10	1	0	6	10	10	5	10	0	10	10	0	9	3	10	4
17	9	9	1	7	8	9	3	1	8	1	1	9	6	8	5	9	4	8	8	9	6	8	8	9
18	7	7	1	7	7	9	10	1	7	8	0	7	7	10	5	7	6	9	8	6	7	8	10	7
19	9	1	1	7	7	8	7	0	10	9	0	7	8	10	9	8	9	8	8	0	8	1	10	9
20	8	7	2	3	9	7	9	0	7	2	0	8	8	9	6	8	0	9	10	3	7	3	10	6
630	10	9	0	8	10	9	10	7	10	0	0	9	9	10	10	9	0	9	10	7	10	10	10	9
631	8	10	1	8	10	9	10	6	9	1	0	7	9	10	10	8	1	9	5	8	10	9	10	10
632	9	3	8	8	5	10	10	5	0	9	1	8	5	5	9	5	5	8	0	7	6	0	6	5
633	9	0	1	3	7	9	10	0	9	10	1	6	5	9	6	9	9	1	9	7	5	0	8	5
634	9	8	0	9	9	10	10	7	9	9	0	8	9	10	8	9	1	9	9	7	8	8	10	8
635	8	8	0	8	7	9	10	7	8	1	0	7	7	8	9	8	8	7	10	8	7	7	10	7
636	10	10	8	10	0	10	10	9	10	0	0	10	1	10	10	10	8	10	10	10	1	10	10	9
637	10	7	7	9	7	9	8	8	9	8	6	8	7	4	8	8	8	8	5	9	7	6	8	6
638	9	9	8	8	9	8	9	1	8	1	0	7	8	9	8	9	1	9	9	7	9	6	10	8

Iniciamos con la SVD de la matriz  $A_{638 \times 24} \in \mathbb{R}^{638 \times 24}$ , para obtener una matriz ortogonal  $U = [u^1 u^2 \dots u^{638}] \in \mathbb{R}^{638 \times 638}$  (Tabla 14) y otra  $V = [v^1 v^2 \dots v^{24}] \in \mathbb{R}^{24 \times 24}$  (Tabla 15) donde  $\{u^t\}_{t=1}^{638} \in \mathbb{R}^{638}$  y  $\{v^t\}_{t=1}^{24} \in \mathbb{R}^{24}$  permiten que:  $U^T A V = \Sigma$ , siendo  $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_{24})$ , donde  $\Sigma \in \mathbb{R}^{638 \times 24}$  (Tabla 16),  $\rho = 24 = \min\{638, 24\}$ ,  $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_{\rho=24} \geq 0$ , es la  $\text{diag}(\cdot)$  y representa la matriz diagonal con elementos específicos que corresponden a los valores singulares de la matriz  $A_{638 \times 24}$ .

A efecto del ejemplo, obtendremos una matriz C de 9 columnas y una matriz R de 20 filas, utilizando un valor de  $k = 4$  para explicar el ejemplo, este  $k$  corresponde al número de componentes principales que utiliza la técnica para calcular los puntajes leverages para la selección de filas y columnas.

Tabla 14 La matriz U de  $U^T AV = \Sigma$ , desde la fila 1 hasta la fila 638

	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7	V8	V9	V10	V11	V12	V13	V14	V15	V16	V17	V18	V19	V20	V21	V22	V23	V24
1	-0.036	0.066	-0.027	-0.034	0.052	-0.047	0.000	0.048	-0.004	-0.038	0.032	-0.027	0.025	-0.042	-0.082	-0.004	-0.063	0.049	-0.018	0.119	-0.029	-0.007	-0.033	0.020
2	-0.038	-0.022	-0.092	0.021	0.019	0.037	-0.014	0.006	0.037	-0.078	-0.069	-0.016	0.036	-0.050	0.015	0.004	0.012	-0.049	-0.001	0.067	-0.105	0.031	0.044	0.021
3	-0.045	0.030	0.067	-0.024	0.050	-0.003	0.056	-0.088	0.044	-0.006	0.008	-0.013	-0.045	0.045	-0.014	0.080	-0.027	-0.077	-0.037	-0.020	-0.023	0.026	-0.001	-0.004
4	-0.038	0.017	0.026	-0.029	0.014	-0.012	0.013	0.047	0.021	-0.046	-0.004	-0.020	-0.015	0.049	-0.012	-0.052	-0.091	0.040	-0.005	-0.040	-0.091	-0.071	0.028	0.013
5	-0.045	-0.019	-0.043	0.003	0.033	-0.035	-0.014	0.012	-0.060	0.004	0.019	0.033	0.019	-0.043	0.025	-0.060	0.061	0.046	0.035	-0.010	-0.009	0.009	0.015	0.007
6	-0.033	0.000	0.045	0.068	-0.024	-0.021	-0.028	0.070	0.075	0.033	0.019	0.043	0.015	-0.043	0.024	0.059	-0.008	0.028	0.043	-0.037	0.023	0.021	-0.005	-0.015
7	-0.030	0.049	0.075	-0.075	-0.004	-0.002	-0.006	-0.005	0.002	0.083	0.038	0.039	-0.028	-0.029	0.104	0.002	-0.034	-0.042	0.000	-0.011	0.183	0.030	-0.041	0.063
8	-0.043	0.005	0.033	-0.018	0.036	-0.049	-0.006	0.003	-0.033	0.004	-0.034	-0.004	0.009	-0.014	0.003	-0.016	-0.053	0.021	0.008	0.076	0.045	-0.032	-0.024	-0.015
635	-0.041	-0.018	0.025	-0.024	0.013	0.037	0.039	-0.045	0.010	0.050	0.010	-0.004	-0.001	0.014	0.017	-0.020	-0.025	0.004	0.031	-0.048	-0.018	-0.027	0.001	0.022
636	-0.044	-0.025	0.065	-0.036	-0.135	0.024	0.027	0.077	-0.051	-0.019	-0.060	-0.007	-0.029	0.009	-0.034	-0.005	0.050	-0.018	0.007	0.000	-0.012	-0.005	-0.048	0.029
637	-0.040	0.035	0.066	0.064	-0.028	0.006	0.020	0.038	0.022	0.022	0.009	0.035	0.015	-0.044	0.012	0.033	-0.027	0.029	-0.013	-0.013	0.002	-0.083	0.034	-0.015
638	-0.042	-0.017	-0.036	0.039	-0.029	-0.024	-0.030	-0.027	-0.031	0.038	-0.023	-0.048	-0.037	-0.012	-0.012	-0.052	0.005	0.029	0.036	0.027	-0.004	-0.009	-0.001	-0.004

Tabla 15 La matriz V de  $U^T AV = \Sigma$

	V <sup>1</sup>	V <sup>2</sup>	V <sup>3</sup>	V <sup>4</sup>	V <sup>5</sup>	V <sup>6</sup>	V <sup>7</sup>	V <sup>8</sup>	V <sup>9</sup>	V <sup>10</sup>	V <sup>11</sup>	V <sup>12</sup>	V <sup>13</sup>	V <sup>14</sup>	V <sup>15</sup>	V <sup>16</sup>	V <sup>17</sup>	V <sup>18</sup>	V <sup>19</sup>	V <sup>20</sup>	V <sup>21</sup>	V <sup>22</sup>	V <sup>23</sup>	V <sup>24</sup>
V <sub>1</sub>	-0.249	0.083	-0.082	0.007	-0.060	0.030	-0.087	0.024	-0.072	0.015	-0.222	0.316	-0.009	0.103	-0.241	0.069	-0.143	0.144	-0.315	0.002	-0.074	-0.226	-0.141	-0.684
V <sub>2</sub>	-0.191	-0.350	-0.138	0.090	-0.237	0.187	0.203	0.057	0.252	0.063	0.105	0.153	0.176	-0.350	-0.052	-0.489	0.136	0.386	0.020	0.088	0.003	-0.053	-0.017	0.040
V <sub>3</sub>	-0.078	0.269	0.050	0.512	-0.592	-0.057	-0.122	-0.179	-0.146	-0.074	-0.051	-0.258	-0.317	-0.018	-0.098	-0.166	0.041	-0.018	0.117	-0.027	0.024	0.057	-0.020	-0.034
V <sub>4</sub>	-0.215	-0.080	0.218	-0.074	-0.022	-0.312	0.081	0.076	-0.190	0.389	0.479	0.120	-0.153	-0.199	-0.447	0.141	-0.016	-0.151	0.090	0.194	0.028	0.017	0.025	0.011
V <sub>5</sub>	-0.212	0.011	-0.125	0.268	0.363	0.038	0.003	-0.214	-0.053	0.032	-0.087	-0.012	0.078	-0.045	-0.070	-0.049	-0.197	0.077	0.127	0.032	0.395	0.297	0.574	-0.161
V <sub>6</sub>	-0.245	-0.012	-0.084	0.055	-0.152	0.007	-0.057	-0.027	0.074	0.057	-0.003	0.440	0.166	-0.078	0.196	-0.125	-0.001	-0.655	0.078	-0.406	0.085	0.059	-0.040	0.024
V <sub>7</sub>	-0.255	0.054	-0.074	-0.218	-0.066	0.090	-0.054	-0.035	0.006	-0.065	0.001	0.178	-0.309	-0.207	0.331	0.236	-0.373	0.255	0.443	0.059	-0.141	0.249	-0.193	-0.018
V <sub>8</sub>	-0.129	-0.202	0.650	0.097	0.088	0.388	-0.125	-0.016	-0.005	-0.484	0.225	0.148	-0.110	0.084	-0.041	-0.010	-0.008	-0.026	-0.063	-0.001	0.038	-0.011	0.039	-0.001
V <sub>9</sub>	-0.207	0.035	-0.075	0.173	0.102	0.116	-0.304	0.844	-0.165	0.040	-0.029	-0.190	0.035	-0.042	0.097	-0.048	0.040	-0.040	0.067	0.053	0.030	0.017	0.013	-0.010
V <sub>10</sub>	-0.112	0.587	0.186	-0.075	0.121	-0.115	-0.142	0.071	0.710	0.031	0.109	-0.020	-0.023	-0.070	-0.074	-0.120	0.003	0.052	-0.053	-0.001	0.038	0.008	0.016	0.003
V <sub>11</sub>	-0.028	0.154	0.016	0.272	-0.239	-0.022	-0.042	-0.023	-0.041	-0.048	0.286	0.028	0.596	-0.127	0.151	0.457	-0.207	0.187	-0.198	-0.010	-0.098	-0.044	0.090	0.124
V <sub>12</sub>	-0.207	-0.070	0.091	-0.004	0.062	0.360	0.147	0.039	0.016	-0.396	-0.419	-0.062	-0.020	-0.522	-0.067	0.274	0.255	-0.038	-0.070	-0.017	0.119	-0.077	-0.031	0.078
V <sub>13</sub>	-0.198	-0.024	-0.125	0.324	0.376	0.030	0.100	-0.113	0.004	0.108	0.196	-0.082	-0.263	-0.083	0.131	0.063	0.252	0.056	-0.228	-0.314	-0.542	0.095	0.004	-0.019
V <sub>14</sub>	-0.251	0.048	-0.109	-0.296	-0.059	0.148	-0.199	-0.193	-0.133	-0.007	0.123	-0.231	0.104	-0.058	0.062	-0.041	0.226	-0.065	-0.412	0.184	0.206	0.498	-0.277	-0.032
V <sub>15</sub>	-0.227	-0.075	0.093	-0.119	-0.057	-0.402	0.159	0.099	-0.094	-0.032	0.194	-0.089	-0.111	0.297	0.273	-0.118	-0.088	0.319	-0.152	-0.440	0.370	-0.097	-0.037	0.029
V <sub>16</sub>	-0.240	0.063	-0.092	0.056	0.000	0.020	-0.066	0.030	-0.055	0.032	-0.298	0.321	-0.106	0.271	-0.290	-0.010	-0.143	0.136	-0.248	0.058	-0.078	0.095	0.003	0.661
V <sub>17</sub>	-0.126	0.493	0.171	-0.105	0.018	0.316	0.678	0.099	-0.301	0.044	-0.079	0.000	0.116	-0.002	0.019	-0.084	0.081	-0.021	0.066	-0.011	-0.011	0.006	-0.009	0.004
V <sub>18</sub>	-0.246	-0.010	-0.142	0.042	-0.106	0.043	0.021	-0.036	0.154	0.003	0.066	0.162	-0.009	0.413	0.113	0.342	0.611	0.069	0.276	0.231	0.121	-0.112	0.107	-0.030
V <sub>19</sub>	-0.244	-0.005	-0.092	-0.279	0.002	0.087	-0.186	-0.108	-0.056	-0.153	0.019	-0.304	0.296	0.086	-0.462	-0.008	0.038	0.083	0.369	-0.428	-0.203	-0.061	0.006	0.026
V <sub>20</sub>	-0.172	-0.149	0.536	0.020	-0.004	-0.002	-0.163	-0.151	0.011	0.558	-0.415	-0.142	0.187	0.018	0.213	0.007	0.057	0.089	0.067	-0.010	-0.092	-0.018	-0.033	0.000
V <sub>21</sub>	-0.207	0.025	-0.108	0.299	0.367	-0.013	0.014	-0.217	-0.027	-0.036	0.085	-0.137	0.124	0.050	0.033	-0.104	-0.174	-0.106	0.156	0.238	0.181	-0.378	-0.552	0.110
V <sub>22</sub>	-0.176	-0.289	-0.070	0.042	-0.181	0.238	0.355	0.114	0.414	0.087	-0.067	-0.386	-0.127	0.142	-0.117	0.307	-0.299	-0.242	-0.134	-0.024	0.065	0.041	-0.012	-0.025
V <sub>23</sub>	-0.260	0.070	-0.113	-0.301	-0.088	0.127	-0.147	-0.152	-0.107	0.006	0.062	-0.160	-0.172	-0.148	0.230	-0.094	-0.088	-0.143	-0.179	0.172	-0.091	-0.547	0.435	0.119
V <sub>24</sub>	-0.214	-0.084	0.066	-0.021	-0.038	-0.423	0.155	0.038	0.031	-0.273	-0.020	-0.073	0.215	0.282	0.117	-0.276	-0.129	-0.166	0.047	0.359	-0.440	0.211	0.118	-0.114

Tabla 16 La matriz  $\Sigma$  de  $U^T AV = \Sigma$

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	
1	877,94																								
2		132,11																							
3			101,80																						
4				97,95																					
5					89,58																				
6						79,49																			
7							70,35																		
8								65,44																	
9									55,99																

---

Para demostrar más fácilmente el uso del algoritmo, se ha dividido la explicación en cuatro módulos o secciones:

1. Parámetros iniciales del algoritmo
2. Cálculo del puntaje leverage
3. Criterio de selección de columnas/filas y
4. Resultados que genera el algoritmo rCUR

#### 4.2.3.1 Sección a: Parámetros iniciales

Esta sección del algoritmo permite mediante una función la definición de la matriz de datos y los parámetros para obtener la descomposición *CUR*, tal como se detalla seguidamente.

##### Sección a:

```
function (A, c = dim(A)[2], r =  
dim(A)[1], k = NULL, sv = NULL,  
method = "random", alpha = 1,  
weighted = FALSE, beta = 4,  
matrix.return = TRUE, error.return =  
FALSE)
```

Se aplica una función en la que primeramente se define la matriz *A* y seguidamente se determina la dimensión de las columnas=*c* y de filas=*r* de la Matriz *A* de interés que se desean obtener. Luego se debe indicar el parámetro *k*, que corresponde al número PCA's con que el investigador desea calcular los puntajes leverages, si no se indica o se pone NULL entonces se obtiene con la cantidad de PCA's que acumulen el 80% de la variabilidad explicada.

Posteriormente se indica el parámetro *sv*, que es el método para obtener los valores y vectores singulares de la matriz *A*, así:  $A_{M \times N} = U_{M \times r} \Sigma_{r \times r} V^T_{r \times N}$  donde *U* es la matriz cuyas columnas contienen los vectores singulares izquierdos de *A*, la *V* es la matriz cuyas columnas contienen los vectores singulares derechos de *A* y  $\Sigma$  es la matriz diagonal de los valores singulares de *A*.

En el ejemplo que se ha seguido, se tiene la matriz  $A_{638 \times 24}$ , *c*=9, *r*=20, *k*=6, es decir, se desean seleccionar las 9 columnas y 20 filas más importantes de la matriz original. Además, se

##### Sección a:

```
CURrandom=CUR(A, k=6, r=20, c=9,  
method="random", alpha=1,  
weighted=FALSE, beta=4,  
matrix.return=TRUE, error.return = TRUE)
```

incluye el método de selección, la *matrix.return* se indica TRUE y el *error.return* también TRUE. Todos estos parámetros dentro de la función *CUR* y los resultados se almacenan en la variable *CURrandom*. En resumen, se desea realizar una descomposición de la matriz original

---

A en una matriz CUR compuesta por 20 filas y 9 columnas, utilizando seis PCA's en la construcción de los puntajes estadísticos leverages.

El parámetro método permite escoger alguno de los cinco métodos (random, exact.num.random, top.scores, highest.ranks, ortho.top.scores) de selección de variables, tal como se indicará más adelante.

En parámetro alpha = 1 como default, permite calcular los coeficientes ortogonales con el método "ortho.top.scores", es decir se calculan vectores ortogonales; cuando se indica\_alpha = 0, es equivalente al método = "top.scores", donde el coeficiente del puntaje leverage es siempre 1. Los autores recomiendan alpha=1.

El parámetro weighted permite calcular los puntajes leverage utilizando como ponderación los valores singulares de la descomposición en valores singulares, si el método es highest.ranks entonces no se debe usar el weighted, mejor usar esta ponderación con el método top.scores. El default de weighted es FALSE. Este parámetro está relacionado con la beta. El parámetro beta funciona si el parámetro weighted=TRUE, calculando así los puntajes leverage con la ponderación de los valores singulares elevados a la potencia de beta. El default de beta es 4.

El parámetro Matrix.return = TRUE indica que la función muestra la matriz  $C, U, R$  por separado, si el parámetro Matrix.return es FALSE entonces la matriz  $U$  no es calculada, debido a que si  $r$  y  $c$  son grandes se puede requerir demasiado tiempo y recurso computacional en su cálculo. El default de Matrix.return es TRUE. Finalmente, el error.return es para mostrar la diferencia absoluta entre la matriz  $CUR$  y la original  $A$ , cuando el parámetro error.return=TRUE se calcula la norma de Frobenius de la diferencia entre la matriz  $A$  y la matriz  $CUR$ , el default es error.return=FALSE.

#### 4.2.3.2 Sección b: Cálculo del puntaje leverage

Esta sección permite mediante una función el cálculo de los puntajes estadísticos leverages, tal como se detalla seguidamente. La función levcores guarda en un vector los puntajes estadísticos leverages, para ello, define la función (v,k), si  $k = 1$ , entonces solamente los valores del primer vector de la matriz  $V$  se elevan al cuadrado.

```
Sección b:
{levcores <- function(v, k) {
  if (k == 1) {
    v[, 1]^2
  }
  else {
    if (weighted) {
      qq <- sv$d[1:k]^beta
      scores = apply(apply(v[, 1:k]^2, 1,
        function(x) x * qq), 2, sum)
      scores/sum(scores)
    }
    else apply(v[, 1:k]^2, 1, sum)/k } }
```

---

Pero si  $k$  es diferente de 1 y si la ponderación weighted está activa entonces se calcula el vector  $qq$  de valores singulares (la diagonal de  $D$ ) elevados a  $\beta$  para usarlos como ponderadores de los puntajes leverages.

Luego calcula los scores aplicando la función apply doble, se eleva al cuadrado las cargas factoriales (coeficientes) a nivel de cada fila, desde el vector columna 1 hasta el vector columna  $k$  (parámetro indicado  $k$ ), se suman esos coeficientes al cuadrado por fila y se ponderan por  $qq$  a nivel de columnas en caso de que se haya indicado `weighted=TRUE`, luego se suman esos totales ponderados y cada suma ponderada de la fila se divide por la suma de todos los totales de las filas. Luego a ese resultado se divide por el  $k$ , con esto se calcula el puntaje leverage de cada variable.

Como se puede ver en el algoritmo, si `weighted=FALSE`, entonces solo se calculan los puntajes leverage elevando al cuadrado las cargas factoriales a nivel de cada fila hasta el componente  $k$  definido.

#### 4.2.3.3 Sección c: Criterio de selección de columnas

Esta sección permite mediante el parámetro `method` la definición del criterio de selección de columnas y filas. La Tabla 22 presenta al final de esta sección un resumen de los criterios de selección utilizados en el algoritmo rCUR.

Los posibles métodos de selección son:

1. "random",
2. "exact.num.random",
3. "top.scores",
4. "highest.ranks" y
5. "ortho.top.scores"

El método llamado "random", que es el método original hecho por Mahoney y Drineas (2009), donde las filas y columnas son seleccionadas aleatoriamente, con probabilidad de selección proporcional al puntaje leverage. El método "exact.num.random" funciona como el método random, pero este método garantiza un número fijo de  $c$ =columnas y  $r$ =filas.

El tercer método es el "top.scores", con él se seleccionan las filas y columnas con el puntaje leverage más altos según el número de columnas y filas definidas. El cuarto método es highest.ranks, que consiste en asignar rangos a los diferentes vectores columna y fila

seleccionando los  $c$  y  $r$  más altos. El quinto método llamado “ortho.top.scores” selecciona aquellas filas y columnas donde la combinación lineal de los puntajes leverage y la ortogonalidad del subespacio de los ítems seleccionados previamente sea máximo, depende del parámetro alpha que se controla en el parámetro alpha=1.

### Detalle de los métodos de selección en el algoritmo

Primeramente, el algoritmo establece el nombre de los cinco métodos para que sea definido uno de ellos en los parámetros, luego define automáticamente la dimensión de la matriz  $A$ ,  $m$ =filas y  $n$ =columnas con el  $m = \text{dim}(A)[1]$  y  $n = \text{dim}(A)[2]$ . Indica que si el parámetro  $k$  es nulo (es decir que no se indica) y si los valores singulares son nulos también (es decir que no se han indicado) entonces calcula los valores singulares de la matriz  $A$ , con la función  $\text{sv}=\text{svd}(A)$ .

En caso de que  $k$  no se haya especificado, calcula en  $\text{cs}$  el acumulado de la suma de los valores singulares y determina el parámetro  $k$ , que representa el número de componentes que acumulan la variancia del 80%.

Si no se especifican los valores singulares o son nulos entonces se calculan  $\text{sv}=\text{svd}(A, k, k)$ , el primer  $k$  corresponde al número de vectores singulares de la izquierda que se calcula, que es un valor entre 0 y  $m$  que corresponde al número de filas, y el segundo  $k$ , corresponde al número de vectores singulares de la derecha y debe estar entre 0 y  $n$  que corresponde al número de columnas.

### Método random

Si el método indicado para seleccionar las columnas es “random” y si  $c$  es el número de columnas a seleccionar, se define un vector indicador (IndC) de columnas desde 1 hasta  $c$ . Se crea el vector ScoresC igual a los puntajes leverage considerando

#### Sección c:

```
method = match.arg(method, c("random",
"exact.num.random", "top.scores",
"ortho.top.scores", "highest.ranks"))
m = dim(A)[1]
n = dim(A)[2]
ScoresC = NULL
ScoresR = NULL
Error = NULL
if (is.null(k)) {
  if (is.null(sv))
    sv = svd(A)
cs = cumsum(sv$d)
k = length(cs[cs < cs[length(cs)] * 0.8])
}
if (is.null(sv))
sv = svd(A, k, k)
if (is.null(rownames(A))) {
  rownames(A) = 1:dim(A)[1]
}
if (is.null(colnames(A))) {
  colnames(A) = 1:dim(A)[2] }
```

#### if (method == "random")

```
{ if (c == n)
  IndC = 1:c
else {
  ScoresC = levscores(sv$v, k)
  repeat {
    IndC = which(c * ScoresC >= runif(n))
    if (length(IndC) > 0)
      break } }

if (r == m)
  IndR = 1:r
else {
  ScoresR = levscores(sv$u, k)
  repeat {
    IndR = which(r * ScoresR >=
runif(m))
    if (length(IndR) > 0)
      break } }
```

---

los primeros  $k$  componentes de la matriz  $V$ . Se repite esto hasta que la dimensión de (IndC) sea tal que el  $c \cdot \text{ScoresC}$  sea mayor igual que los valores seleccionados aleatoriamente con la Distribución Uniforme  $\text{runif}(n)$ , si la dimensión de (IndC) es mayor que cero, es decir, si ya están escogidos las  $c$  columnas entonces se detiene. No necesariamente son los leverage más altos, sino que son una muestra aleatoria de columnas.

Siguiendo el ejemplo con el método de selección random entonces se define la probabilidad de selección de cada columna como el mínimo entre 1 y  $c\pi$ , luego se compara esta probabilidad  $p_j$  con la probabilidad obtenida de una Distribución Uniforme con parámetros  $n = 24$ .

Esta distribución de probabilidad se define en R como  $\text{runif}(n)$ , la cual proporciona  $n$  probabilidades con valores entre 0 y 1. El criterio de selección es si  $p_j \geq \text{probabilidad uniforme}$  entonces se selecciona esa columna y tantas columnas como indique el parámetro  $c$ , en el momento que se alcanza la cantidad  $c$  de columnas el algoritmo se detiene, aunque haya más  $p_j \geq \text{probabilidad uniforme}$ .

En el ejemplo, se puede observar la selección de siete muestras aleatorias, la primera corresponde a la comparación entre el  $p_j$  y el  $\text{runif}(24)$  que corresponden a las 24 probabilidades de una Distribución Uniforme. Se puede comprobar con las siguientes muestras que el resultado puede variar dado que es una selección aleatoria de columnas. No necesariamente las columnas seleccionadas producen los puntajes leverage más altos, sino que son una muestra aleatoria de columnas en contraste con la probabilidad de la Distribución Uniforme. Con franjas amarillas y para la primera muestra corresponde la selección de las columnas  $V_1, V_2, V_3, V_5, V_8, V_{10}, V_{15}, V_{17}, V_{20}$  dado que el valor  $c\pi_j \geq \text{runif}(24)$  (Tabla 17).

```
CURexactnumberrandom=CUR(A, k=6,
r=20, c=9, method="random", alpha=1,
weighted=FALSE, beta=4,
matrix.return=TRUE, error.return =
TRUE)
```

Tabla 17 Selección de columnas con el método Random

$V^1$	$V^2$	$V^3$	$V^4$	$V^5$	$V^6$	Leverage cargas <sup>2</sup> hasta k=6 (ScoresC = levscores(sv <sub>v</sub> , k))	c definido	$\sigma =$ c * ScoresC	runif(24)	Método de selección: criterio IndC = which(c * ScoresC >= runif(n))							
										random (7 muestras) con diferentes runif(24)							
V <sub>1</sub>	-0,249	0,083	-0,082	0,007	-0,060	0,030	0,01333377	9	0,1200	0,0205523	1				1		1
V <sub>2</sub>	-0,191	-0,350	-0,138	0,090	-0,237	0,187	0,04624854	9	0,4162	0,4063062	1						1
V <sub>3</sub>	-0,078	0,269	0,050	0,512	-0,592	-0,057	0,11620312	9	1,0458	0,5822317	1	1	1	1	1	1	1
V <sub>4</sub>	-0,215	-0,080	0,218	-0,074	-0,022	-0,312	0,03389647	9	0,3051	0,4714818			1	1			
V <sub>5</sub>	-0,212	0,011	-0,125	0,268	0,363	0,038	0,04434071	9	0,3991	0,0082496	1	1	1	1			
V <sub>6</sub>	-0,245	-0,012	-0,084	0,055	-0,152	0,007	0,01559413	9	0,1403	0,9400027		1					1
V <sub>7</sub>	-0,255	0,054	-0,074	-0,218	-0,066	0,090	0,02225279	9	0,2003	0,3635726		1					
V <sub>8</sub>	-0,129	-0,202	0,650	0,097	0,088	0,388	0,10805326	9	0,9725	0,9045674	1	1	1	1	1	1	
V <sub>9</sub>	-0,207	0,035	-0,075	0,173	0,102	0,116	0,01722514	9	0,1550	0,5887418							
V <sub>10</sub>	-0,112	0,587	0,186	-0,075	0,121	-0,115	0,07084524	9	0,6376	0,5300518	1				1	1	1
V <sub>11</sub>	-0,028	0,154	0,016	0,272	-0,239	-0,022	0,02598759	9	0,2339	0,7155241			1				1
V <sub>12</sub>	-0,207	-0,070	0,091	-0,004	0,062	-0,360	0,03165005	9	0,2849	0,8203436			1		1		
V <sub>13</sub>	-0,198	-0,024	-0,125	0,324	0,376	0,030	0,05039626	9	0,4536	0,8276228		1		1			
V <sub>14</sub>	-0,251	0,048	-0,109	-0,296	-0,059	0,148	0,03172890	9	0,2856	0,9826476							1
V <sub>15</sub>	-0,227	-0,075	0,093	-0,119	-0,057	-0,402	0,04083264	9	0,3675	0,3294741	1		1	1			
V <sub>16</sub>	-0,240	0,063	-0,092	0,056	0,000	0,020	0,01222109	9	0,1100	0,7538113							
V <sub>17</sub>	-0,126	0,493	0,171	-0,105	0,018	0,316	0,06647013	9	0,5982	0,5823793	1					1	1
V <sub>18</sub>	-0,246	-0,010	-0,142	0,042	-0,106	0,043	0,01593455	9	0,1434	0,9404905						1	
V <sub>19</sub>	-0,244	-0,005	-0,092	-0,279	0,002	0,087	0,02554409	9	0,2299	0,5361565							
V <sub>20</sub>	-0,172	-0,149	0,536	0,020	-0,004	-0,002	0,05666883	9	0,5100	0,9222641	1	1			1		
V <sub>21</sub>	-0,207	0,025	-0,108	0,299	0,367	-0,013	0,04655603	9	0,4190	0,9871487			1		1	1	
V <sub>22</sub>	-0,176	-0,289	-0,070	0,042	-0,181	0,238	0,03507299	9	0,3157	0,9173284				1	1		
V <sub>23</sub>	-0,260	0,070	-0,113	-0,301	-0,088	0,127	0,03329073	9	0,2996	0,5163962							1
V <sub>24</sub>	-0,214	-0,084	0,066	-0,021	-0,038	-0,423	0,03965295	9	0,3569	0,9883762		1			1	1	

### Método exact.num.random

Si el método escogido es “exact.num.random”, y si  $c$  es el número de columnas a seleccionar, se define un vector indicador (IndC) de columnas desde 1 hasta  $c$ . Se crea el vector ScoresC igual a los puntajes leverage considerando los primeros  $k$  componentes de la matriz  $V$ . Luego se sustituye el vector IndC con las  $c$  leverage ordenados de mayor a menor del puntaje IndC ( $c * \text{ScoresC} - \text{runif}(n)$ ) se le resta el valor obtenido de la Distribución Uniforme, los pone en forma decreciente, y mantiene los  $c$  mayores. Luego se sustituye el vector IndR por los  $r$  leverage ordenados de mayor a menor del puntaje IndR ( $r * \text{ScoresR} - \text{runif}(m)$ ) se le resta el valor obtenido de la Distribución Uniforme, y los pone en forma decreciente, y mantiene las  $r$  filas con puntajes mayores.

Para seleccionar nueve columnas con el método exact.num.random se mantienen los mismos parámetros, solo se hace el cambio de método en el algoritmo. Internamente el programa obtiene 24 probabilidades de la Distribución Uniforme asociados a

```
CURexactnumberrandom=CUR(A, k=6,
r=20, c=9, method="exact.num.random",
alpha=1, weighted=FALSE, beta=4,
matrix.return=TRUE, error.return =
TRUE)
```



cada una de las columnas, entonces al puntaje  $c * ScoresC = c\pi$  se le resta la probabilidad obtenida con la Distribución Uniforme, se ordenan esas diferencias de mayor a menor y se seleccionan las 9 columnas mayores.

Siguiendo este criterio ( $c\pi - \text{runif}(n)$ ) las nueve columnas seleccionadas por tener dicha diferencia mayor son:  $V_3, V_8, V_{21}, V_{22}, V_{17}, V_5, V_{10}, V_{11}$ . En caso de que se seleccionen otros valores de la Distribución Uniforme, probablemente podrían seleccionarse otras columnas (Tabla 18).

Tabla 18 Selección de columnas con el Método exact.num.random

	$v^1$	$v^2$	$v^3$	$v^4$	$v^5$	$v^6$	Leverage cargas <sup>2</sup> hasta k=6 (ScoresC = levscores(sv $\hat{v}$ , k))	c definido	$c\pi =$ c * ScoresC	runif(24)	(c $\pi - \text{runif}(n)$ ) ordenado de mayor a menor	Método de selección
												exact.num.random
$V_3$	-0,078	0,269	0,050	0,512	-0,592	-0,057	<b>0,11620312</b>	9	1,0458	0,064578234	0,9812	1
$V_8$	-0,129	-0,202	0,650	0,097	0,088	0,388	<b>0,10805326</b>	9	0,9725	0,015983652	0,9565	1
$V_{21}$	-0,207	0,025	-0,108	0,299	0,367	-0,013	<b>0,04655603</b>	9	0,4190	0,100210347	0,3188	1
$V_{22}$	-0,176	-0,289	-0,070	0,042	-0,181	0,238	<b>0,03507299</b>	9	0,3157	0,008441141	0,3072	1
$V_{20}$	-0,172	-0,149	0,536	0,020	-0,004	-0,002	<b>0,05666883</b>	9	0,5100	0,227081184	0,2829	1
$V_{17}$	-0,126	0,493	0,171	-0,105	0,018	0,316	<b>0,06647013</b>	9	0,5982	0,387470635	0,2108	1
$V_5$	-0,212	0,011	-0,125	0,268	0,363	0,038	<b>0,04434071</b>	9	0,3991	0,19122445	0,2078	1
$V_{10}$	-0,112	0,587	0,186	-0,075	0,121	-0,115	<b>0,07084524</b>	9	0,6376	0,430142955	0,2075	1
$V_{11}$	-0,028	0,154	0,016	0,272	-0,239	-0,022	<b>0,02598759</b>	9	0,2339	0,043411715	0,1905	1
$V_{24}$	-0,214	-0,084	0,066	-0,021	-0,038	-0,423	<b>0,03965295</b>	9	0,3569	0,205332216	0,1515	
$V_9$	-0,207	0,035	-0,075	0,173	0,102	0,116	<b>0,01722514</b>	9	0,1550	0,032487452	0,1225	
$V_1$	-0,249	0,083	-0,082	0,007	-0,060	0,030	<b>0,01333377</b>	9	0,1200	0,038915538	0,0811	
$V_{16}$	-0,240	0,063	-0,092	0,056	0,000	0,020	<b>0,01222109</b>	9	0,1100	0,128120535	-0,0181	
$V_{14}$	-0,251	0,048	-0,109	-0,296	-0,059	0,148	<b>0,03172890</b>	9	0,2856	0,309535275	-0,0240	
$V_{19}$	-0,244	-0,005	-0,092	-0,279	0,002	0,087	<b>0,02554409</b>	9	0,2299	0,383378651	-0,1535	
$V_2$	-0,191	-0,350	-0,138	0,090	-0,237	0,187	<b>0,04624854</b>	9	0,4162	0,594734522	-0,1785	
$V_{13}$	-0,198	-0,024	-0,125	0,324	0,376	0,030	<b>0,05039626</b>	9	0,4536	0,702549375	-0,2490	
$V_{12}$	-0,207	-0,070	0,091	-0,004	0,062	-0,360	<b>0,03165005</b>	9	0,2849	0,550804387	-0,2660	
$V_{15}$	-0,227	-0,075	0,093	-0,119	-0,057	-0,402	<b>0,04083264</b>	9	0,3675	0,664353659	-0,2969	
$V_{23}$	-0,260	0,070	-0,113	-0,301	-0,088	0,127	<b>0,03329073</b>	9	0,2996	0,63380543	-0,3342	
$V_4$	-0,215	-0,080	0,218	-0,074	-0,022	-0,312	<b>0,03389647</b>	9	0,3051	0,640656482	-0,3356	
$V_7$	-0,255	0,054	-0,074	-0,218	-0,066	0,090	<b>0,02225279</b>	9	0,2003	0,56393489	-0,3637	
$V_6$	-0,245	-0,012	-0,084	0,055	-0,152	0,007	<b>0,01559413</b>	9	0,1403	0,533698214	-0,3934	
$V_{18}$	-0,246	-0,010	-0,142	0,042	-0,106	0,043	<b>0,01593455</b>	9	0,1434	0,647001646	-0,5036	

## Método top.scores

Si el método escogido es “top.scores”, y si  $c$  es el número de columnas a seleccionar, se define un vector indicador (IndC) de columnas desde 1 hasta  $c$ . Se crea el vector ScoresC igual a los puntajes leverages considerando los primeros  $k$  componentes de la matriz  $V$ .

El criterio de selección de las  $c$  columnas con el método top.score consiste en ordenar de mayor a menor las columnas según el puntaje estadístico leverage manteniendo los  $c$  más altos. Según este criterio las columnas seleccionadas son  $V_3, V_8, V_{10}, V_{17}, V_{20}, V_{13}, V_{21}, V_2, V_5$  (Tabla 19).

```

else if (method == "top.scores") {
  if (c == n)
    IndC = 1:c
  else {
    ScoresC = levscores(sv$V, k)
    IndC = order(ScoresC, decreasing =
TRUE)[1:c] }
  if (r == m)
    IndR = 1:r
  else {
    ScoresR = levscores(sv$U, k)
    IndR = order(ScoresR, decreasing =
TRUE)[1:r] } }

```

```

CURtop.scores = CUR(A, k=6, r=20,
c=9, method="top.scores", alpha=1,
weighted=FALSE, beta=4,
matrix.return=TRUE, error.return =
TRUE)

```

Tabla 19 Selección de columnas con el Método top.scores

	$V^1$	$V^2$	$V^3$	$V^4$	$V^5$	$V^6$	Leverage cargas2 hasta k=6 (ScoresC = levscores(sv\$V, k))	Método de selección IndC = order(ScoresC, decreasing = TRUE)[1:c]  top.scores
$V_3$	-0,078	0,269	0,050	0,512	-0,592	-0,057	0,11620312	1
$V_8$	-0,129	-0,202	0,650	0,097	0,088	0,388	0,10805326	1
$V_{10}$	-0,112	0,587	0,186	-0,075	0,121	-0,115	0,07084524	1
$V_{17}$	-0,126	0,493	0,171	-0,105	0,018	0,316	0,06647013	1
$V_{20}$	-0,172	-0,149	0,536	0,020	-0,004	-0,002	0,05666883	1
$V_{13}$	-0,198	-0,024	-0,125	0,324	0,376	0,030	0,05039626	1
$V_{21}$	-0,207	0,025	-0,108	0,299	0,367	-0,013	0,04655603	1
$V_2$	-0,191	-0,350	-0,138	0,090	-0,237	0,187	0,04624854	1
$V_5$	-0,212	0,011	-0,125	0,268	0,363	0,038	0,04434071	1
$V_{15}$	-0,227	-0,075	0,093	-0,119	-0,057	-0,402	0,04083264	
$V_{24}$	-0,214	-0,084	0,066	-0,021	-0,038	-0,423	0,03965295	
$V_{22}$	-0,176	-0,289	-0,070	0,042	-0,181	0,238	0,03507299	
$V_4$	-0,215	-0,080	0,218	-0,074	-0,022	-0,312	0,03389647	
$V_{23}$	-0,260	0,070	-0,113	-0,301	-0,088	0,127	0,03329073	
$V_{14}$	-0,251	0,048	-0,109	-0,296	-0,059	0,148	0,03172890	
$V_{12}$	-0,207	-0,070	0,091	-0,004	0,062	-0,360	0,03165005	
$V_{11}$	-0,028	0,154	0,016	0,272	-0,239	-0,022	0,02598759	
$V_{19}$	-0,244	-0,005	-0,092	-0,279	0,002	0,087	0,02554409	
$V_7$	-0,255	0,054	-0,074	-0,218	-0,066	0,090	0,02225279	
$V_9$	-0,207	0,035	-0,075	0,173	0,102	0,116	0,01722514	
$V_{18}$	-0,246	-0,010	-0,142	0,042	-0,106	0,043	0,01593455	
$V_6$	-0,245	-0,012	-0,084	0,055	-0,152	0,007	0,01559413	
$V_1$	-0,249	0,083	-0,082	0,007	-0,060	0,030	0,01333377	
$V_{16}$	-0,240	0,063	-0,092	0,056	0,000	0,020	0,01222109	

---

## Método highest.ranks

Si el método escogido es “highest.ranks” y si  $k$  igual a 1 entonces el procedimiento realiza el método top.scores en lugar del highest.ranks. Si  $c$  es igual a  $n$  el número de columnas, entonces se define un vector indicador (IndC) de columnas desde 1 hasta  $c$ , y se crea el vector  $crk$  con los valores de los primeros  $k$  vectores de la matriz  $V$  que se elevan al cuadrado y se acumulan, posteriormente se ordena de menor a mayor y se asigna el rango o la posición que ocupa cada valor, vector por vector.

Luego se define  $w$  como el vector de las posiciones donde está ubicado el valor máximo de cada fila, también se define  $mx$  como el máximo de todos los valores o rangos que tiene cada fila. Se define el vector de puntajes ScoresC como el cociente del vector  $w/(n+1) - mx$ ; de este vector se escogen los  $c$  mayores. Se sustituye el vector IndC por los valores ordenados de los vectores  $mx$  y  $w$ .

Para efecto de la selección de filas el procedimiento es similar. Si  $r$  es igual a  $m$  el número de filas, entonces se define un vector indicador (IndR) de filas desde 1 hasta  $r$ , se crea el vector  $crk$  con los valores de los primeros  $k$  vector de la matriz  $U$  que se elevan al cuadrado y se acumulan, posteriormente se ordena de menor a mayor y se asigna el rango o la posición que ocupa cada valor, vector por vector.

Luego se define  $w$  como el vector de las posiciones donde está ubicado el valor máximo de cada fila, también se define  $mx$  como el máximo de todos los valores o rangos que tiene cada fila. Se define el vector de puntajes ScoresR como el cociente del vector  $w/(m+1) - mx$ ; de este vector se escogen los  $r$  mayores. Se sustituye el vector IndR por los valores ordenados de los vectores  $mx$  y  $w$ . En la Tabla 20 se observa la selección de las columnas con mayor highest.ranks.

```
CURtop.scores = CUR(A, k=6, r=20,
c=9, method="highest.ranks", alpha=1,
weighted=FALSE, beta=4,
matrix.return=TRUE, error.return =
TRUE)
```

```
else if (method == "highest.ranks") { if
(k == 1) stop("For k=1 use
method=top.scores instead.")
if (c == n) {IndC = 1:c}
else {crk = apply(apply(sv$v[, 1:k]^2,
1, cumsum), 1, rank)
w = apply(crk, 1, which.max)
mx = apply(crk, 1, max)
ScoresC = w/(n + 1) - mx
IndC = order(-mx, w)[1:c]
crk = NULL}
if (r == m) {IndR = 1:r }
else {
crk = apply(apply(sv$u[, 1:k]^2, 1,
cumsum), 1, rank)
w = apply(crk, 1, which.max)
mx = apply(crk, 1, max)
ScoresR = w/(m + 1) - mx
IndR = order(-mx, w)[1:r]
crk = NULL} }
```

Tabla 20 Selección de columnas con el Método highest.ranks

Cargas factoriales							Cargas factoriales al cuadrado acumuladas						Ranking						Método de selección highest.ranks			
$v^1$	$v^2$	$v^3$	$v^4$	$v^5$	$v^6$	$(v^1)^2$	$(v^2)^2$	$(v^3)^2$	$(v^4)^2$	$(v^5)^2$	$(v^6)^2$	$v^{1rank}$	$v^{2rank}$	$v^{3rank}$	$v^{4rank}$	$v^{5rank}$	$v^{6rank}$	Posición donde está el máximo	Valor máximo en la fila	ScoresC	IndC	
crk = apply(apply(sv\$V[, 1:k]^2, 1, cumsum), 1, rank)																	w = apply(crk, 1, which.max)	mx = apply(crk, 1, max)	w/(n=24 + 1) - mx	order(-mx, w)[1:9]		
V23	-0,260	0,070	-0,113	-0,301	-0,088	0,127	0,067	0,072	0,085	0,176	0,184	0,200	24	19	17	18	15	11	1	24	-23,96	-23,96
V10	-0,112	0,587	0,186	-0,075	0,121	-0,115	0,013	0,357	0,392	0,397	0,412	0,425	3	24	23	23	22	22	2	24	-23,92	-23,92
V8	-0,129	-0,202	0,650	0,097	0,088	0,388	0,017	0,058	0,480	0,490	0,497	0,648	5	11	24	24	23	23	3	24	-23,88	-23,88
V3	-0,078	0,269	0,050	0,512	-0,592	-0,057	0,006	0,078	0,081	0,343	0,694	0,697	2	20	16	22	24	24	5	24	-23,80	-23,80
V7	-0,255	0,054	-0,074	-0,218	-0,066	0,090	0,065	0,068	0,074	0,121	0,125	0,134	23	17	12	11	10	6	1	23	-22,96	-22,96
V17	-0,126	0,493	0,171	-0,105	0,018	0,316	0,016	0,258	0,288	0,299	0,299	0,399	4	23	21	20	19	21	2	23	-22,92	-22,92
V14	-0,251	0,048	-0,109	-0,296	-0,059	0,148	0,063	0,065	0,077	0,165	0,168	0,190	22	16	14	17	14	10	1	22	-21,96	-21,96
V2	-0,191	-0,350	-0,138	0,090	-0,237	0,187	0,036	0,159	0,178	0,186	0,242	0,277	8	22	20	19	16	17	2	22	-21,92	-21,92
V20	-0,172	-0,149	0,536	0,020	-0,004	-0,002	0,030	0,052	0,340	0,340	0,340	0,340	6	7	22	21	21	20	3	22	-21,88	-21,88
V1	-0,249	0,083	-0,082	0,007	-0,060	0,030	0,062	0,069	0,075	0,076	0,079	0,080	21	18	13	5	4	2	1	21	-20,96	
V22	-0,176	-0,289	-0,070	0,042	-0,181	0,238	0,031	0,115	0,120	0,121	0,154	0,210	7	21	19	12	12	13	2	21	-20,92	
V18	-0,246	-0,010	-0,142	0,042	-0,106	0,043	0,060	0,060	0,081	0,083	0,094	0,096	20	14	15	8	8	4	1	20	-19,96	
V13	-0,198	-0,024	-0,125	0,324	0,376	0,030	0,039	0,040	0,055	0,160	0,301	0,302	9	2	4	16	20	19	5	20	-19,80	
V6	-0,245	-0,012	-0,084	0,055	-0,152	0,007	0,060	0,060	0,067	0,070	0,094	0,094	19	13	9	3	7	3	1	19	-18,96	
V19	-0,244	-0,005	-0,092	-0,279	0,002	0,087	0,059	0,059	0,068	0,146	0,146	0,153	18	12	10	15	11	7	1	18	-17,96	
V4	-0,215	-0,080	0,218	-0,074	-0,022	-0,312	0,046	0,053	0,100	0,106	0,106	0,203	15	8	18	10	9	12	3	18	-17,88	
V21	-0,207	0,025	-0,108	0,299	0,367	-0,013	0,043	0,044	0,055	0,145	0,279	0,279	11	3	3	14	18	18	5	18	-17,80	
V16	-0,240	0,063	-0,092	0,056	0,000	0,020	0,057	0,061	0,070	0,073	0,073	0,073	17	15	11	4	3	1	1	17	-16,96	
V5	-0,212	0,011	-0,125	0,268	0,363	0,038	0,045	0,045	0,061	0,132	0,265	0,266	13	5	7	13	17	16	5	17	-16,80	
V15	-0,227	-0,075	0,093	-0,119	-0,057	-0,402	0,051	0,057	0,066	0,080	0,083	0,245	16	10	8	7	5	15	1	16	-15,96	
V24	-0,214	-0,084	0,066	-0,021	-0,038	-0,423	0,046	0,053	0,057	0,057	0,059	0,238	14	9	6	2	1	14	1	14	-13,96	
V11	-0,028	0,154	0,016	0,272	-0,239	-0,022	0,001	0,024	0,025	0,099	0,155	0,156	1	1	1	9	13	8	5	13	-12,80	
V12	-0,207	-0,070	0,091	-0,004	0,062	-0,360	0,043	0,048	0,056	0,056	0,060	0,190	12	6	5	1	2	9	1	12	-11,96	
V9	-0,207	0,035	-0,075	0,173	0,102	0,116	0,043	0,044	0,050	0,080	0,090	0,103	10	4	2	6	6	5	1	10	-9,96	

---

## Método `ortho.top.scores`

Si el método de selección de columnas escogido es “`ortho.top.scores`” y si  $c$  es  $n = 24$  el número de columnas a seleccionar, se define un vector indicador (`IndC`) de columnas desde 1 hasta  $c$ . Se crea el vector  $pi$  igual a los puntajes leverage considerando los primeros  $k$  componentes de la matriz  $V$ .

Luego crea el vector `ScoresC` igual al vector  $pi$  que son los puntajes leverages calculados hasta  $k$  componentes. Luego se crea el vector `IndC` conformado por los valores enteros.

Se define la función `vnormsqr` como la función que normaliza mediante la suma de los valores al cuadrado. Luego se define la matriz `vort` igual a la matriz original  $A$ .

```
CURtop.scores = CUR(A, k=6, r=20, c=9,
method="ortho.top.scores", alpha=1,
weighted=FALSE, beta=4,
matrix.return=TRUE, error.return = TRUE)
```

```
else if (method == "ortho.top.scores") {
  if (c == n) {
    IndC = 1:c
  } else {pi = levscores(sv$v, k)
    ScoresC = pi
    IndC = integer()
    vnormsqr = apply(A, 2, function(x) sum(x^2))
    vort = A
    vortnormsqr = vnormsqr
    for (i in 1:c) {
      IndC[i] = which.max(pi + alpha *
sqrt(vortnormsqr/vnormsqr))
      sn = vortnormsqr[IndC[i]]
      if (sn > 0) {
        delta = (vort[, IndC[i]] %*% vort)
        vort = vort - vort[, IndC[i]] %*% delta/sn
        vortnormsqr = pmax(vortnormsqr -
delta^2/sn, 0)}
      pi[IndC[i]] = 0 }}
}
```

Posteriormente, se define de partida el vector `vortnormsqr` igual al vector normalizado `vnormsqr` para irlo cambiando por los vectores ortogonalizados.

Luego se realiza un ciclo que varía de  $i=1$  a 24, en el que se determina un indicador que referencia la posición del máximo valor entre la suma de  $pi + \alpha \cdot \text{raíz cuadrada del cociente entre el vector ortogonalizado normalizado y el vector normalizado}$  (`which.max(pi + alpha * sqrt(vortnormsqr/vnormsqr))`).

Se define el valor `sn` igual al valor del vector normalizado al cuadrado que ocupa la posición `IndC[i]`. Si `sn` es mayor que cero, entonces se calcula un vector `delta` que es igual al vector de la matriz original que ocupa la posición `IndC[i]` multiplicado por la matriz original.

Luego se recalcula la matriz original igualándola a la matriz original menos el vector que ocupa la posición `IndC[i]` multiplicada por el vector de factores `delta` dividido por el valor `sn`. Luego se define el vector ortonormal `vortonormal` igual al máximo entre valor de la diferencia entre los valores ortonormales menos el cociente de `delta` al cuadrado y el valor `sn` y

el cero. Vuelve los valores pi a cero y reinicia el ciclo. En la Tabla 21 se puede observar la selección de la primera columna con el Método ortho.top.scores (Primera columna)

Tabla 21 Selección de columnas con el Método ortho.top.scores

	V <sup>1</sup>	V <sup>2</sup>	V <sup>3</sup>	V <sup>4</sup>	V <sup>5</sup>	V <sup>6</sup>	Leverage cargas2 hasta k=6 (Scores C = levscores(sv <sub>w</sub> , k))	ScoreC=pi	vnormsq = apply(A, 2, function(x) sum(x^2))	vortnormsq	IndC[i] = which.max(pi + alpha * sqrt(vortnormsq/ vnormsq))	Paso i=1, IndC[1]=3	delta = (vort[, IndC[i]] %*% vort)	vort = vort - vort[, IndC[i]] %*% delta/sn	vortnormsq = pmax(vortnormsq r - delta^2/sn, 0)	Método de selección ortho.top.scores
	pi											sn				Primera columna
V <sub>1</sub>	-0,249	0,083	-0,082	0,007	-0,060	0,030	0,01333377	0,01333377	48977	48977	1,0133338		15539		29013,34	
V <sub>2</sub>	-0,191	-0,350	-0,138	0,090	-0,237	0,187	0,04624854	0,04624854	32528	32528	1,0462485		10928		22654,40	
V <sub>3</sub>	-0,078	0,269	0,050	0,512	-0,592	-0,057	0,11620312	0,11620312	12095	12095	1,1162031	12095	12095		0,00	1
V <sub>4</sub>	-0,215	-0,080	0,218	-0,074	-0,022	-0,312	0,03389647	0,03389647	38577	38577	1,0338965		12470		25720,37	
V <sub>5</sub>	-0,212	0,011	-0,125	0,268	0,363	0,038	0,04434071	0,04434071	37410	37410	1,0443407		12545		24398,26	
V <sub>6</sub>	-0,245	-0,012	-0,084	0,055	-0,152	0,007	0,01559413	0,01559413	48075	48075	1,0155941		15381		28515,25	
V <sub>7</sub>	-0,255	0,054	-0,074	-0,218	-0,066	0,090	0,02225279	0,02225279	52074	52074	1,0222528		14908		33698,77	
V <sub>8</sub>	-0,129	-0,202	0,650	0,097	0,088	0,388	0,10805326	0,10805326	19974	19974	1,1080533		7235		15646,16	
V <sub>9</sub>	-0,207	0,035	-0,075	0,173	0,102	0,116	0,01722514	0,01722514	37152	37152	1,0172251		12617		23990,47	
V <sub>10</sub>	-0,112	0,587	0,186	-0,075	0,121	-0,115	0,07084524	0,07084524	18095	18095	1,0708452		8459		12178,95	
V <sub>11</sub>	-0,028	0,154	0,016	0,272	-0,239	-0,022	0,02598759	0,02598759	3718	3718	1,0259876		4353		2151,35	
V <sub>12</sub>	-0,207	-0,070	0,091	-0,004	0,062	-0,360	0,03165005	0,03165005	35815	35815	1,0316501		12042		23825,77	
V <sub>13</sub>	-0,198	-0,024	-0,125	0,324	0,376	0,030	0,05039626	0,05039626	33638	33638	1,0503963		11720		22281,37	
V <sub>14</sub>	-0,251	0,048	-0,109	-0,296	-0,059	0,148	0,03172890	0,03172890	51014	51014	1,0317289		14455		33738,51	
V <sub>15</sub>	-0,227	-0,075	0,093	-0,119	-0,057	-0,402	0,04083264	0,04083264	42212	42212	1,0408326		13141		27934,54	
V <sub>16</sub>	-0,240	0,063	-0,092	0,056	0,000	0,020	0,01222109	0,01222109	45678	45678	1,0122211		14905		27310,16	
V <sub>17</sub>	-0,126	0,493	0,171	-0,105	0,018	0,316	0,06647013	0,06647013	20160	20160	1,0664701		8889		13627,19	
V <sub>18</sub>	-0,246	-0,010	-0,142	0,042	-0,106	0,043	0,01593455	0,01593455	48272	48272	1,0159346		15181		29217,62	
V <sub>19</sub>	-0,244	-0,005	-0,092	-0,279	0,002	0,087	0,02554409	0,02554409	48195	48195	1,0255441		13593		32918,47	
V <sub>20</sub>	-0,172	-0,149	0,536	0,020	-0,004	-0,002	0,05666883	0,05666883	27999	27999	1,0566688		10180		19430,89	
V <sub>21</sub>	-0,207	0,025	-0,108	0,299	0,367	-0,013	0,04655603	0,04655603	35997	35997	1,0465560		12470		23140,37	
V <sub>22</sub>	-0,176	-0,289	-0,070	0,042	-0,181	0,238	0,03507299	0,03507299	28027	28027	1,0350730		9899		19925,29	
V <sub>23</sub>	-0,260	0,070	-0,113	-0,301	-0,088	0,127	0,03329073	0,03329073	54278	54278	1,0332907		15194		35190,97	
V <sub>24</sub>	-0,214	-0,084	0,066	-0,021	-0,038	-0,423	0,03965295	0,03965295	37648	37648	1,0396530		12611		24498,99	

La Tabla 22 presenta el resumen de los métodos de selección de rCUR

Tabla 22 Resumen de los métodos de selección

Criterio de selección de columnas y filas según Mahoney	Descripción del criterio
random	Con este método se define la probabilidad de selección de cada columna como el mínimo entre 1 y $c\pi$ , luego se compara esta probabilidad $p_j$ con la probabilidad obtenida de una Distribución Uniforme con parámetro $m$ . Esta distribución de probabilidad se define en R como $\text{runif}(n)$ , la cual proporciona $m$ probabilidades con valores entre 0 y 1. El criterio de selección es si $p_j \geq \text{probabilidad uniforme}$ entonces se selecciona esa columna, tantas columnas como indique el parámetro $c$ , en el momento que se alcanza la cantidad $c$ de columnas el algoritmo se detiene, aunque haya más $p_j \geq \text{probabilidad uniforme}$ . El número de columnas, aunque se establezca en el parámetro $c$ , podría diferir con el obtenido realmente, así que el tamaño final de columnas y filas seleccionadas también es aleatorio.
exact.num.random	Con este método se crea un vector de puntajes leverage considerando los primeros $k$ componentes de la matriz $V$ , se calcula la diferencia entre el puntaje leverage multiplicado por $c$ y la probabilidad obtenida bajo la Distribución Uniforme con parámetro $n$ ; se ordenan de mayor a menor dicha diferencia y

Criterio de selección de columnas y filas según Mahoney	Descripción del criterio
	mantiene la cantidad exacta de variables, correspondiente a las $c$ mayores.
top.scores	Con este método simplemente se seleccionan las $c$ columnas con puntajes leverages más altos.
highest.ranks	Con este método se asignan rangos a los puntajes leverage y posteriormente se seleccionan los de mayor rango.
ortho.top.scores	Con este método se seleccionan columnas y filas considerando la combinación de los puntajes leverages con la ortogonalidad del subespacio construido por las columnas y/o filas seleccionadas previamente.

#### 4.2.3.4 Sección d: resultados que genera el algoritmo de R

Esta sección permite mediante el parámetro `Matrix.return` obtener los diferentes resultados que se generan con el algoritmo. Si no se especifica el método de selección de columnas, entonces el algoritmo se detiene.

Cuando se indica `Matrix.return` igual a `TRUE` se muestran las matrices  $C$ ,  $U$  y  $R$ ; si el parámetro `Matrix.return` es falso, la matriz  $U$  no es calculada ya que puede tener un costo alto de cálculo sobre todo si  $r$  y  $c$  son muy grandes. Por defecto el algoritmo utiliza el valor `TRUE`.

```

else stop("Unknown method: ", method)
if (matrix.return) {
  if (length(IndC) == 1) {
    C = matrix(A[, IndC], ncol = 1) }
  else { C = A[, IndC] }
  if (length(IndR) == 1) { R = matrix(A[IndR, ],
    nrow = 1) }
  else { R = A[IndR, ] }
  if (c == n) { U = MASS::ginv(R) }
  else { if (r == m) { U = MASS::ginv(C) }
  else { U = MASS::ginv(C) %*% A %*%
    MASS::ginv(R) } }
  if (error.return) {
    if (r < c) { Error = Matrix::norm(A - C %*%
    U %*% R, "F") }
    else { Error = Matrix::norm(A - C %*% (U
    %*% R), "F") } } }

```

Si  $c$  = el número de columnas, se calcula la matriz  $U$  utilizando el paquete `MASS` mediante la función de la inversa generalizada de  $R$ , para  $r$ =filas es similar. Si se solicita que el programa muestre el error o la diferencia entre  $(A - CUR)$ , el error se calcula como la norma de la diferencia entre las matrices  $A - C * U * R$ . Al finalizar el algoritmo se establece  $U, C, R$  vacías, también se crea un vector `res` para ubicar los diferentes resultados del algoritmo. En esta sección se le ponen nombre a los diferentes objetos que se obtienen, por ejemplo: `CURobj Slot "C"`: presenta la matriz  $C$  que consiste en la matriz de las columnas seleccionadas.

Slot "*U*": que corresponde a la matriz *U* al no especificar la cantidad de filas, presenta todas las filas de la matriz. También presenta los puntajes leverage Slot "C.leverage.score" ordenados de mayor a menor. También el "C.index", que corresponde al número de las columnas según el número *c* establecido, ordenados según el valor del leverage y el Slot "R.index" que muestra las filas seleccionadas. Finalmente, muestra el Slot "Error", en la que se presenta el error entre la matriz  $A - CUR$ .

#### 4.2.4 Comentarios sobre el algoritmo rCUR

Se muestra (Tabla 23) una comparación de los componentes obtenidos con el SPSS (paquete estadístico con siglas en inglés (Statistical Package for the Social Sciences)

([IBM, 2016](#)) cuando los valores característicos son mayores a 1 y el caso donde se indica que sea solo una PCA, y las selección de columnas según los diferentes métodos de la CUR y para el caso del método top.scores se incluye la selección de columnas con la ponderación y sin la ponderación. Se muestran también los errores obtenidos cuando los valores leverages son ponderados y sin ponderar, lo cual evidencia que el error es mayor cuando se ponderan los puntajes leverage, excepto en el método ortho.top.scores.

Las opciones que ofrece el algoritmo rCUR ([Bodor et al., 2012](#)) para seleccionar individuos y/o variables presentan algunas limitaciones, por ejemplo, el método aleatorio del algoritmo rCUR selecciona un número diferente de individuos y/o variables en cada ejecución, además que no necesariamente selecciona los mejores individuos y/o variables que minimicen la diferencia de la aproximación; mientras que la propuesta con Dinamic CUR fija la cantidad de individuos y/o variables al establecer la probabilidad alpha superior de la distribución de probabilidad establecida, una vez introducida esta probabilidad se estima la cantidad fija de individuos y/o variables de interés. Por otro lado, el método exact.number.random, aunque selecciona el número exacto de individuos y/o variables solicitado, no necesariamente selecciona los mejores individuos y/o variables, dado que incorpora un elemento aleatorio en su configuración. El Dinamic CUR selecciona la misma cantidad fija de individuos y/o columnas, siendo la mejor selección según los mayores puntajes leverage.

```

else {
U = NULL
C = NULL
R = NULL }
res = new(Class = "CURobj")
if (!is.null(C))
res@C = C
if (!is.null(ScoresC))
res@C.leverage.score = ScoresC
if (!is.null(IndC))
res@C.index = IndC
if (!is.null(R))
res@R = R
if (!is.null(ScoresR))
res@R.leverage.score = ScoresR
if (!is.null(IndR))
res@R.index = IndR
if (!is.null(U))
res@U = U
if (!is.null(Error))
res@Error = Error
return(res)

```



Tabla 23 Comparación con resultados SPSS y los diferentes métodos de selección

ITEMS	Componente SPSS 64.89% variabilidad						SPSS 1 PCA 29.5%	METODOS DE SELECCIÓN e ITEMS SELECCIONADOS SEGÚN PROCESO 1					
	1	2	3	4	5	6		random	metodo exact.numbe r.random	top.score s	top.scores, weighted=T RUE	highest.ra nks	ortho.top.s cores
E6AC23 Me siento querido o querida por mis padres	,819	,059	,014	-,009	,082	,072	,479			1	1		
E6AC14 Mi familia me ayudaría en cualquier tipo de	,778	,036	,044	,043	,128	,108	,508			1	1		
E6AC19 Mis familiares cercanos me dan confianza	,698	,175	,095	,084	,250	,103	,619			1			
E6AC7 Me siento feliz en casa	,671	,161	,056	,034	,115	,105	,512			1	1		
E6AC11 Mi familia está decepcionada de mí	-,672	-,135	-,120	-,036	-,061	,030	-,466		1			1	
E6AC3 Soy muy criticado o criticada en casa	-,675	-,105	-,110	-,137	,111	,055	-,414	1	1			1	1
E6AC24 Soy una persona atractiva	,117	,831	,186	,150	,126	,058	,658						
E6AC15 Me gusta como soy físicamente	,233	,823	,134	,053	,089	,112	,652	1			1		
E6AC12 Me considero elegante	,154	,720	,096	,228	,180	,119	,657						
E6AC2 Consigo amigos o amigas fácilmente	,137	,134	,799	,095	,179	,201	,591	1		1		1	1
E6AC22 Tengo muchos amigos o amigas	,201	,146	,652	,091	,242	,264	,614		1				
E6AC6 Soy una persona amigable	,055	,247	,479	,173	,285	,123	,540				1		
E6AC18 Mis amigos(as) me aprecian	,188	,205	,415	,265	,356	-,007	,590				1		
E6AC17 Me cuesta hablar con desconocidos(as)	,015	-,082	-,656	-,018	,174	,133	-,178	1	1	1		1	1
E6AC10 Me es difícil hacer amigos o amigas	-,080	,009	-,816	,024	,026	-,004	-,318	1	1	1		1	1
E6AC21 Mis profesores(as) me consideran inteligente	,064	,164	,042	,890	,183	,069	,571			1			
E6AC5 Mis profesores(as) me consideran buen(a)	,119	,114	,073	,864	,260	,075	,607	1	1	1			
E6AC13 Mis profesores me aprecian	,069	,146	,138	,842	,226	,086	,603			1			1
E6AC1 Hago bien los trabajos de la universidad	,199	,184	,037	,129	,783	,029	,570	1			1		
E6AC16 Soy un(a) buen(a) estudiante	,157	,195	,071	,269	,753	,007	,606				1		
E6AC9 Trabajo mucho en clase durante las tutorías	,020	,039	,063	,230	,548	,135	,398	1					1
E6AC8 Me buscan para realizar actividades deportivas	,086	,115	,102	,118	,081	,869	,449		1	1		1	1
E6AC20 Soy bueno o buena haciendo deporte	,095	,337	,075	,069	,064	,787	,504	1	1	1		1	1
E6AC4 Me cuido físicamente	,183	,670	,078	,075	,136	,362	,627						
<b>errores weighted= FALSE</b>							<b>proceso 1</b>	<b>206,6</b>	<b>208,1</b>	<b>234,3</b>		<b>221,1</b>	<b>226,4</b>
							<b>proceso 2</b>	<b>242,3</b>	<b>237,3</b>				
							<b>proceso 3</b>	<b>237,9</b>	<b>207,2</b>				
<b>errores weighted= TRUE</b>							<b>proceso 1</b>	<b>260,4</b>	<b>234,6</b>		<b>279,4</b>	<b>221,1</b>	<b>207,5</b>
							<b>proceso 2</b>	<b>262,7</b>	<b>254,6</b>				
							<b>proceso 3</b>	<b>261,6</b>	<b>267,0</b>				
<b>Cociente de los errores</b>							<b>proceso 1</b>	<b>0,79</b>	<b>0,89</b>	<b>0,84</b>		<b>1,00</b>	<b>1,09</b>
							<b>proceso 2</b>	<b>0,92</b>	<b>0,93</b>				
							<b>proceso 3</b>	<b>0,91</b>	<b>0,78</b>				

---

El método *highest.rank* además de ser más complejo matemáticamente, tiene el inconveniente de que degrada el nivel de medición del puntaje *leverage* asignando un rango como criterio de selección y termina comparando rangos entre diferentes opciones para seleccionar los individuos y/o variables, en lugar de usar el valor y unidad de medida natural del puntaje *leverage*. La metodología que se propone con *Dinamic CUR* utiliza los valores naturales más altos de los puntajes *leverage*.

Los métodos *Top.scores* y *ortho.top.scores* son los que seleccionan los mejores individuos y/o variables, porque restringe la selección a aquellos puntajes más altos según el caso, no obstante, tiene la limitación de que solo valoran los puntajes *leverages* para una cantidad  $k$  componentes principales específicos, dando la perspectiva de que es la única solución. Mientras que el *Dinamic CUR* tiene varias opciones de búsqueda para optimizar la selección.

Ante esta situación, las posibilidades que tiene el programa *Dinamic CUR* son importantes, ya que brinda varias alternativas que dinamizan la configuración de los criterios de selección valorando para diferentes cantidades de individuos y/o variables, varios criterios de ajuste y además de analizar el error de aproximación hasta alcanzar el menor error según la combinación de opciones que se especifican.

Existe un vacío en el algoritmo *rCUR* al no considerar la distribución de probabilidad de los puntajes *leverages* como alternativa para seleccionar los mejores individuos y/o variables; esto se atiende con el aporte que se realiza con esta investigación, debido a que se ajustan los puntajes a su distribución de probabilidad de manera dinámica según los diferentes  $k$  componentes que se deseen.

### **4.3 Revisión sistemática de la Descomposición CUR 2006 - 2018**

En esta investigación se ha realizado una revisión sistemática de la bibliografía sobre la Descomposición CUR, con el objetivo de obtener las referencias bibliográficas desde que Mahoney, Maggioni, & Drineas (2006) propusieron la metodología. Con este tipo de análisis es posible explorar la evolución que ha tenido esta metodología en los diferentes campos del conocimiento científico. Esta revisión ha sido guiada por las recomendaciones de PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) según se establece en Moher et al. (2015).

---

### **4.3.1 Criterios para la selección de estudios**

Los criterios de inclusión se centraron en: i) la selección de todos los estudios focalizados en la Descomposición CUR, ii) estudios que contenían las palabras "CUR decomposition", "Matrix CUR", "Matrix CUR decomposition", "rCUR matrix decompositions", incluso el nombre del algoritmo en R denominado rCUR.

### **4.3.2 Búsqueda de la literatura**

Todos los artículos publicados en revistas con peer review entre el 1 de enero de 2006 y el 15 de octubre de 2018 fueron considerados como elegibles. Se estableció el límite de que fuese en idioma inglés. Los artículos se obtuvieron de las bases de datos EBSCO, Scopus, Web of Science y Google Scholar a través de la estrategia de búsqueda.

### **4.3.3 Extracción de datos**

Para la selección de los estudios se integraron los registros obtenidos en cada base de datos, se creó una base única y se realizaron análisis de registros duplicados. Posteriormente, se hizo una revisión a través del título y resumen de todos los artículos considerando año y nombre de autor para determinar duplicidad, no capturada por los sistemas electrónicos. Una vez establecida la base de datos final, se analizó el texto completo de los artículos seleccionados con el fin de determinar el área de estudio y la evolución que ha tenido la técnica.

### **4.3.4 Selección de estudios**

Con los criterios utilizados para la selección de los artículos, fueron identificados 45 estudios, de los cuales siete fueron eliminados por ser registros duplicados, una tesis doctoral y otro no corresponde al tema de la descomposición CUR, obteniendo 36 no duplicados, con ellos se realiza la descripción de la evolución de esta técnica.

En la Figura 16 se presentan las publicaciones sobre la Descomposición CUR desde el 2006 al 2018.

---

## 4.3.5 Caracterización de los artículos sobre la Descomposición CUR

### 4.3.5.1 Artículos donde ha participado el autor de la CUR Michael W. Mahoney

De los 36 artículos encontrados, en nueve de ellos ha participado el autor que ha propuesto la técnica de la descomposición CUR. Mahoney propuso por primera vez esta técnica en la conferencia internacional sobre descubrimiento de conocimiento y minería de datos, con la ponencia “Tensor-CUR decompositions for tensor-based data” (2006).

En ese mismo año, también publicó el artículo titulado “Fast Monte Carlo algorithms for matrices III: Computing a compressed approximate matrix decomposition” en el que presenta dos algoritmos para mejorar la selección de columnas y filas (2006). Dos años después, Mahoney formalizó la técnica de la descomposición CUR en un artículo publicado en la revista *Journal on matrix analysis and applications* (2008) titulado “Tensor CUR decompositions for tensor-based data”. En ese mismo año, presenta el tema del error relativo en la descomposición CUR (2008) y otro sobre el problema de muestreo de filas y columnas y su efecto en los algoritmos de aproximación (Drineas, Kannan, & Mahoney, 2008).

En el 2009 escribe el artículo denominado “CUR matrix decompositions for improved data analysis” en la revista “*Proceedings of the national academy of sciences of the United States of America*” (Mahoney & Drineas, 2009). En el 2012 se formaliza el algoritmo del paquete R con un artículo publicado en la revista “*BMC bioinformatics*” titulado “rCUR: an R package for CUR matrix decomposition” (Bodor et al., 2012).

Para el 2014, se publica el artículo “Objective identification of informative wavelength regions in galaxy spectra” en la revista “*Astronomical Journal*” donde se presenta la identificación de regiones informativas de longitud de onda en un modelo de población estelar de ráfaga única utilizando la descomposición CUR. El análisis demuestra que es posible identificar la edad estelar con el primer “eigenspectrum” y el segundo representa la degeneración de la metalicidad por edad de las galaxias (Yip et al., 2014).

	Li, Wang, Dong, Yan, Liu & Zha	2018	Joint Active Learning with Feature Selection via CUR Matrix Decomposition
	Aldroubi, Hamm, Koku & Sekmen Boutsidis & Woodruff		CUR Decompositions, Similarity Matrices, and Subspace Clustering Optimal CUR Matrix Decompositions
	Lei & Liu	2017	Preference Feature Extraction Based on Column Union Row Matrix Decomposition
	Papalexakis, Faloutsos & Sidiropoulos Song, Woodruff & Zhong		Tensors for Data Mining and Data Fusion: Models, Applications, and Scalable Algorithms Relative Error Tensor Low Rank Approximation
	Drineas & Mahoney Saibaba	2016	RandNLA: Randomized Numerical Linear Algebra HOID: Higher Order Interpolatory Decomposition for tensors based on Tucker representation
	Wang, Zhang & Zhang		Towards more efficient SPSD matrix approximation and CUR matrix decomposition
	Anderson, Du, Melgaard, Wu, Gu & Mahoney Wang & Singh	2015	Spectral gap error bounds for improving CUR matrix decomposition and the nyström method Provably Correct Algorithms for Matrix Column Subset Selection with Selectively Sampled Data
	Xu, Jin & Zhou Yang, Ruebel, Prabhat, Mahoney & Bowen		CUR algorithm for partially observed matrices Identifying Important Ions and Positions in Mass Spectrometry Imaging Data Using CUR
	Boutsidis & Woodruff Cichocki		Optimal CUR matrix decompositions Era of Big Data Processing: A New Approach via Tensor Networks and Tensor Decompositions
	Cuzzocrea & Bertino Cuzzocrea & Bertino	2014	A comprehensive theoretical framework for privacy preserving distributed OLAP Theory-inspired optimizations for privacy preserving distributed OLAP algorithms
	Yip, Mahoney, Szalay, Csabai, Budavári, Wyse, & Dobos		Objective identification of informative wavelength regions in galaxy spectra
	Cuzzocrea & Bertino Mitrovic, Asif, Rasheed, Dauwels & Jaillet Sigurdsson, Ulfarsson, Sveinsson & Benediktsson	2013	Further theoretical contributions to a privacy preserving distributed OLAP framework CUR decomposition for compression and compressed sensing of large-scale traffic data Sparse representation of hyperspectral data using CUR matrix decomposition
	Wang & Zhang		Improving CUR matrix decomposition and the nyström approximation via adaptive sampling
	Bodor, Csabai, Mahoney & Solymosi Tejeda, Ones, Sánchez, Velar & Rodríguez	2012	rCUR: an R package for CUR matrix decomposition Utilización combinada de métodos exploratorios y confirmatorios para el análisis de la actividad antibacteriana de la cefalosporina
	Wang & Zhang		A scalable CUR matrix decomposition algorithm: Lower time complexity and tighter bound
	Caiafa & Cichocki Liu & Shao	2010	Generalizing the column-row matrix decomposition to multi-way arrays High Dimensionality Reduction Using CUR Matrix Decomposition and Auto-encoder for Web Image Classification
	Singer & Cucuringu		Uniqueness of low-rank matrix completion by Rigidity Theory
	Caiafa & Cichocki Kolda & Bader	2009	Methods for factorization and approximation of tensors by partial fiber sampling Tensor Decompositions and Applications
	Mahoney & Drineas		CUR matrix decompositions for improved data analysis
	Mahoney, Maggioni & Drineas Drineas, Mahoney, & Muthukrishnan	2008	Tensor-CUR decompositions for tensor-based data Relative-error cur matrix decompositions
	Drineas, Kannan & Mahoney		Sampling subproblems of heterogeneous max-cut problems and approximation algorithms.
	Drineas, Kannan & Mahoney Mahoney, Maggioni & Drineas, P.	2006	Fast Monte Carlo algorithms for matrices III: Computing a compressed approximate matrix decomposition Tensor-CUR decompositions for tensor-based data

Figura 16 Publicaciones científicas sobre la Descomposición de la matriz CUR 2006-2018

---

Para el año 2015, [Anderson et al. y Yang, Ruebel, Prabhat, Mahoney, & Bowen](#) escribieron sobre la descomposición CUR. Los primeros introducen en su artículo “Spectral gap error bounds for improving CUR matrix decomposition and the nystrom method” nuevos límites de error de brecha espectral que explotan la caída de espectro potencialmente rápido en la matriz de entrada, una ocurrencia más común en el aprendizaje automático y el análisis de datos. Señalan que los límites de error que proponen son mucho más estrictos que los existentes para matrices con decaimiento rápido del espectro, y justifican el uso de una cantidad constante de muestreo excesivo en relación con el parámetro de rango  $k$ .

También demuestran en un nuevo algoritmo determinista llamado Stable CUR, que elimina una fuente de inestabilidad potencial previamente no reconocida en las descomposiciones CUR, el algoritmo propuesto acepta cualquier método de selección de filas y columnas. Por otro lado, Yang et al. en su artículo “Identifying Important Ions and Positions in Mass Spectrometry Imaging Data Using CUR Matrix Decompositions” utilizan la descomposición CUR en las imágenes de espectrometría de masas que le permiten el mapeo espacial de alta resolución, sin etiquetas, de la composición química de muestras biológicas complejas.

El último artículo encontrado en el que participa Mahoney fue titulado “RandNLA: Randomized Numerical Linear Algebra” publicado en la revista “Communications of the ACM” en el cual muestra la importancia de la aleatorización numérica en álgebra lineal con sus siglas en inglés “RandNLA”, presenta tres algoritmos para seleccionar columnas y filas centrado en el efecto que tiene en las grandes bases de datos, debido a la reducción en el tiempo de ejecución de los procesos de selección ([Petros Drineas & Mahoney, 2016](#)).

#### **4.3.5.2 Otros autores que han utilizado o escrito sobre la Descomposición CUR**

A partir del 2009 empiezan a aparecer otros artículos relacionados con la descomposición CUR, por ejemplo, los de [Caiafa & Cichocki](#) y [Kolda & Bader](#). Los primeros con el artículo titulado “Methods for Factorization and Approximation of Tensors by Partial Fiber Sampling”, presentan, discuten y comparan nuevos métodos para la reconstrucción de matrices mediante muestreo parcial.

Presentan dos métodos, llamados “Tree-CUR” y “FSTD (Descomposición del Tensor de Muestreo de Fibra)”, los autores señalan que estos nuevos métodos son herramientas potencialmente útiles para el procesamiento de grandes conjuntos de datos, ya que proporcionan

---

algoritmos rápidos para calcular aproximaciones de bajo rango sin necesidad de muestrear todo el conjunto de datos, también comparan los resultados con el modelo Tucker en términos del error de aproximación alcanzado, señalando que el método “FSTD” proporciona mejores resultados que el “Tree-CUR”.

En el caso de Kolda & Bader proporcionan una descripción general de las descomposiciones de matrices de orden superior, sus aplicaciones y el software disponible en el artículo titulado “Tensor Decompositions and Applications”.

En el año 2010 aparecen tres artículos de los autores [Caiafa & Cichocki](#); [Liu & Shao](#) y [Singer & Cucuringu](#). En el caso de Caiafa & Cichocki presentan su artículo titulado “Generalizing the column–row matrix decomposition to multi-way arrays” con un contenido similar al artículo publicado en el 2009. Los autores Liu & Shao en su artículo “High Dimensionality Reduction Using CUR Matrix Decomposition and Auto-encoder for Web Image Classification” comparan la eficiencia y la precisión de dos métodos de reducción de la dimensionalidad en las matrices de datos.

Por otro lado, Singer & Cucuringu, señalan que las ideas y herramientas básicas de la llamada “Rigidity theory, or topological constraints theory” se pueden adaptar para determinar la singularidad de la terminación de matrices de bajo rango, donde los productos internos desempeñan el papel de las distancias en la teoría de la rigidez, desarrollan este tema en el artículo titulado “Uniqueness of low-rank matrix completion by Rigidity Theory”.

Para el 2012, aparecen los artículos de [Tejeda et al.](#) y el de [Wang & Zhang](#), los primeros presentan una estrategia para reducir la dimensión utilizando el análisis de componentes principales en combinación con la descomposición de la matriz CUR. Aplican la técnica en un problema práctico para el ajuste de un modelo de regresión mediante el uso de mínimos cuadrados parciales. En el caso de Wang & Zhang, proponen un algoritmo CUR aleatorio novedoso con un límite de error relativo esperado, el algoritmo propuesto por estos autores tiene la ventaja sobre los algoritmos CUR de error relativo existentes ya que posee un límite teórico más estricto y son menos complejos, ya que evita mantener toda la matriz de datos en la memoria principal del computador.

Para el año 2013 aparecen los autores [Cuzzocrea & Bertino](#); [Mitrovic, Asif, Rasheed, Dauwels, & Jaillet](#); [Sigurdsson, Ulfarsson, Sveinsson, & Benediktsson](#) y [Wang & Zhang](#). Cuzzocrea & Bertino en su artículo “Further Theoretical Contributions to a Privacy Preserving

---

Distributed OLAP Framework” presentan cuatro propiedades teóricas principales que amplían los modelos y algoritmos presentados en su artículo anterior denominado “A Secure Multiparty Computation Privacy Preserving OLAP Framework over Distributed XML Data”, toman como referencia la técnica de descomposición matricial CUR como el componente elemental para calcular la privacidad de las vistas OLAP bidimensionales de manera efectiva y eficiente.

Ellos investigan las propiedades teóricas del método de descomposición CUR e identifican algunas extensiones teóricas de este método que, según su visión pueden generar beneficios para un amplio espectro de aspectos en el contexto de la preservación de la privacidad.

Los autores Mitrovic et al., utilizan la descomposición CUR en sistemas de transporte inteligentes, su aplicación fue para la detección comprimida de datos de tráfico en Singapur. Por otro lado, Sigurdsson et al., utilizan la descomposición CUR para la descomposición hiperespectral de las imágenes de un mapa en su artículo “Sparse representation of hyperspectral data using CUR matrix decomposition”.

Wang & Zhang señalan en su artículo “Improving CUR matrix decomposition and the Nyström approximation via adaptive sampling” que la descomposición CUR puede considerarse como una extensión de la aproximación de Nyström, y establecen un límite de error más general para el algoritmo de muestreo de columna y filas, según el cual proponen los algoritmos CUR y Nyström más precisos con los límites de error relativo esperados.

En el 2014 surgen los autores [Boutsidis & Woodruff](#); [Cichocki](#) con un artículo y [Cuzzocrea & Bertino](#) con dos artículos relacionados con la descomposición CUR. Los primeros presentan algoritmos deterministas y de tiempo de entrada de dispersión para construir la descomposición CUR, señalan en su artículo “Optimal CUR matrix decompositions” que su propuesta es simultáneamente óptima en  $c$ ,  $r$  y rango ( $U$ ).

Por otro lado, Cichocki presenta en su artículo “Era of Big Data Processing: A New Approach via Tensor Networks and Tensor Decompositions” algunos modelos de redes de tensores (matrices de múltiples vías) y descomposición de tensores para una gran cantidad de datos, incluyen posibles aplicaciones potenciales como detección de anomalías, extracción de características, clasificación, análisis de conglomerados, integración y fusión de datos, reconocimiento de patrones, modelado predictivo, regresión, análisis de series de tiempo y análisis de componentes de múltiples vías. Mientras que Cuzzocrea et al. con sus dos artículos,



---

uno titulado “A comprehensive theoretical framework for privacy preserving distributed OLAP” y el otro “Theory-inspired optimizations for privacy preserving distributed OLAP algorithms” muestran las aplicaciones y desarrollos que han realizado en la computación de cubos OLAP que preservan la privacidad de manera efectiva y eficiente.

En el año 2015, los autores [Wang & Singh](#) y [Xu, Jin, & Zhou](#) también publicaron artículos relacionados con la descomposición CUR. Los primeros proponen algoritmos de selección de subconjuntos de columna para matrices de datos observadas parcialmente, estos autores señalan en su artículo “Provably Correct Algorithms for Matrix Column Subset Selection with Selectively Sampled Data” que sus algoritmos tienen diferentes méritos y limitaciones en la precisión estadística, eficiencia computacional, complejidad de la muestra y esquemas de muestreo, lo que proporciona una buena exploración de la compensación entre estas propiedades deseadas para la selección de subconjuntos de columnas.

También Xu et al. en su artículo denominado “CUR algorithm for partially observed matrices” presentan el tema de las matrices parcialmente observadas, señalando que en la vida real existen infinidad de casos reales en las que se presentan. Llegan a proponer un algoritmo que calcula la aproximación de bajo rango de la matriz objetivo, considerando la selección aleatoria de filas y columnas; tomando en cuenta un subconjunto de intentos observados que se muestrean aleatoriamente desde la matriz, el análisis que presentan muestra el límite de error, medido por la norma espectral, para el algoritmo propuesto cuando la matriz objetivo es de rango completo.

Para el año 2016 se encontraron dos artículos, el de [Saibaba y Wang, Zhang, & Zhang](#), el primero titulado “Hoid: higher order interpolatory decomposition for tensors based on tucker representation” en el cual el autor deriva una factorización de tipo CUR para tensores en el formato Tucker basado en la descomposición interpoladora de orden superior (HOID). Mientras que Wang et al., en su artículo “Towards More Efficient SPSD Matrix Approximation and CUR Matrix Decomposition” proponen un modelo novedoso que llaman modelo de aproximación matricial “SPSD” rápido. Este modelo es casi tan eficiente como el método Nyström y tan preciso como el modelo propuesto.

Para el año 2017 se han encontrado cinco artículos de los autores [Aldroubi, Hamm, Koku, & Sekmen](#); [Boutsidis & Woodruff](#); [Lei & Liu](#); [Papalexakis, Faloutsos, & Sidiropoulos](#) y [Song, Woodruff, & Zhong](#). Los primeros presentan en su artículo “CUR Decompositions,

---

Similarity Matrices and Subspace Clustering” un marco general para resolver el problema de agrupamiento de subespacio utilizando la descomposición CUR, adicionalmente presentan dos métodos para la agrupación y un algoritmo basado en la construcción teórica de matrices de similitud que es probado con datos sintéticos y reales. Los autores Boutsidis & Woodruff en su artículo “Optimal CUR matrix decompositions” presentan un algoritmo para la selección de filas y columnas haciendo simultáneamente óptimos el número de filas y de columnas.

Con una aplicación al mercadeo relacionada con la preferencia de los consumidores, Lei y Liu en su artículo “Preference Feature Extraction Based on Column Union Row Matrix Decomposition” utilizan la descomposición CUR para comprender con mayor facilidad los niveles de preferencia de los consumidores logrando así mayor precisión, mejor interpretabilidad y mayor relación de compresión en la extracción de características de preferencia. Por otro lado, Papalexakis et al., en su artículo “Tensors for Data Mining and Data Fusion: Models, Applications, and Scalable Algorithms” presentan algunas de las descomposiciones de matrices de  $n$  vías más utilizadas, ofreciendo las ideas claves que las respaldan de manera resumidas, luego proporcionan una visión general de una gran cantidad de aplicaciones en las que las matrices han sido fundamentales para lograr un rendimiento óptimo, partiendo desde el análisis de redes sociales hasta el análisis de datos cerebrales, y desde la minería web hasta la asistencia sanitaria. Finalmente, en este año 2017 los autores Song et al., en su artículo “Relative Error Tensor Low Rank Approximation” desarrollan y presentan dos algoritmos para la mejor estimación del error relativo en matrices de  $n$  vías e incorporan una gran cantidad de situaciones en las que se utilizan las descomposiciones matriciales.

En el 2018 solamente se ha encontrado un artículo publicado por Li et al., titulado “Joint Active Learning with Feature Selection via CUR Matrix Decomposition” en el que presentan un enfoque de aprendizaje no supervisado para la selección simultánea de muestras y características, que contrasta con los trabajos existentes que abordan principalmente estos dos problemas por separado. Los autores proponen un marco para llevar a cabo conjuntamente el aprendizaje activo y la selección de columnas basada en la descomposición de la matriz CUR. Adicionalmente proponen también un algoritmo iterativo y llegan a probar su convergencia global y la eficacia del método con datos disponibles de manera pública.

Las referencias bibliográficas indicadas en esta sección se presentan seguidamente en orden cronológico:

AÑO	REFERENCIA BIBLIOGRÁFICA
2006	Drineas, P., Kannan, R., & Mahoney, M. W. (2006). Fast Monte Carlo algorithms for matrices III: Computing a compressed approximate matrix decomposition. <i>SIAM Journal on Computing</i> , 36(1), 184–206. <a href="http://doi.org/10.1137/S0097539704442702">http://doi.org/10.1137/S0097539704442702</a>
2006	Mahoney, M. W. W., Maggioni, M., & Drineas, P. (2006). Tensor-CUR decompositions for tensor-based data. In <i>Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining</i> (Vol. 2006, pp. 327–336). Philadelphia, PA. Retrieved from <a href="https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-33749575020&amp;partnerID=40&amp;md5=3bdb7d1ae680abd7b324cf90317cae41">https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-33749575020&amp;partnerID=40&amp;md5=3bdb7d1ae680abd7b324cf90317cae41</a>
2008	Drineas, P., Kannan, R., & Mahoney, M. W. (2008). Sampling subproblems of heterogeneous max-cut problems and approximation algorithms. <i>Random Structures and Algorithms</i> , 32(3), 307–333. <a href="http://doi.org/10.1002/rsa.20196">http://doi.org/10.1002/rsa.20196</a>
2008	Drineas, P., Mahoney, M. W., & Muthukrishnan, S. (2008). Relative-error cur matrix decompositions. <i>SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications</i> , 30(2), 844–881. <a href="http://doi.org/10.1137/07070471X">http://doi.org/10.1137/07070471X</a>
2008	Mahoney, M. W., Maggioni, M., & Drineas, P. (2008). TENSOR-CUR DECOMPOSITIONS FOR TENSOR-BASED DATA. <i>SIAM JOURNAL ON MATRIX ANALYSIS AND APPLICATIONS</i> , 30(3, SI), 957–987. <a href="http://doi.org/10.1137/060665336">http://doi.org/10.1137/060665336</a>
2009	Caiafa, C. F., & Cichocki, A. (2009). Methods for factorization and approximation of tensors by partial fiber sampling. In <i>CAMSAP 2009 - 2009 3rd IEEE International Workshop on Computational Advances in Multi-Sensor Adaptive Processing</i> (pp. 73–76). Aruba. <a href="http://doi.org/10.1109/CAMSAP.2009.5413235">http://doi.org/10.1109/CAMSAP.2009.5413235</a>
2009	Kolda, T. G., & Bader, B. W. (2009). Tensor Decompositions and Applications. <i>SIAM Review</i> , 51(3), 455–500. <a href="http://doi.org/10.1137/07070111X">http://doi.org/10.1137/07070111X</a>
2009	Mahoney, M. W., & Drineas, P. (2009). CUR matrix decompositions for improved data analysis. <i>PROCEEDINGS OF THE NATIONAL ACADEMY OF SCIENCES OF THE UNITED STATES OF AMERICA</i> , 106(3), 697–702. <a href="http://doi.org/10.1073/pnas.0803205105">http://doi.org/10.1073/pnas.0803205105</a>
2010	Caiafa, C. F., & Cichocki, A. (2010). Generalizing the column-row matrix decomposition to multi-way arrays. <i>Linear Algebra and Its Applications</i> , 433(3), 557–573. <a href="http://doi.org/10.1016/j.laa.2010.03.020">http://doi.org/10.1016/j.laa.2010.03.020</a>
2010	Liu, Y., & Shao, J. (2010). High Dimensionality Reduction Using CUR Matrix Decomposition and Auto-encoder for Web Image Classification. In Qiu, GP and Lam, KM and Kiya, H and Xue, XY and Kuo, CCJ and Lew, MS (Ed.), <i>Advances in multimedia information processing-PCM 2010, pt ii</i> (vol. 6298, pp. 1–12). Heidelberg platz 3, d-14197 Berlin, Germany: Springer-verlag berlin.
2010	Moher, D., Schulz, K. F., Simer, I., & Altman, D. G. (2010). Guidance for developers of health research reporting guidelines. <i>PLoS Medicine</i> , 7(2), 1–9. <a href="http://doi.org/10.1371/journal.pmed.1000217">http://doi.org/10.1371/journal.pmed.1000217</a>
2010	Singer, A., & Cucuringu, M. (2010). Uniqueness of low-rank matrix completion by Rigidity Theory. <i>SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications</i> , 31(4), 1621–1641.
2012	Bodor, A. A., Csabai, I. I. I., Mahoney, M. W., & Solymosi, N. (2012). rCUR: an R package for CUR matrix decomposition. <i>BMC bioinformatics</i> , 13(1), 103. <a href="http://doi.org/10.1186/1471-2105-13-103">http://doi.org/10.1186/1471-2105-13-103</a>
2012	Tejeda Rodríguez, Y. E., Ones, V. G., Sánchez García, J. E., Velar, R. C., Rodríguez, Y. E. T., Ones, V. G., ... Velar, R. C. (2012). Utilización combinada de métodos exploratorios y confirmatorios para el análisis de la actividad antibacteriana de la cefalosporina (PARTE II). <i>Investigacion Operacional</i> , 33(2), 114–120. Retrieved from <a href="https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84874745416&amp;partnerID=40&amp;md5=346ac77ee40b6e6f77f3304f557bb2bb">https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84874745416&amp;partnerID=40&amp;md5=346ac77ee40b6e6f77f3304f557bb2bb</a>
2012	Wang, S., & Zhang, Z. (2012). A scalable CUR matrix decomposition algorithm: Lower time complexity and tighter bound. In <i>Advances in Neural Information Processing Systems</i> (Vol. 1, pp. 647–655). Lake Tahoe, NV. Retrieved from <a href="https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84877761178&amp;partnerID=40&amp;md5=5742c622c1b21a2755292bae8419d90c">https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84877761178&amp;partnerID=40&amp;md5=5742c622c1b21a2755292bae8419d90c</a>
2013	Cuzzocrea, A., & Bertino, E. (2013). Further theoretical contributions to a privacy preserving distributed OLAP framework. In <i>Proceedings - International Computer Software and Applications Conference</i> (pp. 234–239). Boston, MA. <a href="http://doi.org/10.1109/COMPSAC.2013.39">http://doi.org/10.1109/COMPSAC.2013.39</a>
2013	Mitrovic, N., Asif, M. T., Rasheed, U., Dauwels, J., & Jaillet, P. (2013). CUR decomposition for compression and compressed sensing of large-scale traffic data. In <i>IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, Proceedings, ITSC</i> (pp. 1475–1480). The Hague. <a href="http://doi.org/10.1109/ITSC.2013.6728438">http://doi.org/10.1109/ITSC.2013.6728438</a>
2013	Sigurdsson, J., Ulfarsson, M. O., Sveinsson, J. R., & Benediktsson, J. A. (2013). Sparse representation of hyperspectral data using CUR matrix decomposition. In <i>International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)</i> (pp. 433–436). Melbourne, VIC. <a href="http://doi.org/10.1109/IGARSS.2013.6721185">http://doi.org/10.1109/IGARSS.2013.6721185</a>
2013	Wang, S., & Zhang, Z. (2013). Improving CUR matrix decomposition and the nyström approximation via adaptive sampling. <i>Journal of Machine Learning Research</i> , 14, 2729–2769. Retrieved from <a href="https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84885649693&amp;partnerID=40&amp;md5=01023065f2d35eaf173df4aa9ba21ba9">https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84885649693&amp;partnerID=40&amp;md5=01023065f2d35eaf173df4aa9ba21ba9</a>
2014	Boutsidis, C., & Woodruff, D. P. (2014). Optimal CUR matrix decompositions. In <i>Proceedings of the Annual ACM Symposium on Theory of Computing</i> (pp. 353–362). New York, NY: Association for Computing Machinery. <a href="http://doi.org/10.1145/2591796.2591819">http://doi.org/10.1145/2591796.2591819</a>
2014	Cichocki, A. (2014). Era of Big Data Processing: A New Approach via Tensor Networks and Tensor Decompositions, 1–30. <a href="http://doi.org/abs/1403.2048">http://doi.org/abs/1403.2048</a>
2014	Cuzzocrea, A., & Bertino, E. (2014a). A comprehensive theoretical framework for privacy preserving distributed OLAP. <i>Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)</i> , 8842, 117–136. Retrieved from

AÑO	REFERENCIA BIBLIOGRÁFICA
	<a href="https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84910146794&amp;partnerID=40&amp;md5=2059a6fb46ce63652aef1cfbac039d67">https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84910146794&amp;partnerID=40&amp;md5=2059a6fb46ce63652aef1cfbac039d67</a>
2014	Cuzzocrea, A., & Bertino, E. (2014b). Theory-inspired optimizations for privacy preserving distributed OLAP algorithms. <i>Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)</i> , 8480 LNAI, 439–453. <a href="http://doi.org/10.1007/978-3-319-07617-1_39">http://doi.org/10.1007/978-3-319-07617-1_39</a>
2014	Yip, C.-W., Mahoney, M. W., Szalay, A. S., Csabai, I., Budavári, T., Wyse, R. F. G., & Dobos, L. (2014). Objective identification of informative wavelength regions in galaxy spectra. <i>Astronomical Journal</i> , 147(5). <a href="http://doi.org/10.1088/0004-6256/147/5/110">http://doi.org/10.1088/0004-6256/147/5/110</a>
2015	Anderson, D. G., Du, S. S., Melgaard, C., Wu, K., Gu, M., & Mahoney, M. W. (2015). Spectral gap error bounds for improving CUR matrix decomposition and the nystrom method. <i>Journal of Machine Learning Research</i> , 38, 19–27. Retrieved from <a href="https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84954309608&amp;partnerID=40&amp;md5=b1cef6641bd6fbf815fd47c5372a3512">https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84954309608&amp;partnerID=40&amp;md5=b1cef6641bd6fbf815fd47c5372a3512</a>
2015	Moher, D., Shamseer, L., Clarke, M., Ghersi, D., Liberati, A., Petticrew, M., ... Whitlock, E. (2015). Preferred reporting items for systematic review and meta-analysis protocols (PRISMA-P) 2015 statement. <i>Systematic Reviews</i> , 4(1), 1–9. <a href="http://doi.org/10.1186/2046-4053-4-1">http://doi.org/10.1186/2046-4053-4-1</a>
2015	Wang, Y., & Singh, A. (2015). Provably Correct Algorithms for Matrix Column Subset Selection with Selectively Sampled Data, 18(1), 1–42. Retrieved from <a href="http://arxiv.org/abs/1505.04343">http://arxiv.org/abs/1505.04343</a>
2015	Xu, M., Jin, R., & Zhou, Z.-H. (2015). CUR algorithm for partially observed matrices. In B. F. Blei D. (Ed.), <i>32nd International Conference on Machine Learning, ICML 2015</i> (Vol. 2, pp. 1412–1421). International Machine Learning Society (IMLS). Retrieved from <a href="https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84969850203&amp;partnerID=40&amp;md5=fe012a2310e99a7360ba4a01cd50437b">https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84969850203&amp;partnerID=40&amp;md5=fe012a2310e99a7360ba4a01cd50437b</a>
2015	Yang, J., Ruebel, O., Prabhat, Mahoney, M. W., & Bowen, B. P. (2015). Identifying Important Ions and Positions in Mass Spectrometry Imaging Data Using CUR Matrix Decompositions. <i>ANALYTICAL CHEMISTRY</i> , 87(9), 4658–4666. <a href="http://doi.org/10.1021/ac5040264">http://doi.org/10.1021/ac5040264</a>
2016	Drineas, P., & Mahoney, M. W. (2016). RandNLA: Randomized Numerical Linear Algebra. <i>COMMUNICATIONS OF THE ACM</i> , 59(6), 80–90. <a href="http://doi.org/10.1145/2842602">http://doi.org/10.1145/2842602</a>
2016	Saibaba, A. K. A. K. A. K. (2016). Hoid: Higher Order Interpolatory Decomposition for tensors based on tucker representation. <i>SIAM journal on matrix analysis and applications</i> , 37(3), 1223–1249. <a href="http://doi.org/10.1137/15M1048628">http://doi.org/10.1137/15M1048628</a>
2016	Wang, S., Zhang, Z., & Zhang, T. (2016). Towards more efficient SPSD matrix approximation and CUR matrix decomposition. <i>Journal of Machine Learning Research</i> , 17, 1–49. Retrieved from <a href="https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85008324774&amp;partnerID=40&amp;md5=aa6af41a75321dbe4b973d4a1b452968">https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85008324774&amp;partnerID=40&amp;md5=aa6af41a75321dbe4b973d4a1b452968</a>
2017	Aldroubi, A., Hamm, K., Koku, A. B., & Sekmen, A. (2017). CUR Decompositions, Similarity Matrices, and Subspace Clustering, 1–30. Retrieved from <a href="http://arxiv.org/abs/1711.04178">http://arxiv.org/abs/1711.04178</a>
2017	Boutsidis, C., & Woodruff, D. P. (2017). Optimal CUR matrix decompositions. <i>SIAM journal on computing</i> , 46(2), 543–589. <a href="http://doi.org/10.1137/140977898">http://doi.org/10.1137/140977898</a>
2017	Lei, H., & Liu, J. (2017). Preference Feature Extraction Based on Column Union Row Matrix Decomposition. <i>Moshi Shibie Yu Rengong Zhineng/Pattern Recognition and Artificial Intelligence</i> , 30(3), 279–288. <a href="http://doi.org/10.16451/j.cnki.issn1003-6059.201703010">http://doi.org/10.16451/j.cnki.issn1003-6059.201703010</a>
2017	Papalexakis, E. E., Faloutsos, C., & Sidiropoulos, N. D. (2017). Les relations villes / campagnes: histoire d'une question politique et scientifique, 8(2), 240. <a href="http://doi.org/10.1145/2915921">http://doi.org/10.1145/2915921</a>
2017	Song, Z., Woodruff, D. P., & Zhong, P. (2017). Relative Error Tensor Low Rank Approximation. Retrieved from <a href="http://arxiv.org/abs/1704.08246">http://arxiv.org/abs/1704.08246</a>
2018	Li, C., Wang, X., Dong, W., Yan, J., Liu, Q., & Zha, H. (2018). Joint Active Learning with Feature Selection via CUR Matrix Decomposition. <i>IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence</i> . <a href="http://doi.org/10.1109/TPAMI.2018.2840980">http://doi.org/10.1109/TPAMI.2018.2840980</a>

---

**CAPÍTULO V**

**RENDIMIENTO ACADÉMICO EN LA UNED**

**COSTA RICA**

## V. RENDIMIENTO ACADÉMICO EN LA UNED COSTA RICA

### 5.1 Costa Rica y su sistema educativo

La República de Costa Rica, se encuentra localizada dentro de las coordenadas geográficas  $8^{\circ}$  y  $11^{\circ}15'$ , de latitud norte, y  $82^{\circ}$  y  $86^{\circ}$ , de longitud oeste, incluyendo su área insular, tiene una extensión de  $51.100 \text{ kms}^2$  ( $50.660 \text{ km}^2$  de tierras y  $440 \text{ km}^2$  de agua). Limita al norte con Nicaragua con la que comparte  $309 \text{ km}$  de frontera y al sur con Panamá con la que comparte  $639 \text{ km}$ , al este con el mar Caribe y al oeste con el océano Pacífico (Figura 17).

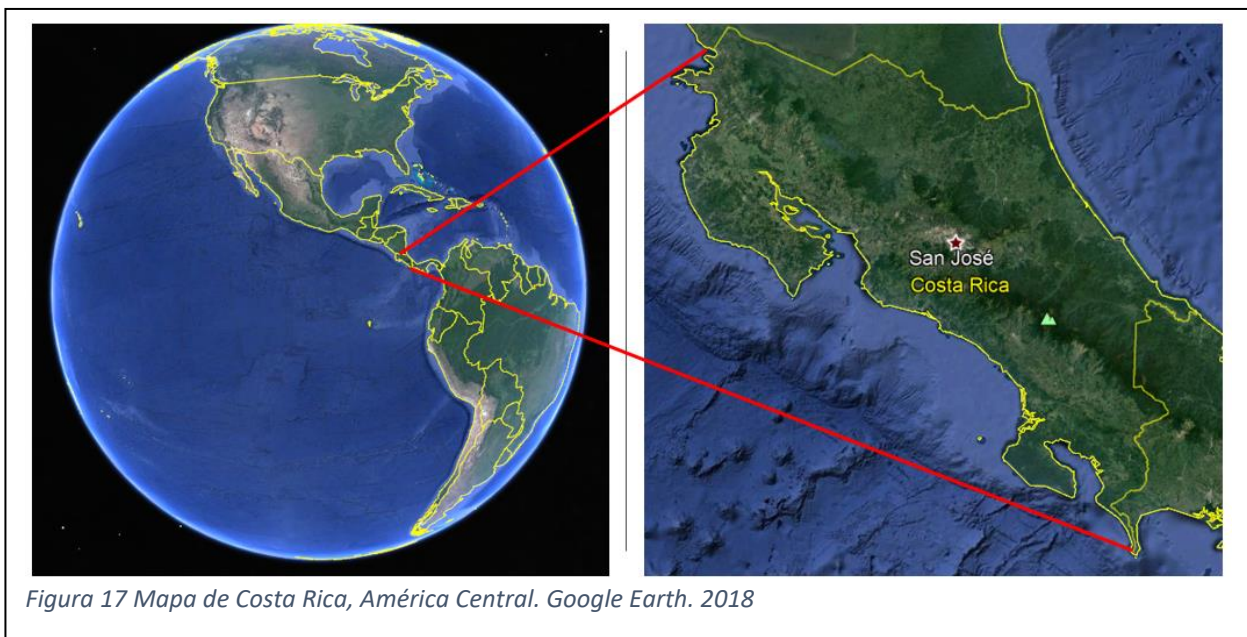


Figura 17 Mapa de Costa Rica, América Central. Google Earth. 2018

Según datos del Instituto Nacional de Estadística y Censo de Costa Rica (2013), la proyección de población para el año 2018 es de 5 003 402 habitantes; con una tasa bruta de mortalidad del 4.5 y de natalidad del 14.5 ambas por mil. La esperanza de vida al nacimiento en general es de 80 años, para las mujeres de 82.9 años y para los hombres de 77.8 años. La estructura de edad de la población de Costa Rica es de 22.2.0% para la población menor a 15 años, del 69.6% de los costarricenses tienen una edad de 15 a 64 años, mientras que el 8.2% tiene 65 y más.

Costa Rica posee uno de los índices de alfabetización más altos de América Latina y el mejor de Centroamérica, en gran parte por lo establecido en el artículo 78 de la Constitución Política de Costa Rica (1949) que determina que la educación preescolar y la general básica son obligatorias, estas como la educación diversificada en el sistema público son gratuitas y costeadas por la Nación. El ente encargado de supervisarla es el Ministerio de Educación Pública. La educación preescolar y primaria en Costa Rica tiene una cobertura de 89.2% y

---

99.3% respectivamente, mientras que la secundaria abarca el 88%. Esta situación provoca una gran demanda y presión por estudios universitarios en los últimos 40 años.

En Costa Rica se han dado cuatro etapas en la educación superior según el Consejo Nacional de Rectores, la primera corresponde a los años antes de 1930 donde lo característico era de pocas carreras universitarias de manera dispersa; la segunda etapa correspondiente a la creación y consolidación de la Universidad de Costa Rica (1940 a 1970); ya para los años 70's se dio una diversificación de la Educación Superior Estatal con cuatro universidades estatales; luego de 1980 se da una fuerte expansión de las universidades privadas; en el año 2011 se crea una quinta universidad pública en el país.

La matrícula del I ciclo lectivo de 2016 registraba un total de 104 045 estudiantes, distribuidos de la siguiente manera: Universidad de Costa Rica (39.6%), UNED (21.1%), Universidad Nacional (17.7%), Instituto Tecnológico de Costa Rica (10.7%) y la Universidad Técnica Nacional de Costa Rica (10.8%); por otro lado, el sector privado cuenta con 53 universidades privadas. También existen 29 para universitarias, dos estatales (Colegio Universitario de Cartago y Limón) y 27 centros de enseñanza comercial y administrativa; y cinco universidades internacionales (INCAE, CATIE, EARTH, ICAP y Universidad para la Paz).

Toda esta estructura del sistema educativo público y privado permite altos niveles de escolaridad en el país, siendo uno de los más altos de Latinoamérica.

## 5.2 La Universidad Estatal a Distancia en Costa Rica

La Universidad Estatal a Distancia (UNED) es la única del país que ofrece estudios a distancia, fue creada por Ley de la República N. 6044, el 22 de febrero de 1977 y recibe el "Ejecútese" el 3 de marzo del mismo año (Ley N. 6044, 1977). La UNED tiene cuatro escuelas, a saber: Ciencias de la Educación, Ciencias Exactas y Naturales, Ciencias Sociales y Humanidades y la Escuela de Ciencias de la Administración (ECA). La (ECA) fue creada en el año

1989, se conforman en su creación las cátedras de Economía, Finanzas, Producción, Administración, Contabilidad, Mercadeo y Estadística. Durante los primeros años la escuela se dedicó a organizar su estructura administrativa, así como los programas del plan de la carrera



Figura 18 Logo UNED, Costa Rica

---

de administración (CIDREB Centro de Información y Documentación, 1992). El 24 de mayo del 2012 se le otorgó la acreditación del Sistema Nacional de Acreditación de la Educación Superior de Costa Rica (SINAES) de siete de sus énfasis. En la actualidad todos sus programas están acreditados.

La ECA ofrece un bloque común de asignaturas para lograr el diplomado en administración, una vez alcanzado este grado, los estudiantes optan por un énfasis para alcanzar el bachillerato y Licenciatura ya sea en:

1. Énfasis en Recursos Humanos
2. Énfasis en Cooperativas y Asociativas
3. Énfasis en Banca y Finanzas
4. Énfasis en Contaduría
5. Énfasis en Dirección de Empresas
6. Énfasis en Mercadeo
7. Énfasis en Producción
8. Énfasis en Negocios Internacionales



Figura 19 Logo Escuela de Ciencias de la Administración

### **5.3 Caracterización del estudiante de la Escuela de Ciencias de la Administración (ECA)**

La caracterización estadística del estudiante de la ECA se realiza considerando las 200 dimensiones y variables que se obtuvieron en esta investigación. Todas ellas, en función de tres clústeres, contruidos a partir de los cinco indicadores de rendimientos académicos. Para ello, se realizó un análisis de cluster con el paquete SPSS. Los resultados numéricos de cada una de esas dimensiones y variables se presentan en el apéndice 5.2. Sin embargo, la caracterización de los cluster se realiza con las variables más relevantes considerando los resultados de la revisión sistemática, el análisis bibliométrico, el metaanálisis, así como la selección del quintil 1 de variables más importantes (40 variables) seleccionas mediante la Descomposición de la matriz CUR.

Primeramente, se construyen los cluster de estudiantes según el rendimiento académico, posteriormente se caracterizan estos cluster y luego se crea el modelo de clasificación.

#### **5.3.1 Creación de tres cluster de estudiantes según el rendimiento académico**

Para la creación de los cluster de estudiantes en función de los cinco indicadores de rendimiento académico se realizó un análisis de Cluster Analysis con el paquete estadístico



SPSS, posteriormente fue mejorado en dos ocasiones con el Discriminant Analysis también de SPSS, con el propósito de tener grupos de estudiantes lo más homogéneos dentro de cada cluster y lo más diferentes en sus promedios entre los cluster. El cluster que presenta los promedios de indicadores de rendimiento académico más bajo es el N.1 mientras que el N.3 muestra los promedios más altos, consistente en los cinco indicadores.

La clasificación final está compuesta por un grupo de aproximadamente la mitad de los estudiantes que participaron en la investigación (51.4%), un 33.9% en el segundo cluster y un 14.7% de los estudiantes que conformaron el tercer cluster son los que mantienen mejores sus indicadores. En la Tabla 24 se puede observar que los estudiantes del cluster N.3 han aprobado en promedio el 80% de las asignaturas matriculadas, una nota media de 7.32, y ponderada de 7.04, con un indicador de García Aretio básico de 11.46 y de 26.53 el García Aretio mejorado.

Tabla 24 Indicadores de rendimiento académico según cluster (n=638)

Conformación de cluster e indicador de rendimiento académico		Cluster mejorado fase 2 definitivo			Total
		1	2	3	
R1	Cociente de asignaturas aprobadas y número de asignaturas matriculadas	.65	.74	.80	.70
R2	Promedio simple de notas	6.45	6.63	7.32	6.64
R3	Promedio de notas ponderado por los créditos de cada asignatura	6.27	6.69	7.04	6.52
R4	Indicador Aretio original	5.13	7.51	11.46	6.87
R5	Indicador Aretio ajustado por el número de créditos	4.02	14.12	26.53	10.76
	Tamaño	51.4%	33.9%	14.7%	100.0%

En la Figura 20 se puede observar la distribución de cada una de las variables de rendimiento académico en los tres cluster, con celeste la distribución de la variable para toda la muestra y con amarillo las distribuciones de ese indicador de rendimiento para el cluster. Se notan las diferencias entre los diferentes grupos, sobre todo de manera extrema con los indicadores R1, R4 y R5, con una moderada diferencia con R2, sobre todo con una tendencia superior en el cluster de rendimiento alto.

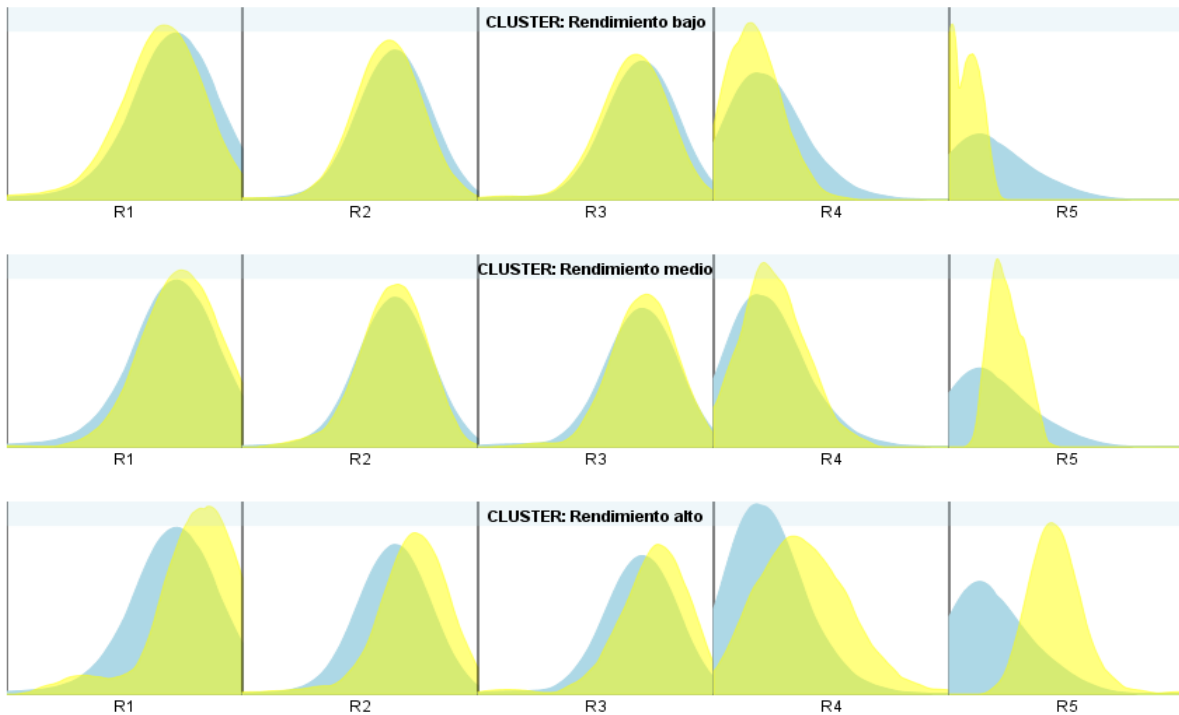


Figura 20 Distribución de los indicadores de rendimiento académico R1, R2, R3, R4 y R5

### 5.3.2 Procedimiento para la selección de las variables más relevantes según CUR

La metodología para la selección de las variables más relevantes ha sido diseñada en esta investigación mediante la reconfiguración de los puntajes leverages en función del inverso de uno menos la correlación parcial media al cuadrado que tiene cada una de las variables con los indicadores de rendimiento académico. Esta metodología y los resultados preliminares se presentaron en la XVI Conferencia de Biometría CEB realizada en Sevilla en Setiembre 2017.



#### Variables that impact the academic performance of university students at Distance according to the CUR decomposition

Doctorando Greibin Villegas Barahona  
 Dra. Mercedes Sánchez Barba  
 Dra. María Purificación Galindo Villardón

Variables that impact on the academic performance of university students at Distance according to the decomposition of the CUR matrix

Greibin Villegas Barahona<sup>1</sup>, María Purificación Galindo Villardón<sup>2</sup>, Mercedes Sánchez Barba<sup>3</sup>  
<sup>1</sup>villegas@uned.ac.cr, Department of Statistics, Costa Rica State Distance University, Costa Rica  
<sup>2</sup>ppalindo@usal.es, Department of Statistics, University of Salamanca, Spain  
<sup>3</sup>mersabar@usal.es, Department of Statistics, University of Salamanca, Spain

Keywords: Academic Performance, CUR Matrix, Correlation, Statistical leverage

Understanding the variables that influence academic performance has been an on-going topic of research for the last 30 years. Nonetheless, the authors have not reached any definitive conclusions. The main objective of this study has been to find the most relevant and significant variables for explaining and statistically modeling academic performance. Around 206 factor or dimensions were recorded with approximately 1200 items from 27 psychometric scales about student's psychological factor, student's academic management, institutional academic management, demographic and labor factor, pedagogical, student's relationship with others. As a final proposal in this study we suggest the set of variables that should go to make up the model for academic management and how to record them for a multivariate statistical analysis.

The multivariate statistical technique to determine the most relevant variables is the matrix CUR decomposition, this methodology provides a low-rank approximation of the form  $A_{m \times n} = C_{m \times r} U_{r \times r} R_{r \times n}$ , where C is a special matrix consisting of a small number of columns of A, R is a matrix consisting of a small number of rows of A, and U is an appropriately defined low dimensional encoding matrix. CUR matrix decomposition provides a dimensionally reduce low rank approximation to the original data matrix A that is expressed in terms of a small number of actual columns and a small number of actual rows of the original data matrix, rather than, e.g. orthogonal linear combinations of those columns and rows. We begin with the Singular Values Decomposition (SVD) in of A, hence the matrix of factorial loads, a number of components is selected and the leverage of each variable is defined as the sum of the squared loads for the retained components. The greater leverage allows us to select the variables that explain more the variability of A. With these variables is formed the matrix C. With the same procedure but starting from the A' matrix it is possible to select individuals with greater leverage that are those that make up the matrix R. So that the matrix U is calculated as follows:  $U = C^{-1} A R^{-1}$  where C' and R' are the pseudoinverses of C and R'. We present the main 30 dimensions that explain the data matrix according to CUR and contrast them with the 30 dimensions that show the highest correlation with the academic performance.

La selección de variables se realizó en dos fases (Figura 21): La fase 1 inició con la descomposición de la matriz original  $A_{638 \times 200}$ . Se calculan los puntajes leverage con  $k=33$  componentes principales que explican el 60.5% de la variabilidad de la matriz A. Para el cálculo de los puntajes leverage se utiliza la siguiente fórmula, donde:

$$\pi_j = \frac{1}{33} \sum_{\xi=1}^{33} (v_j^\xi)^2$$

j varía de 1 a 200 referenciando cada columna de la matriz  
 $\xi$  varía de 1 a 33 correspondiente a 33 componentes principales retenidos, que explican el 60.5% de la variabilidad de la matriz A  
 $v$  corresponde a las cargas factoriales de los  $\xi$  componentes y la j columna

Los 200 puntajes leverage son ponderados por el inverso de  $1 - \bar{\rho}_j^2$ , donde  $\bar{\rho}$  es el promedio de la correlación parcial entre la variable y los cinco indicadores de rendimiento académico (En este caso, se consideró el promedio de la correlación parcial porque se usan cinco indicadores de rendimiento académico, pero si solo se tuviera una variable a correlacionar se utiliza la respectiva).

$$\pi_j^{adjusted} = \frac{1}{33} \frac{\sum_{\xi=1}^{33} (v_j^\xi)^2}{1 - \bar{\rho}_j^2}$$

Con este criterio es posible determinar las 40 variables más importantes de acuerdo con esta reconfiguración que elimina el efecto de la correlación parcial.

La fase 2 consistió en verificar la correlación estadística de las 40 variables con los cinco indicadores de rendimiento académico. Para ello, se realizó un análisis GH Biplot con el propósito de graficar la correlación de las variables más importantes encontradas con la descomposición CUR. Para representar dos o más variables, se realizó una aproximación del espacio n-dimensional a una de dimensiones menores, ya que lo habitual es utilizar dos dimensiones para facilitar la interpretación (Gabriel, 1971). Estos métodos de Biplot (Galindo,

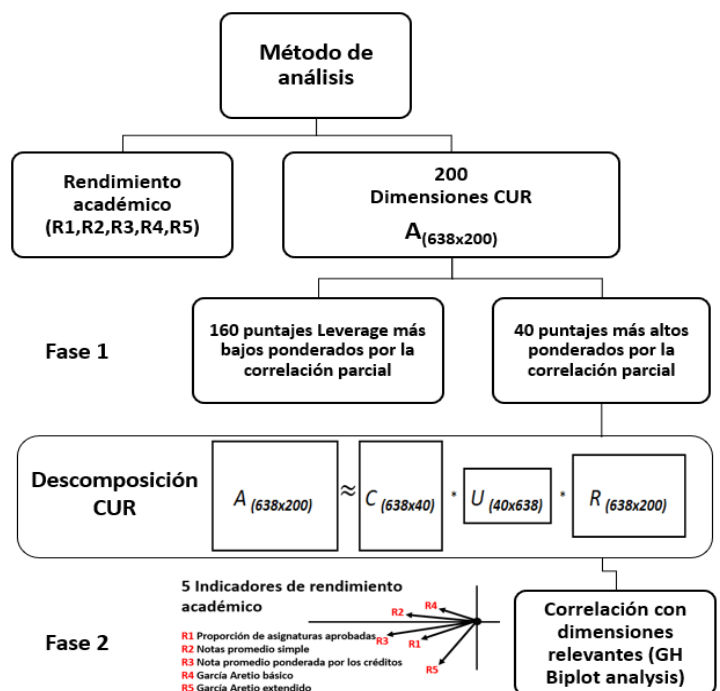


Figura 21 Procedimiento estadístico para determinar las variables

---

1986) son interesantes porque el enfoque gráfico de representación de individuos y variables de una matriz en el mismo plano facilita la interpretación, de manera que las variables se presentan como vectores entre ellas. El proceso de la CUR y la representación gráfica del GH Biplot se describe en la Figura 21.

### 5.3.3 Variables más relevantes según CUR

#### Fase 1: Selección de variables según criterio CUR

La forma como el autor de la técnica y sus colaboradores (Bodor et al., 2012) presentan la importancia de cada variable reflejada en los puntajes leverage en el algoritmo rCUR es mediante un gráfico de bastones, tal como se muestra en la Figura 22, identificando con una línea horizontal aquellas variables que superan un umbral establecido. En el caso particular de esta investigación el umbral se reconfiguró (se ajustó) por la correlación parcial para ser consistente con el ajuste de todos los puntajes leverage.

Las 40 variables seleccionadas en la primera fase corresponden a las variables asociadas a un puntaje leverage mayor que  $9.38 = (9.06 / (1 - 0.0345))$  identificadas por los puntos superiores con la línea negra en el gráfico. La otra línea de puntos en la Figura 22 identifica los puntajes leverage más altos según el algoritmo de la CUR (Bodor, Csabai, Mahoney, & Solymosi, 2012).

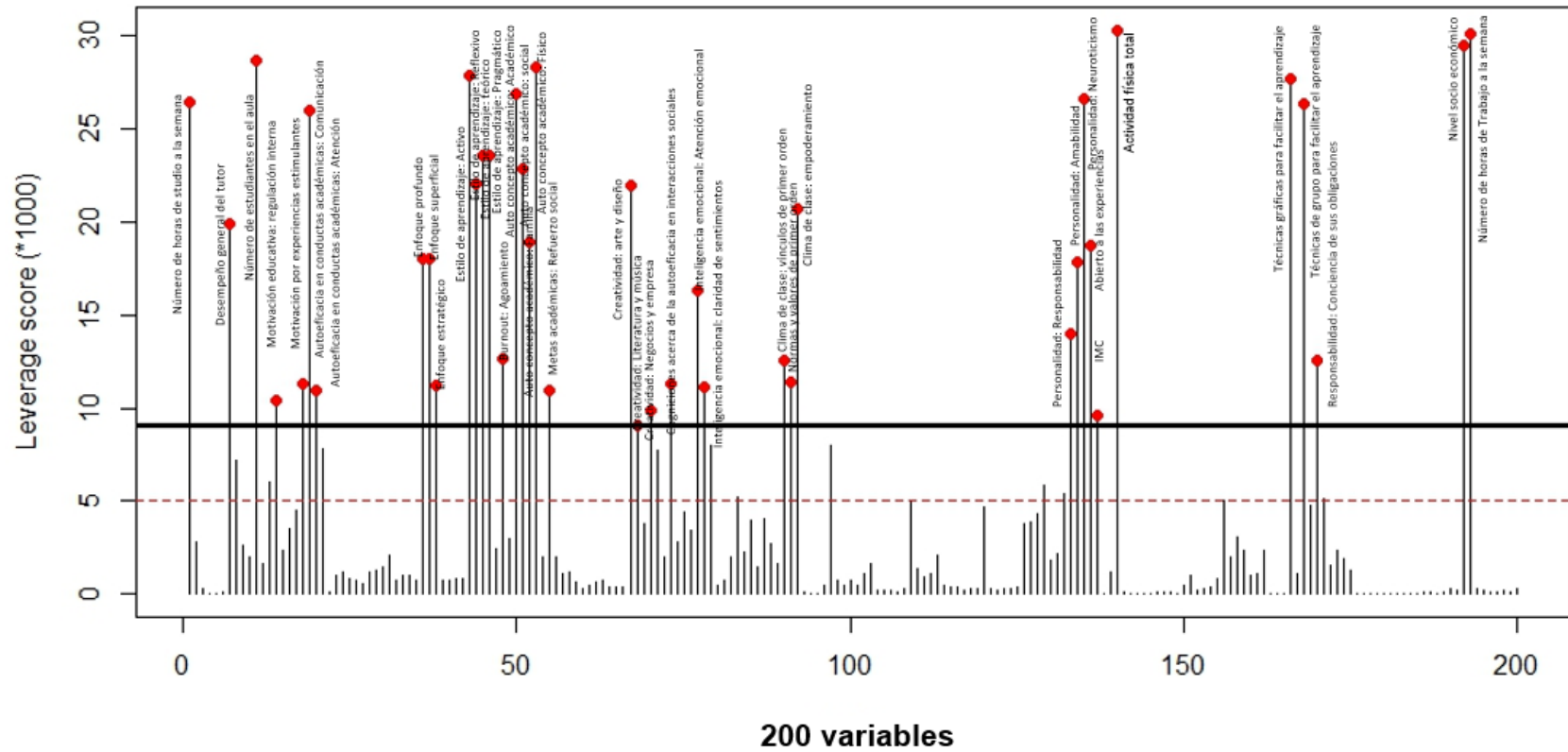
Entre las 40 variables de mayor puntaje leverage (Figura 22, Tabla 25), se destacan las asociadas al factor psicológico: la autoeficacia en las conductas académicas (comunicación, atención) y las cuatro dimensiones con respecto al autoconcepto académico (académico, social, familia y física), por otro lado, el agotamiento del trabajo universitario en la escala de Burnout académico y las dos dimensiones relacionadas con la inteligencia emocional (regulación emocional y claridad de los sentimientos).

Además, la motivación del estudiante (regulación interna y motivación de experiencias estimulantes), cuatro de las cinco “Big Five” dimensiones de personalidad (responsabilidad, amabilidad, neuroticismo y apertura a las nuevas experiencias), creatividad (arte y diseño, literatura y música, negocios) y habilidades sociales (Cogniciones acerca de la autoeficacia en interacciones sociales) se presentan como dimensiones significativas en la matriz de datos.

---

En cuanto al factor pedagógico, los cuatro estilos de aprendizaje de la escala CHAEA (Activo, Reflexivo, Teórico y Pragmático), los tres enfoques de aprendizaje de escala ASSIST (Profundo, Superficial, Estratégico) y las técnicas gráficas y grupales para facilitar el aprendizaje se destacan como dimensiones importantes. En relación con la gestión académica y administrativa de la institución, el clima en el aula (Normas y valores, empoderamiento y vínculos), así como el número de estudiantes en el grupo son importantes.

El factor de desempeño del profesor es importante en relación con el rendimiento general; el número de horas semanales de estudio dentro del factor de gestión académica del alumno, así como el número de horas semanales de trabajo en el factor trabajo; la actividad física y el índice de masa corporal en el factor de salud y factor socioeconómico.



- Línea horizontal negra representa los puntajes CUR de 40 variables con el puntaje leverage mayor o igual a 9.38
- - - Línea intermitente roja representa los Leverage más altos de acuerdo al algoritmo rCUR
- El punto rojo representa la variables que excede el criterio establecido de 9.38

Figura 22 Puntaje estadístico leverage de cada variable

Tabla 25 Principales 40 variables según Método Descomposición CUR

FACTOR	ESCALA	DIMENSION/VARIABLE	leverage sin estandarizar ponderado
FACTOR PSICOLÓGICO DEL ESTUDIANTE	Autoeficacia en conductas académicas	Comunicación	26,56
		Atención	11,30
	autoconcepto académico	Académico	27,44
		Social	23,15
		Familiar	19,10
		Físico	30,10
	Burnout estudiantil	Agotamiento del trabajo universitario	13,27
	Inteligencia emocional	Reparación emocional	17,42
		Comprensión de sentimientos	11,50
	Motivación educativa	Regulación introyectada	10,87
		Motivación a las experiencias estimulantes	12,37
	Metas académicas	Refuerzo social	11,27
		Responsabilidad	14,56
	Personalidad	Amabilidad	18,70
		Neurocitismo	29,05
		Apertura	19,65
		Diseño y artes	22,74
Creatividad	Literatura y música	9,38	
	Empresa y negocios	10,03	
	Consciencia de sus obligaciones	12,99	
Responsabilidad	Cogniciones acerca de la autoeficacia en interacciones sociales	11,91	
FACTOR PEDAGÓGICO	Estilos de aprendizaje (CHAEA)	Activo	29,67
		Reflexivo	23,68
		Teórico	24,89
		Pragmático	24,55
	Approaches and Study Skills Inventory for Students (ASSIST)	Assis Profundo	18,22
		Assis Superficial	18,41
		Assis Estratégico	11,47
	Técnicas para facilitar el aprendizaje	Técnicas gráficas	28,46
		Técnicas grupales	27,76
	FACTOR GESTION ACADEMICA Y ADMINISTRATIVA INSTITUCIONAL	Clima de clase	Normas y valores Primer orden
Empoderamiento Primer orden			21,29
Vínculos Primer orden			12,90
Número de estudiantes en el grupo	Número de estudiantes en el aula	30,78	
FACTOR DESEMPEÑO DEL PROFESOR	Desempeño del tutor	Desempeño general del tutor	20,32
FACTOR GESTION ACADEMICA DEL ESTUDIANTE	Número de horas de estudio semanales	Número de horas de estudio semanales	27,29
FACTOR LABORAL	Trabaja el estudiante	N. de horas que trabaja a la semana	32,75
FACTOR SALUD	Actividad física	Actividad física total	31,13
	IMC	Índice de Masa Corporal	9,99
FACTOR ECONOMICO DEL ESTUDIANTE	Nivel socioeconómico del estudiante	NSE	32,65

## Fase 2 Análisis de la correlación de las 40 variables con el rendimiento académico

En esta fase se realiza un GH Biplot entre las 40 variables con puntajes leverage ponderados más altos y los cinco indicadores de rendimiento académico (R1, R2, R3, R4 y R5), con el propósito de obtener una representación de alta calidad en un espacio reducido de dos dimensiones. En este gráfico, es posible determinar las relaciones entre las variables representadas por vectores. Su longitud representa su variabilidad y los ángulos se interpretan en términos de covarianza. Los vectores cortos representan variables homogéneas (Figura 23).

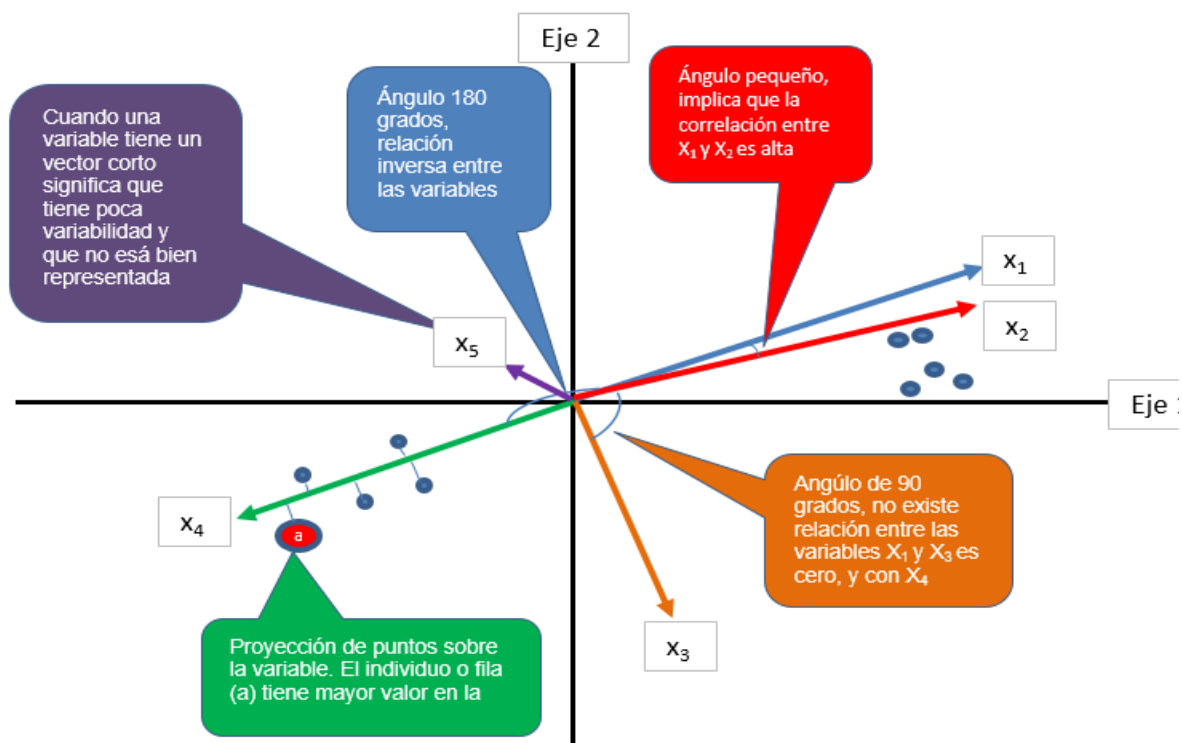


Figura 23 Representación gráfica del análisis GH Biplot para interpretación

El coseno del ángulo entre dos vectores expresa la relación entre esas variables, cuanto más ancho es un ángulo, menor es la correlación entre esas dos variables. Un ángulo aproximadamente igual a cero representa una fuerte correlación positiva, un ángulo menor de 90 grados (ángulo agudo) representa también correlación positiva, un ángulo aproximadamente igual a 90 grados representa correlación cercana a cero, mientras que un ángulo entre 90 y 180 grados, representa una correlación negativa (ángulo obtuso) y si el ángulo es aproximadamente igual a 180 grados, representa una correlación fuerte pero inversa.

Como se puede observar en la Figura 24, la mayoría de los vectores que representan las variables se encuentran en los cuadrantes a la izquierda, lo que evidencia una relación positiva



---

con los indicadores de rendimiento académico representados por los vectores R1, R2, R3, R4 y R5 que también están en esos cuadrantes. Las correlaciones de toda la representación varían de -0.16 a 0.41.

El análisis de correlación estadística realizado aquí no es solo un análisis individualizado entre cada variable y los indicadores de rendimiento académico, sino también entre todas las variables simultáneamente (análisis multivariante). En este sentido, tomando en consideración la longitud y el ángulo de los vectores (Figura 24) existe una fuerte correlación positiva entre el rendimiento académico y la dimensión de atención de la autoeficacia en la dimensión de conductas académicas, la reparación emocional de la dimensión de la escala de inteligencia emocional y el enfoque estratégico y profundo de la escala ASSIST.

Un segundo grupo de variables contiene los estilos de aprendizaje reflexivo y teórico de la escala CHAEA, la comprensión de los sentimientos de la escala de inteligencia emocional, así como el desempeño del tutor. En un tercer conjunto de variables que se correlacionan positivamente con el rendimiento académico se encuentran el número de horas de estudio, el autoconcepto familiar, las técnicas gráficas y grupales de aprendizaje, la dimensión de apertura a las nuevas experiencias de la escala de personalidad, la actividad física realizada a lo largo de la semana y las dimensiones de creatividad.

Las variables que presentan una correlación inversa/negativa con el rendimiento académico son el número de horas de trabajo semanales, la dimensión de neuroticismo de la escala de personalidad, el número de estudiantes en el grupo (clase), el agotamiento y el cinismo de las dimensiones de la escala de agotamiento académico, la dimensión de desmotivación de la escala de motivación educativa y el enfoque superficial de la escala ASSIST, que se puede observar en los cuadrantes situados a la derecha del biplot.

El número de horas semanales de trabajo del estudiante es una variable que se relaciona inversamente con el rendimiento académico, igual que Tafani, Bosch, Caminati y Chiesa (2011). Sin embargo, otros autores por ejemplo también incluyeron esta variable en sus investigaciones, pero no encontraron relevancia en ella (Johnson & Kuennen, 2003; Lundberg, 2003; Montero et al., 2007). El autoconcepto académico es una variable importante para explicar el rendimiento académico debido a su alta correlación con los cinco indicadores de rendimiento académico utilizados en esta investigación. Esto ha sido confirmado en otras investigaciones como Valle et al. (2014). La personalidad del estudiante es otro factor

---

importante, reportado como significativo en otras investigaciones (por ejemplo, [De Raad & Schouwenburg, 1996](#); [Rindermann & Neubauer, 2001](#)). El número de horas semanales de estudio del alumno es relevante según [García \(1989\)](#) y [Reyes, Godínez, Ariza, Sánchez, & Torreblanca \(2014\)](#), sin embargo, en la investigación realizada por [Tafari et al. \(2011\)](#) esta variable no tiene una correlación con el rendimiento académico.

Los estilos y enfoques de aprendizaje también han demostrado ser importantes para explicar el rendimiento académico, como se ha informado en otras referencias por ejemplo: [Blumen, Rivero, y Guerrero \(2011\)](#); [Crespo y Pizarro \(1997\)](#), [Valle et al. \(2014\)](#). El número de estudiantes en el aula tiene una correlación negativa con el rendimiento académico, lo que evidencia que las aulas que están demasiado llenas de estudiantes obstaculizan el rendimiento académico. Resultados similares sobre el impacto de esta variable en el rendimiento académico se pueden encontrar en [Montero et al. \(2007\)](#) y [Ocaña \(2011\)](#).

Esta investigación, así como otras de varios autores como [Biniaminov y Glasman \(1983\)](#) y [Montero et al. \(2007\)](#) concluyeron que el rendimiento del tutor o el profesor es una variable importante para explicar el rendimiento académico. El estudio de [Tejedor y García \(2007\)](#), así como en esta investigación, concluyen que el clima en el aula es una variable relevante, dos dimensiones de la escala de burnout académico, las dimensiones de agotamiento y cinismo se correlacionan negativamente con el rendimiento académico, mientras que la dimensión de eficiencia en esta escala se correlaciona positivamente. Los estudios de [Martínez y Marques \(2005\)](#) y [Salanova, Schaufeli, Llorens y Peiro \(2000\)](#) evidencian la importancia del burnout en el desempeño académico.

La reducción de la dimensionalidad de la matriz original de 200 variables mediante la descomposición CUR utilizando el criterio del puntaje leverage ponderado por el inverso de la correlación parcial y usando 33 componentes principales que explican el 60.5% de la variabilidad con un punto de corte de 9.38, se logra una reducción a 40. No obstante, al ser el rendimiento académico un fenómeno multifactorial, las variables que presentan una moderada correlación con el rendimiento académico han sido consideradas como un grupo de variables de mediana importancia estadística, logrando una comprensión global, siendo al mismo tiempo lo suficientemente específicas como para permitir la mejora continua del alumno desde el punto de vista de toma de decisiones de gestión académica y administrativas. En el apéndice 5.1 se presenta la matriz de correlación de las 200 variables.

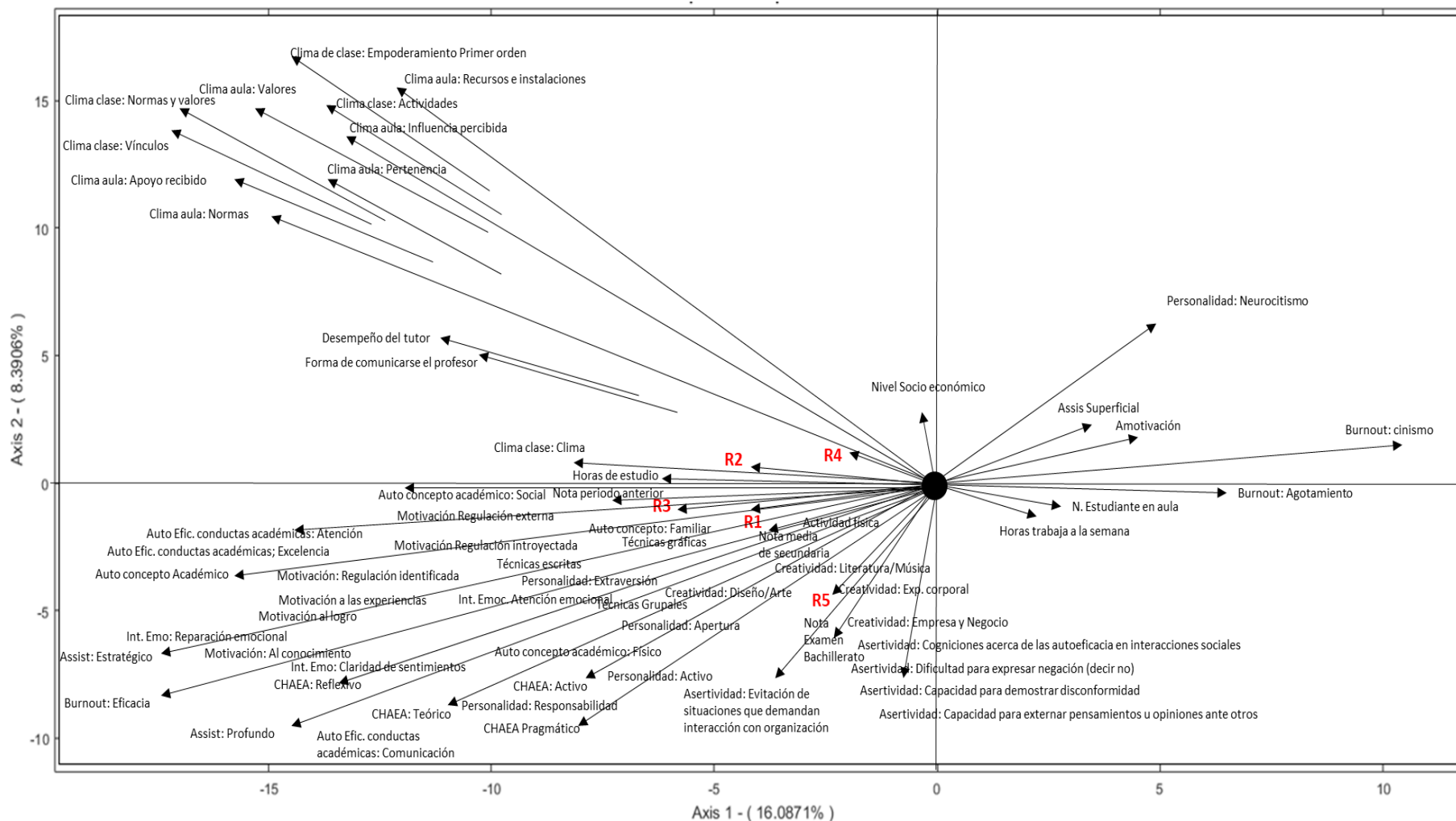


Figura 24 Biplot de variables relevantes según CUR y R1, R2, R3, R4 y R5

Note: Ángulo  $\approx 0^\circ$  Fuerte correlación positiva. Ángulo agudo  $< 90^\circ$  Correlación positiva  
 Ángulo  $\approx 90^\circ$  Correlación cercada a cero. Ángulo Obtuso ( $90^\circ \leq \text{angulo} < 180^\circ$ ) Correlación negativa  
 Ángulo  $\approx 180^\circ$  Fuerte correlación inversa

---

### 5.3.4 Variables para caracterizar a los estudiantes de la Uned Costa Rica

Con los resultados obtenidos en la revisión sistemática, el análisis bibliométrico, el metaanálisis (19 variables importantes según la frecuencia de uso y relevancia estadística) y con la descomposición de la matriz de datos (40 variables, cuartil 1 con leverages más altos) se procede a caracterizar a los estudiantes de la Escuela de Ciencias de la Administración Uned, Costa Rica (ECA). En el apéndice 5.2 se pueden observar los estadísticos descriptivos de las 200 dimensiones/variables utilizadas en esta investigación, considerando los cluster de rendimiento académico.

Al combinar ambas fuentes de información, existen 53 variables (Tabla 26) a utilizar para la caracterización de los estudiantes. De las 40 obtenidas con la CUR, 10 de ellas también se obtuvieron en el metaanálisis. Recuérdese que la variable personalidad en el metaanálisis fue presentada con cinco dimensiones, sumando así las 23 de la Figura 25. También la Tabla 26 presenta con color verde aquellas variables que resultan significativas en el análisis de variancia.

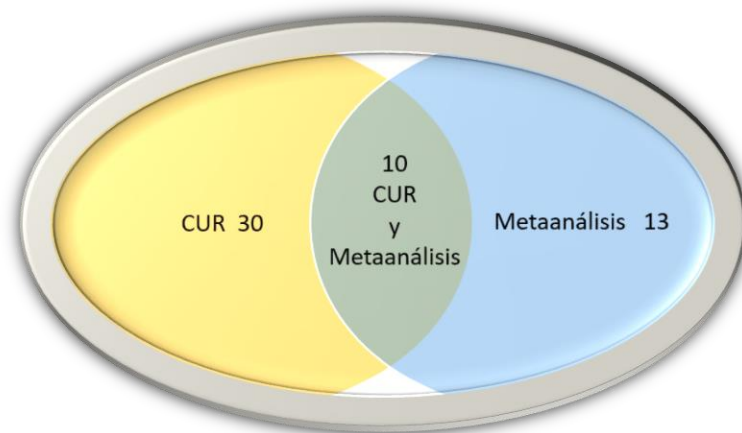


Figura 25 Diagrama de Ven de las variables relevantes

Para efecto de la interpretación de los resultados, cuando se comentan los promedios, los mismos son obtenidos con los puntajes naturales de la escala, por ello, es importante que el lector tenga presente el rango de variación de cada escala para que su significado no le sea extraño. En el Apéndice 3.2 se presenta el rango de variación de cada una de ellas.

Tabla 26 Variables obtenidas del análisis CUR y el metaanálisis

FACTOR	ESCALA	DIMENSION/ VARIABLE	FUENTE	ANOVA		CLUSTER DE RENDIMIENTO ACADÉMICO							
				F	Sig.	bajo		medio		alto		Total	
						Media	Desviac. estándar	Media	Desviac. estándar	Media	Desviac. estándar	Media	Desviac. estándar
FACTOR PSICOLÓGICO DEL ESTUDIANTE	Autoeficacia en conductas académicas	Comunicación	CUR	,583	,558	37,2	10,2	38,2	10,5	37,9	11,1	37,6	10,4
		Atención	CUR	,727	,484	45,8	6,6	46,5	6,1	46,2	8,1	46,1	6,7
	Autoeficacia	Autoeficacia	Metaanálisis	2,488	,084	0,1	0,9	-0,1	1,0	0,0	1,0	0,0	1,0
	autoconcepto académico	Académico	CUR	3,987	,019	43,9	10,9	45,3	10,7	47,3	10,5	44,9	10,8
		Social	CUR	,460	,631	38,1	7,4	37,5	6,6	37,6	8,2	37,8	7,2
		Familiar	CUR	,407	,666	38,8	5,9	38,8	5,7	39,4	6,1	38,9	5,8
		Físico	CUR	,153	,858	39,0	12,7	39,4	13,0	39,8	13,1	39,3	12,8
	Burnout estudiantil	Agotamiento del trabajo universitario	CUR	2,733	,066	17,0	6,2	15,7	6,2	16,4	7,1	16,5	6,4
	Inteligencia emocional	Atención emocional	Metaanálisis y CUR	,029	,971	26,0	7,2	26,1	7,1	26,1	7,3	26,1	7,2
		Claridad de sentimientos	Metaanálisis y CUR	,485	,616	29,1	6,7	29,4	6,9	29,9	7,2	29,3	6,8
	Motivación educativa	Regulación introyectada	Metaanálisis y CUR	,786	,456	20,8	6,4	20,4	6,3	21,4	6,6	20,8	6,4
		MI a las experiencias	Metaanálisis y CUR	,128	,880	17,2	6,1	17,2	6,3	16,8	6,6	17,1	6,2
	Autorregulación del proceso de aprendizaje	Conciencia metacognitiva Activa	Metaanálisis	5,146	,006	23,5	4,0	23,7	4,0	25,0	3,5	23,8	4,0
	Metas académicas	Refuerzo social	Metaanálisis y CUR	,492	,612	19,8	5,5	19,5	5,8	19,1	5,5	19,6	5,6
	Personalidad	Responsabilidad	Metaanálisis y CUR	1,913	,148	76,1	9,6	76,1	9,6	78,2	9,7	76,4	9,7
		Amabilidad	Metaanálisis y CUR	,356	,701	76,3	8,6	76,3	8,9	77,1	9,0	76,4	8,8
		Neurocitismo	Metaanálisis y CUR	1,312	,270	47,0	10,6	45,6	9,3	47,1	10,2	46,5	10,1
		Extraversión	Metaanálisis y CUR	,539	,584	44,9	5,0	44,5	4,9	44,8	4,9	44,8	4,9
		Apertura	Metaanálisis y CUR	,215	,807	46,5	6,0	46,3	6,2	46,0	6,3	46,4	6,1
	Creatividad	Diseño y artes	CUR	,745	,475	23,3	8,6	23,2	8,7	22,1	7,5	23,1	8,5
		Literatura y música	CUR	,032	,969	12,5	5,3	12,4	5,4	12,5	5,8	12,5	5,4
		Empresa y negocios	CUR	1,790	,168	12,5	6,1	11,8	5,3	11,5	5,5	12,1	5,8

FACTOR	ESCALA	DIMENSION/ VARIABLE	FUENTE	ANOVA		CLUSTER DE RENDIMIENTO ACADÉMICO							
				F	Sig.	bajo		medio		alto		Total	
						Media	Desviac. estándar	Media	Desviac. estándar	Media	Desviac. estándar	Media	Desviac. estándar
	Responsabilidad	Consciencia de sus obligaciones	CUR	1,209	,299	40,9	5,5	41,0	5,3	41,9	5,4	41,1	5,4
<b>FACTOR ESTRATEGIAS DE ARENDIZAJE</b>	Habilidades sociales (asertividad)	Cogniciones acerca de la autoeficacia en interacciones sociales	CUR	,712	,491	20,0	4,8	19,6	5,0	20,3	5,8	19,9	5,0
	Ansiedad	Ansiedad	Metaanálisis	,066	,936	13,1	2,7	13,0	2,7	13,1	2,5	13,1	2,7
<b>FACTOR PEDAGÓGICO</b>	Estilos de aprendizaje (CHAEA)	Activo	Metaanálisis y CUR	1,374	,254	68,2	12,3	66,5	11,6	67,1	13,1	67,4	12,2
		Reflexivo	Metaanálisis y CUR	9,670	,000	82,3	12,1	83,9	12,9	88,6	12,6	83,8	12,6
		Teórico	Metaanálisis y CUR	7,261	,001	85,2	12,1	86,8	11,9	90,5	11,8	86,5	12,1
		Pragmático	Metaanálisis y CUR	2,443	,088	76,9	12,4	75,7	12,5	79,1	12,4	76,8	12,4
	Approaches and Study Skills Inventory for Students (ASSIST)	Profundo	Metaanálisis y CUR	4,174	,016	78,1	10,4	79,6	11,0	81,7	12,0	79,2	10,9
		Superficial	Metaanálisis y CUR	2,693	,068	45,7	8,6	43,9	8,6	44,8	9,4	44,9	8,8
		Estratégico	Metaanálisis y CUR	11,940	,000	61,5	9,1	63,1	9,1	66,6	8,5	62,8	9,2
	Técnicas para facilitar el aprendizaje	Técnicas gráficas	Metaanálisis y CUR	,559	,572	23,9	10,9	23,1	10,0	22,9	9,0	23,5	10,4
		Técnicas grupales	Metaanálisis y CUR	1,247	,288	27,4	10,8	26,4	11,2	25,5	10,8	26,8	11,0
	Acompañamiento pedagógico	Acompañamiento pedagógico durante el curso	Metaanálisis	,853	,427	0,0	0,9	0,1	1,1	-0,1	1,1	0,0	1,0
<b>FACTOR ESCOLARIDAD DEL ESTUDIANTE</b>	Clima de clase	Vínculos Primer orden	Metaanálisis y CUR	,104	,902	37,6	7,2	37,6	8,2	38,0	7,4	37,7	7,5
		Normas y valores Primer orden	Metaanálisis y CUR	,659	,518	35,6	7,8	35,1	9,3	34,5	7,5	35,3	8,3
		Empoderamiento Primer orden	Metaanálisis y CUR	,462	,630	43,7	11,9	44,0	12,6	42,6	11,6	43,7	12,1
	Número de estudiantes en el grupo	Número de estudiantes en el aula	CUR	1,632	,196	12,8	7,2	12,0	7,3	11,6	7,5	12,4	7,3
	Satisfacción con la carrera	Satisfacción con la universidad	Metaanálisis	,069	,933	10,1	1,7	10,2	1,7	10,1	1,5	10,1	1,7
	Satisfacción con la universidad	Satisfacción con la carrera	Metaanálisis	,665	,515	10,2	1,7	10,0	2,0	10,0	1,8	10,1	1,8
	Escolaridad previa del estudiante	Escolaridad previa del estudiante	Metaanálisis	,310	,734	2,3	2,0	2,3	1,8	2,4	2,2	2,3	1,9

FACTOR	ESCALA	DIMENSION/ VARIABLE	FUENTE	ANOVA		CLUSTER DE RENDIMIENTO ACADÉMICO							
				F	Sig.	bajo		medio		alto		Total	
						Media	Desviac. estándar	Media	Desviac. estándar	Media	Desviac. estándar	Media	Desviac. estándar
<b>FACTOR DESEMPEÑO DEL PROFESOR</b>	Desempeño del tutor	Desempeño general del tutor	CUR	,646	,524	0,0	0,9	0,0	1,0	-0,1	1,2	0,0	1,0
<b>FACTOR GESTION ACADEMICA DEL ESTUDIANTE</b>	Número de horas de estudio semanales	Número de horas de estudio semanales	Metaanálisis y CUR	9,526	,000	11,6	8,0	14,3	10,1	15,5	10,5	13,1	9,3
	Asistencia a clases	Asistencia a clases	Metaanálisis	,385	,680	1,9	2,5	2,0	2,1	2,1	2,4	2,0	2,3
	Nivel de inglés	Nivel de inglés	Metaanálisis										
<b>FACTOR LABORAL</b>	Trabaja el estudiante	N. de horas que trabaja a la semana	CUR	,683	,505	27,6	22,0	27,2	21,6	24,6	21,6	27,0	21,8
<b>FACTOR SALUD</b>		Actividad física total	CUR	,679	,508	2856,7	2468,3	2625,9	2063,1	2748,8	1926,7	2762,7	2262,1
	IMC	Índice de Masa Corporal	CUR	5,813	,003	25,49	4,88	25,98	5,08	23,96	3,74	25,43	4,84
<b>FACTOR ECONOMICO DEL ESTUDIANTE</b>	Nivel socioeconómico el estudiante	NSE	CUR	1,150	,317	26,8	21,4	29,6	25,2	26,7	15,7	27,7	22,1
<b>FACTOR RENDIMIENTO ACADÉMICO DEL ESTUDIANTE</b>	Nota promedio previas en la universidad	Nota promedio previas en la universidad	Metaanálisis	20,540	,000	7,5	1,5	7,9	1,3	8,5	1,0	7,8	1,4
	Nota media secundaria	Nota media secundaria	Metaanálisis	2,459	,086	5,6	1,5	5,8	1,5	5,8	1,5	5,7	1,5
	Nota de ingreso a la universidad	Nota de ingreso a la universidad	Metaanálisis										

Nota: Con color verde aquellas que resultan significativas

Seguidamente se presentan para cada una de estas variables la caracterización de los estudiantes en función de los tres cluster de análisis, en los siguientes gráficos se puede observar la distribución de la variable o dimensión, en los cuales se puede apreciar el tipo de simetría en comparación con la distribución total sin diferenciar por cluster, viendo así de una manera gráfica, las diferencias estadísticas encontradas entre los niveles de rendimiento académico, los estadísticos se pueden apreciar en el apéndice 5.2.

### 5.3.4.1 Autoeficacia en conductas académicas

Respecto de la escala de autoeficacia en conductas académicas (Blanco et.al, 2011) no se observan diferencias significativas en los estudiantes según los clusters de rendimiento académico en la dimensión comunicación y atención (Figura 26) lo que se evidencia en las distribuciones similares para cada una de estas dimensiones en los tres cluster, es decir, los estudiantes de la ECA en lo que respecta a la dimensión de comunicación tienden con bastante frecuencia a expresar las ideas con claridad, señalan que hacen comentarios y aportan ideas pertinentes, en caso de estar en desacuerdo son capaces de dialogar con los profesores, se sienten bien con su propio desempeño cuando hablan en frente de un grupo, incluso cuando el grupo es numeroso.

En la escala de atención, no se evidencian diferencias significativas entre los cluster, los promedios rondan valores bastante altos. Respecto de esta dimensión, los estudiantes se caracterizan por escuchar con atención cuando el tutor aclara una duda a un compañero,

escuchan con atención las preguntas y los aportes de sus compañeros, al igual que en la tutoría mientras el tutor realiza preguntas y comentarios.

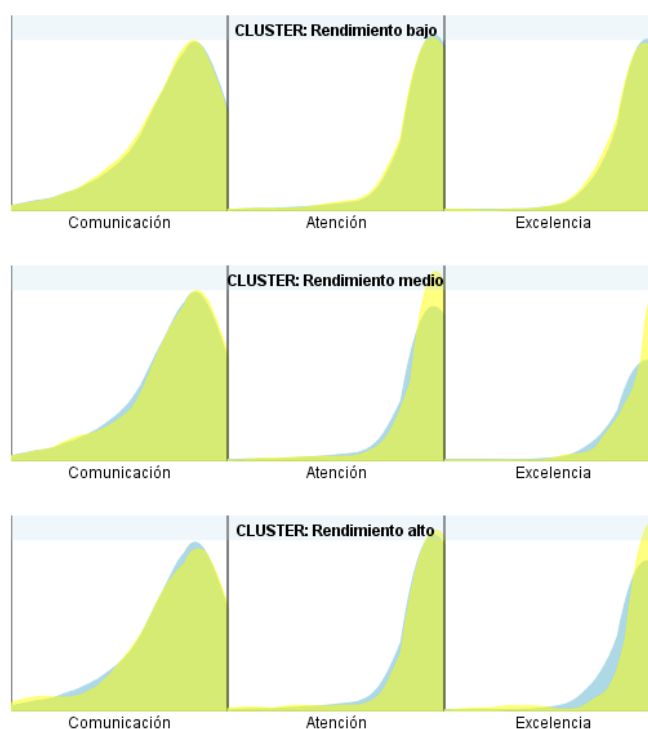


Figura 26 Distribuciones de las dimensiones de la escala de conductas académicas



Respecto de la dimensión de excelencia si se observan diferencias significativas. En este particular, los estudiantes señalan que cumplen con las tareas que se le asignan, se preparan para los exámenes apoyándose en los apuntes de clase, el texto del curso y lecturas adicionales, tienden a entregar puntualmente los trabajos que se le encargan, así como con la asistencia y la puntualidad. Si existe diferencia significativa en la dimensión de excelente de esta escala, los puntajes promedios son mayores en los estudiantes de rendimiento alto.

### 5.3.4.2 Autoeficacia percibida GSE

El concepto de autoeficacia subyacente en la escala GSE (Scholz, Gutiérrez, Sud & Schwarzer, 2002) es el desarrollado en la sección 6.1. Se observan diferencias significativas en la dimensión de autoeficacia percibida por parte de los estudiantes al diferenciar por cluster (Figura 27). Los resultados obtenidos evidencian que los estudiantes del cluster de rendimiento alto de la ECA tienden a tener puntajes más altos en promedio en esta escala, consideran que pueden encontrar la manera de obtener lo que quieren, aunque alguien se les oponga.

También pueden resolver problemas difíciles si se esfuerzan lo suficiente, les es fácil persistir en lo que se han propuesto hasta llegar a alcanzar sus metas. Por otro lado, tienen confianza en que pueden manejar eficazmente acontecimientos inesperados, esto gracias a sus cualidades y recursos, también pueden superar situaciones imprevistas.

Cuando se encuentran en dificultades pueden permanecer tranquilos porque cuentan con las habilidades necesarias para manejar situaciones difíciles. Expresan que venga lo que venga, por lo general, son capaces de manejar la situación, pueden resolver la mayoría de los problemas si se esfuerzan lo necesario, dado que, si se encuentran en una situación difícil, generalmente se les ocurre lo que deben hacer, utilizando varias alternativas de acción.

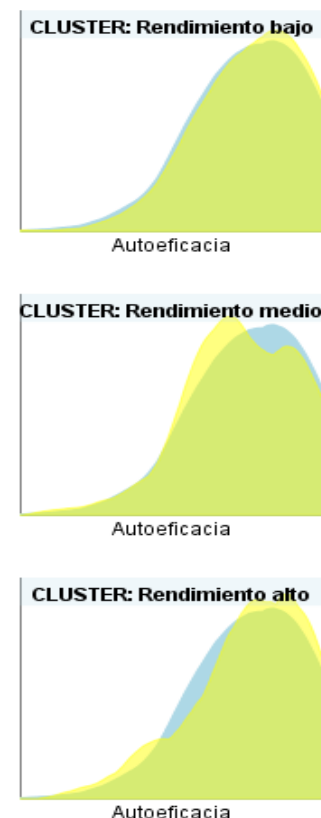


Figura 27 Distribución de la dimensión autoeficacia percibida general

### 5.3.4.3 Autoconcepto académico

El concepto académico según Cerrato, Sallent, Aznar, Pérez y Carrasco (2011) está compuesto por cuatro dimensiones, a saber: académico, social, familiar y físico. No se observan diferencias significativas en ninguna dimensión (Figura 28).

En lo que respecta a la dimensión académico, los estudiantes señalan que siempre o casi siempre, hacen bien los trabajos de la universidad, los profesores los consideran buenos estudiantes e inteligentes, trabajan mucho en clase durante las tutorías, sienten que los tutores les aprecian, se consideran buenos estudiantes.

Los estudiantes de la ECA no presentan diferencias significativas en las dimensiones social,

familiar ni físico según cluster. En lo social, consideran que pueden conseguir amigos o amigas fácilmente, se consideran amigables, no les cuesta hablar con desconocidos, sienten que sus amigos les aprecian. En la dimensión familiar, expresan sentirse felices en su casa, sienten el apoyo de sus familias dado que expresan que su familia les ayudaría en cualquier tipo de problema, sus familiares le dan confianza, particularmente se sienten queridos por sus padres.

No se sienten criticados en la casa, señalan que la familia no está decepcionada de ellos. Respecto de la dimensión físico, los estudiantes indican que se cuidan, que realizan actividades deportivas y se consideran buenos en ello, se consideran elegantes, se gustan físicamente por lo que se consideran atractivos físicamente.

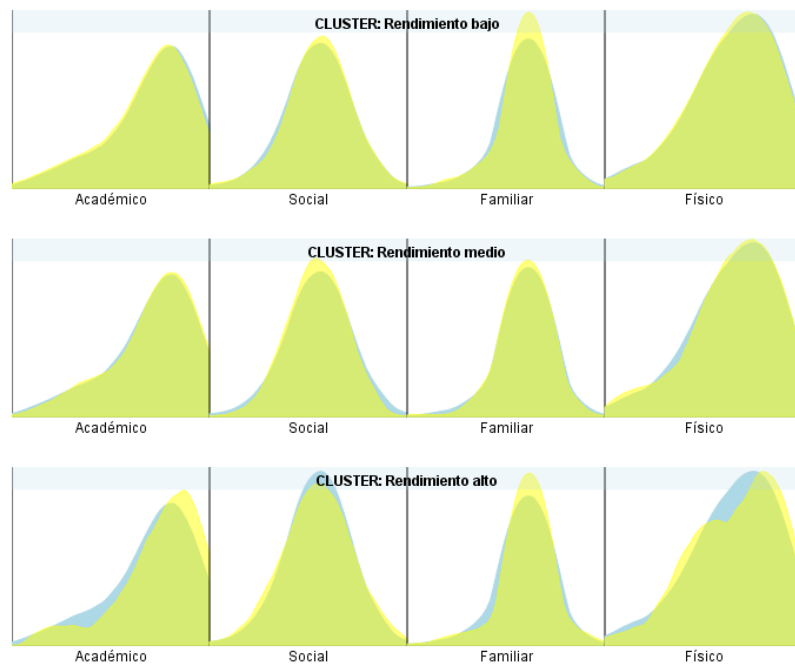


Figura 28 Distribución de las 4 dimensiones de la escala de autoconcepto académico

#### 5.3.4.4 Burnout académico

El burnout académico (Hederich & Caballero, 2016) considera tres dimensiones, la eficacia en la universidad, el agotamiento al trabajo universitario y el cinismo hacia el sentido universitario. Existe diferencia significativa en las tres dimensiones según los cluster de rendimiento (Figura 29).

Los estudiantes que tienden a mayores niveles de eficacia en la universidad y menores niveles de cinismo hacia el sentido universitario tienden en promedio a tener mejor rendimiento académico.

Estos estudiantes se caracterizan por tener una buena opinión de sí mismos, contribuyen efectivamente con las tutorías en la universidad, también durante las clases, tienen la seguridad de que son eficaces en la finalización de los trabajos y responsabilidades,

pueden resolver de manera eficaz los problemas relacionados con los estudios, les estimula lograr objetivos académicos ya que expresan que han aprendido muchas cosas interesantes durante su carrera.

Los bajos niveles medios en la dimensión de cinismo indican que no han perdido interés en la carrera desde que empezaron en la universidad, no han perdido entusiasmo por la carrera, no se distancian de los estudios porque los consideran realmente útiles y no tienen dudas de la importancia y valor de su proceso académico.

Es importante señalar que existen una tendencia generalizada media de presentar rasgos de agotamiento en los estudiantes de la ECA, lo expresan señalando que se encuentran agotados físicamente al final de un día en la universidad, tienden a estar exhaustos de tanto estudiar y en las mañanas cuando se levantan y deben afrontar otro día de estudio también se encuentran cansados. Los estudiantes del cluster 1 y 2 presentan niveles altos de agotamiento en

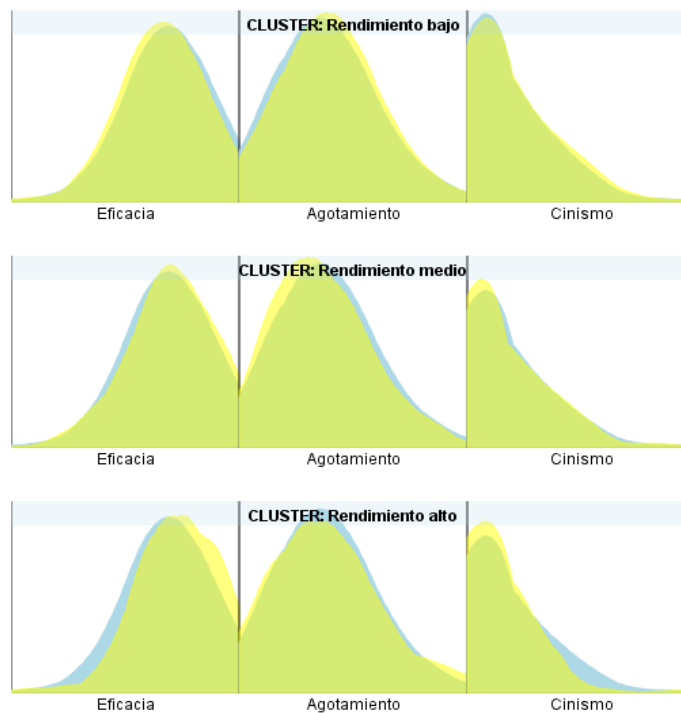


Figura 29 Distribución de las 3 dimensiones de la escala de burnout académico

comparación con el cluster 3, lo expresan señalando valores intermedios en la escala, lo cual es normal, asociado a la carga académica, la actividad laboral y otras responsabilidades familiares que tienen los estudiantes.

En el III Congreso Mundial de Educación Superior a Distancia realizado en mayo del 2017 en la ciudad de Bogotá, Colombia, se presentó la ponencia titulada “Estilos de aprendizaje (CHAEA), Síndrome Burnout y rendimiento académico en estudiantes a distancia, Uned, Costa Rica” del cual resultó en la publicación de un capítulo del libro con nombre “**Rendimiento académico, Estilos de aprendizaje (CHAEA) y agotamiento académico en estudiantes a distancia, Universidad Estatal a Distancia (UNED), Costa Rica**”, el cual está en proceso de publicación por la editorial de la Unad, Colombia.



UNAD Universidad Nacional Abierta y a Distancia

congresomundial.unad.edu.co

UNAD Universidad Nacional Abierta y a Distancia

CONGRESO MUNDIAL DE EDUCACIÓN SUPERIOR A DISTANCIA

UNED 40 aniversario

VNIVERSIDAD B SALAMANCA CAMPUS DE EXCELENCIA INTERNACIONAL

UNIVERSIDAD BSALAMANCA 1218 - 2018

**Estilos de aprendizaje, Síndrome burnout y Rendimiento académico en estudiantes a distancia, UNED, Costa Rica**

**Greibin Villegas Barahona**  
**Uned, Costa Rica. Universidad de Salamanca**  
**San José, Costa Rica; Salamanca, España**

### 5.3.4.5 Inteligencia emocional

La inteligencia emocional en esta investigación fue valorada con tres dimensiones (Salguero, Fernández-Berrocal, Balluerka & Aritzeta, 2010), a saber: Atención emocional, claridad de sentimientos y reparación emocional. Se observan diferencias significativas en los puntajes promedios al diferenciar por cluster de rendimiento académico (Figura 30), en la dimensión atención emocional y claridad de sentimientos, no así en reparación emocional.

En general, al diferenciar por cluster, los estudiantes de la ECA clasificados en el cluster 3 se preocupan,

por lo que sienten, son conscientes de que deben prestar atención y dedican tiempo a pensar en sus emociones y estado de ánimo. La mayoría señalan que no permite que sus sentimientos afecten a sus pensamientos.

En cuanto a la claridad de sentimientos los estudiantes de rendimiento alto tienden a tener claros sus sentimientos, los pueden definir claramente, porque casi siempre saben cómo se sienten y conocen sus emociones. Lo cual es importante, porque son la base para que los estudiantes tengan una reparación emocional, en esta dimensión se refleja que, aunque los estudiantes se sientan tristes o mal, suelen tener una visión optimista, procuran pensar en cosas agradables, en los placeres de la vida, intentan tener pensamientos positivos, tratan de calmarse antes de empeorar una situación que se complica, son estudiantes que expresan mucha energía cuando se sienten bien y cuando se enfadan por alguna razón, intentan cambiar su estado de ánimo rápidamente.

### 5.3.4.6 Motivación educativa

La escala de motivación académica compuesta por seis dimensiones (Vallerand et al., 1992), a saber: desmotivación, regulación externa, regulación introspectiva, regulación

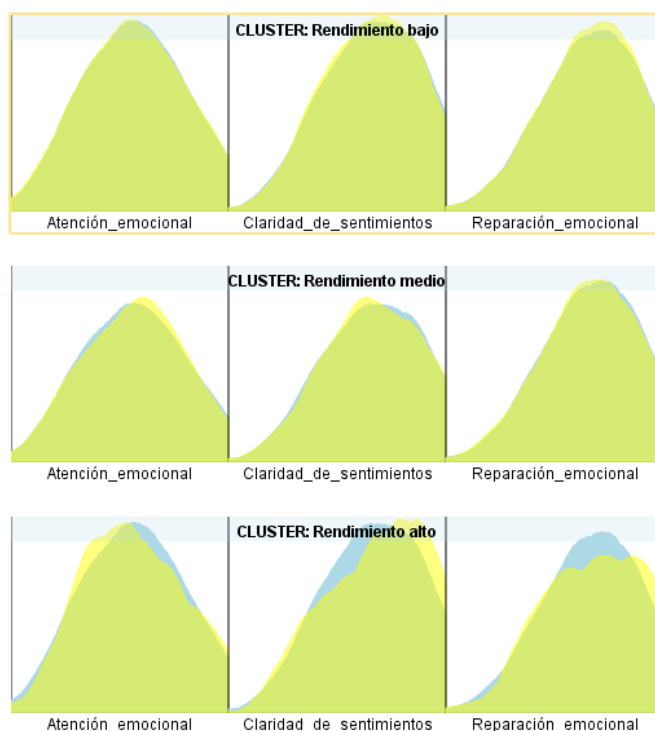


Figura 30 Distribución de las 3 dimensiones de la escala de Inteligencia emocional

identificada, motivación al conocimiento, al logro y a las experiencias por sus estudios, en todas ellas se observan diferencias significativas al considerar el cluster de rendimiento académico.

En la Figura 31 se presentan estas dimensiones, ellas destacan por la asimetría negativa, señalando un contexto positivo, dado que indica que la gran mayoría de los estudiantes se encuentran motivados por diferentes razones. En el caso de la dimensión de desmotivación la relación es contraria, se observa una asimetría positiva, señalando que pocos estudiantes tienen niveles altos de desmotivación, mientras que la gran cantidad tiene valores bajos en esa dimensión.

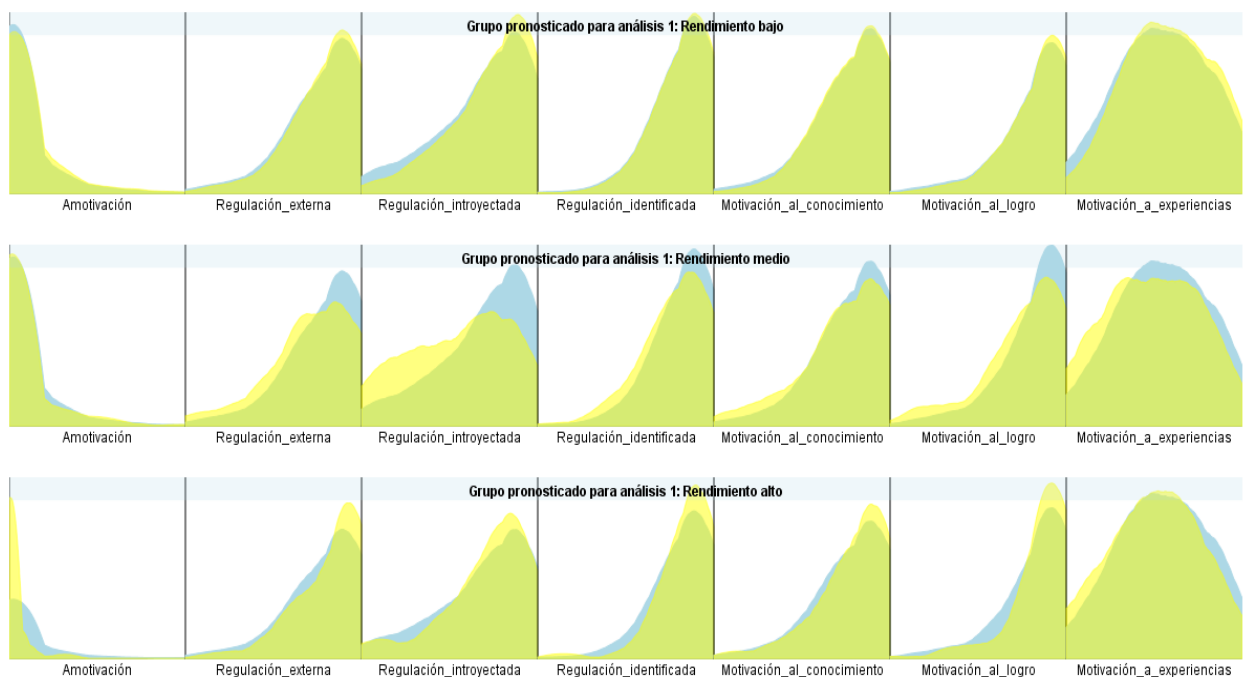


Figura 31 Distribución de las siete dimensiones de la escala de motivación académica

Implica esta tendencia que los estudiantes en la gran mayoría no se sienten desmotivados, no tienen la impresión de perder el tiempo en la universidad, no se están cuestionando si deben continuar en ella, más bien, están seguros de su decisión, tienen claro de las razones por las que están estudiando, es claro que los estudiantes del cluster 3 puntúan más alto en estas escalas.

En cuanto a la regulación externa, los estudiantes tienen claro que deben lograr una escolaridad mayor para enfrentarse con más seguridad a la vida laboral, son conscientes de que solo con el bachillerato de la secundaria no podrían encontrar un empleo bien pagado, ni conseguir en el futuro un trabajo más prestigioso, tienen claro que desean tener una “buena vida” con un mejor salario. En la dimensión de regulación introyectada, se refleja con fuerza

---

que los estudiantes quieren demostrarse a sí mismos que son capaces de terminar una carrera universitaria, porque al hacerlo lo hace sentirse importante, inteligente y que pueden tener éxito con los estudios.

En la dimensión de regulación identificada, se refleja, que los estudiantes tienen claro que los estudios universitarios les ayudarán a preparar mejor la carrera que han elegido, tienen mayor seguridad y certeza de que la carrera le permitirá entrar en el mercado laboral dentro del campo que les gusta y en pocos años más de estudio mejorará su competitividad como profesional.

Respecto a la motivación por el conocimiento que adquiere al estudiar, en esta dimensión, los estudiantes expresan que les brinda placer y satisfacción aprender y descubrir cosas nuevas que le interesan. En la dimensión de motivación al logro, los estudiantes de la ECA sienten mucha satisfacción al ir superando cada uno de sus objetivos personales, cuando logra realizar las actividades académicas difíciles, les brinda satisfacción personal por la búsqueda de la perfección dentro de sus estudios. En cuanto a la dimensión de motivación a las experiencias, los estudiantes expresan que los intensos momentos que viven cuando comunican sus propias ideas a los demás, por el placer de leer autores interesantes, al experimentar sentirse absorbido por lo que han escrito ciertos autores, los estudiantes del cluster 3 presentan una tendencia mayor que los del cluster 1 y 2.

#### **5.3.4.7 Autorregulación del proceso de aprendizaje**

La autorregulación del proceso de aprendizaje valorado según Torre (2007) con cuatro dimensiones, denominadas: consciencia metacognitiva Activa, control y verificación, esfuerzo diario en la realización de las tareas y procesamiento activo durante la tarea. Es una escala que evidencia diferencias significativas según el rendimiento académico de los estudiantes en sus cuatro dimensiones, se nota una distribución con tendencia a los valores altos de la escala, con diferencias importantes entre los estudiantes que tienen rendimiento alto (Figura 32).

La dimensión de consciencia metacognitiva activa señala que estos estudiantes de rendimiento alto tienen confianza en las estrategias que utilizan para aprender, tienen claro cuándo y por qué deben utilizar una estrategia y cuándo y por qué otra, saben con precisión qué pretenden al estudiar cada asignatura, si llegan a tropezar con dificultades al estudiar, son ágiles para buscar nuevas estrategias de estudio o se esfuerzan más o ambas cosas a la vez.



En cuanto a la dimensión control y verificación, estos estudiantes de mejor rendimiento

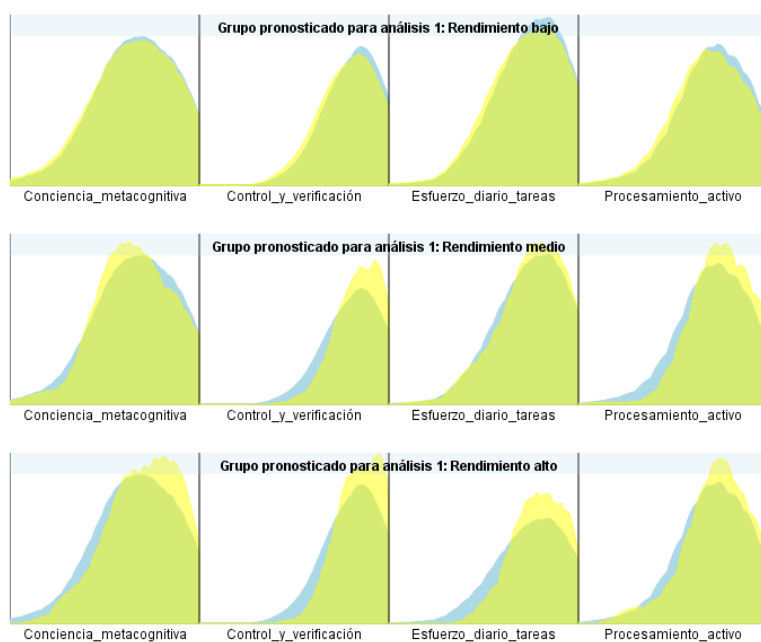


Figura 32 Distribución de las 4 dimensiones de la escala de autorregulación del aprendizaje

tienden a leer con mucho cuidado, cuando lo hacen, se detienen de vez en cuando y mentalmente revisan lo que están leyendo, cuando están estudiando algo se dicen a sí mismos cómo tienen que hacerlo.

Tienen claro que estudiar requiere tiempo, planificación y esfuerzo, por ello, cuando están con una asignatura tratan de

identificar los conceptos que no comprenden bien.

Se automotivan, se animan a sí mismos para mantener el esfuerzo, durante los estudios son conscientes de que van cumpliendo o no los objetivos que se han propuesto, tienen claro que la inteligencia es una capacidad modificable y mejorable.

En lo que respecta al esfuerzo diario, los estudiantes con altos niveles de rendimiento académico están al día con sus tareas académicas, en sus casas, revisan sus apuntes para asegurarse que comprenden la información, presentan una gran fuerza de voluntad para estudiar que se mantiene a pesar de las dificultades que encuentran. Finalmente, en la dimensión de procesamiento activo estos estudiantes están atentos a sus propios pensamientos sobre lo que se explica en las tutorías, están verificando con frecuencia si van comprendiendo lo que el tutor explica, señalan estos estudiantes que los obstáculos que encuentran al estudiar o en las tutorías son un estímulo para ellos.

#### 5.3.4.8 Metas académicas

Las metas académicas fueron valoradas con tres dimensiones según Pérez, Díaz, González, Núñez & Rosario (2009), estas dimensiones llamadas: metas de aprendizaje, refuerzo social y metas de logro. En la primera y la tercera dimensión evidencian diferencias



significativas en sus puntajes promedios según cluster de rendimiento académico. Los estudiantes que tienen mayor rendimiento académico tienden a tener mejores puntajes en esas dimensiones.

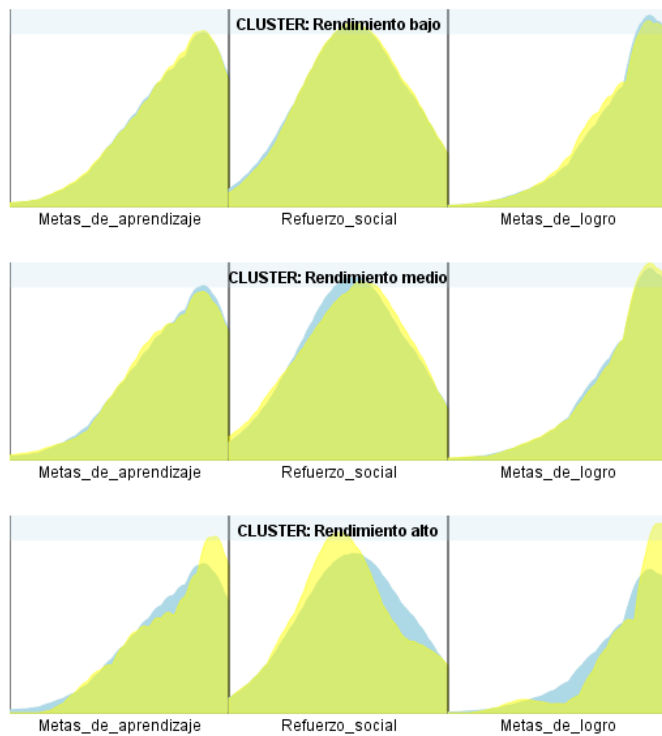


Figura 33 Distribución de las 3 dimensiones de la escala de Metas académicas

Es interesante señalar que las distribuciones de los puntajes de las tres dimensiones según la Figura 33 son diferentes, lo que permite indicar que los estudiantes de la ECA independientemente de su nivel de rendimiento académico, tienen claras las metas de aprendizaje y las de logro, respecto al refuerzo social existe una distribución similar tanto para puntajes bajos como altos de la escala, aproximadamente la mitad de los estudiantes tienen bajo niveles de refuerzo social y la otra mitad altos refuerzos.

Dado que no existen diferencias significativas entre los cluster en las primeras dos dimensiones, entonces la caracterización general para los estudiantes de la ECA respecto de las metas de aprendizaje indican que los estudiantes les es interesante resolver problemas, les gusta ver cómo van avanzando, les gusta conocer muchas cosas, les gustan los desafíos que plantean los problemas o tareas difíciles, se sienten bien cuando superan obstáculos y/o fracasos, tienden a ser muy curiosos, le gusta usar sus conocimientos lo que los hace sentir muy bien cuando resuelven problemas o tareas difíciles.

En cuanto a la dimensión de refuerzo social, como se dijo, algunos quieren ser elogiados por sus familiares y profesores, ser valorados por sus amigos, no les gustan que sus compañeros se burlen de ellos, no quieren que los profesores o tutores les critiquen, desean que las otras personas vean lo inteligentes que son, incluso algunos desean obtener mejores notas que sus compañeros. Pero estas características no hacen que se diferencien en su rendimiento académico.

---

En la dimensión de logro, queda manifiesto que los estudiantes quieren obtener buenas notas, sentirme orgulloso por ello, no quieren fracasar en los exámenes finales, quieren terminar bien la carrera, desean conseguir un buen trabajo en el futuro para lograr una buena posición social en el futuro, sobre todo los estudiantes de mejor rendimiento académico.

#### **5.3.4.9 Personalidad**

La escala sobre los aspectos de la personalidad se ha tomado de Sanchez y Ledesma (2013), las dimensiones son las conocidas como los cinco grandes de la personalidad: amabilidad, responsabilidad, neuroticismo, apertura y extraversión, pero en esta investigación son valoradas con adjetivos.

Se observan diferencias significativas en las dimensiones de responsabilidad y extraversión según los cluster de rendimiento académico. Al observar la distribución de cada una de ellas se puede notar la fuerte simetría que existe en cuatro dimensiones, solamente en la dimensión de responsabilidad se observa una asimetría negativa, representando estudiantes con puntajes altos y algunos pocos con puntajes bajos en los aspectos de responsabilidad con clara tendencia en el cluster 3 a puntajes altos. Las diferencias se observan en la dimensión de extraversión donde los estudiantes clasificados en el cluster de rendimiento académico alto tienden a una media superior (Figura 34).

Un estudiante con tendencia a puntajes altos en la dimensión de responsabilidad tiene características de activo, competente, confiable, controlado, equilibrado, estable, organizado, perseverante, precavido, previsor y productivo, muestra disciplina, es puntual, actúa diligentemente, todo para el logro de los objetivos prefiriendo lo planeado en lugar del comportamiento imprevisto espontáneo.

Un estudiante que se caracterice por el tipo de personalidad llamado amabilidad tiende a ser bondadoso, cálido, conciliador, considerado, cordial, esperanzado, pacífico, sincero, solidario; no le caracteriza la arrogancia, la agresividad, no es hostil, no es insensible, tiende a ser compasivo y cooperativo más que antagónico hacia los demás.

El estudiante que tiene un perfil neurótico tiende a ser ansioso, celoso, depresivo, desconfiado, impulsivo, indeciso, inseguro, melancólico, nervioso, quejoso, tenso, triste y vulnerable, no le caracteriza la calma, no es emocionalmente estable, ni relajado, no es seguro

---

de sí mismo. Esta dimensión también se refiere al grado de estabilidad emocional y control de los impulsos y a veces es referido por su baja productividad.

El que tiende a la apertura es aventurero, creativo, curioso, fantasioso, imaginativo, de mente abierta, original, no le caracteriza el ser conservador ni convencional. Le gusta apreciar el arte, la emoción, la aventura, tiende a tener ideas inusuales y le gusta una gran variedad de experiencias. Esta dimensión refleja el grado de curiosidad intelectual, creatividad y una preferencia por la novedad.

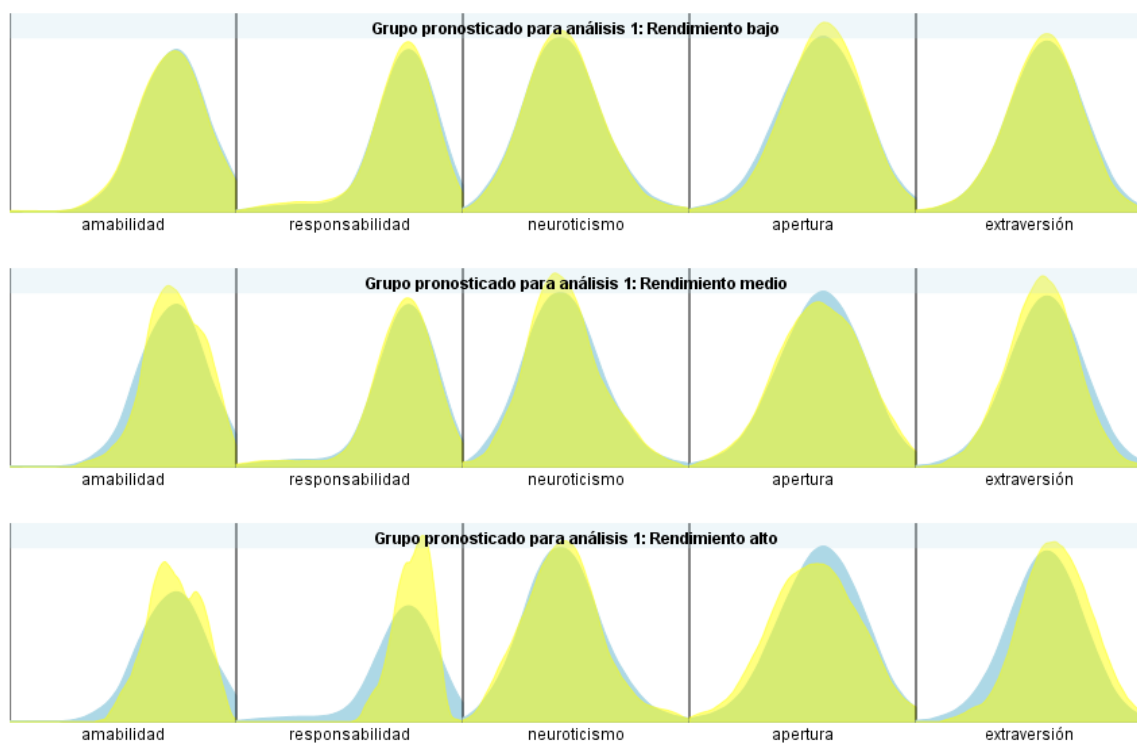


Figura 34 Distribución de las 5 dimensiones de la personalidad

Aquellas personas con una tendencia a la extraversión se caracterizan por ser abiertos, alegres, espontáneos, generosos, optimistas, simpáticos, sociables, por el contrario, no tienden a ser callados, ni conservadores, no son distantes, ni retraídos, ni solitarios, menos tímidos. Una persona con estas características, proyecta energía y entusiasmo, usa emociones positivas, es asertivo, sociable y tiende a buscar la estimulación en compañía de otros en vez de destacar él.

El porcentaje de estudiantes según perfil de personalidad más probable se puede observar en la Figura 35, tal como se señaló anteriormente, las diferencias en las barras señalan diferencias significativas, particularmente en el cluster de rendimiento alto.

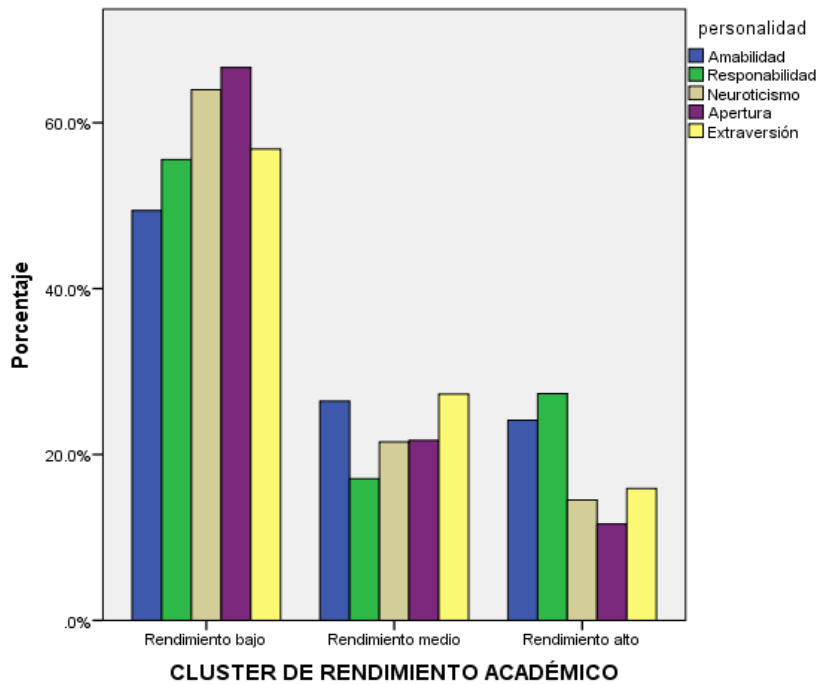


Figura 35 Porcentaje de estudiante según el perfil de personalidad

#### 5.3.4.10 Creatividad

La escala de creatividad constituida por cuatro dimensiones fue tomada de Aranguren y Irrazabal (2012), sus dimensiones son: Diseño y Arte, Literatura y Música, Expresión corporal y Empresa y Negocio. Solo en la dimensión literatura y música se observa una ligera diferencia significativa según cluster de rendimiento académico, lo que significa que en todos los niveles de rendimiento académico están presentes los cuatro perfiles de creatividad. En la Figura 36 se notan las distribuciones con una asimetría fuertemente positiva, evidenciando así que existen pocos estudiantes con niveles altos de creatividad.

Los estudiantes que tienden a un perfil creativo relacionado con el diseño y el arte expresan que han realizado una o varias expresiones artísticas como pintado un cuadro original, o bien, han realizado artesanías en plástico, acrílico, resina o algún material similar, incluso han participado en exposiciones de arte y talleres. Algunos han decorado la casa donde viven, han realizado alguna escultura, tienden a dibujar caricaturas o historietas, algunos han diseñado ropa o algún jardín, también han sido creativos para buscar nuevos funcionamientos a los objetos de uso cotidiano.

---

Los estudiantes que presentan un perfil creativo hacia la literatura y la música expresan que en algún momento han dado un recital, han escrito poemas, participado en concursos de

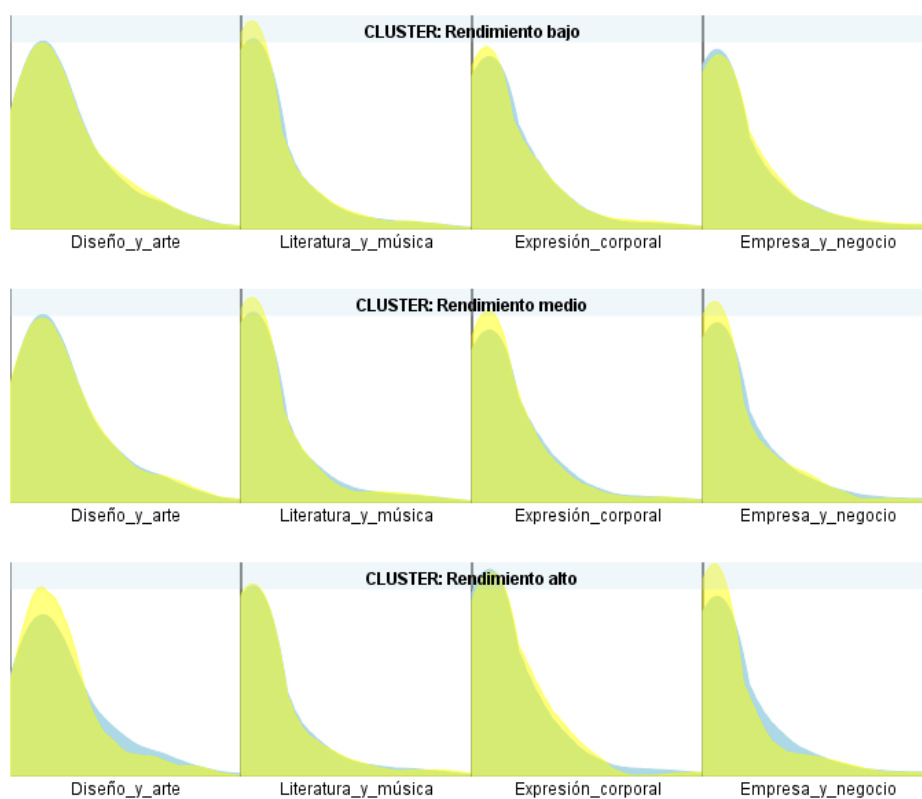


Figura 36 Distribución de las cuatro dimensiones de la escala de creatividad

canto, o bien, han escrito la letra de una canción, han sido parte de una banda o conjunto musical, incluso señalan que han escrito algún cuento, tocan instrumentos musicales, incluso han llegado a ganar premios con su participación.

Por otro lado, los estudiantes que tienden a ser creativos por medio de la expresión corporal han participado en danzas donde han ganado premios, les gusta la coreografía de un baile, han desempeñado un papel en una obra de teatro, también han entrado a un concurso o presentación de ballet o danzas modernas, incluso han realizado comedias musicales.

Finalmente, aquellos estudiantes que tienden a ser creativos en los negocios y la empresa señalan que en algún momento de su vida han creado una empresa u organización que brinde un servicio, han diseñado un producto y logrado su inserción en el mercado, han dirigido o administrado una empresa, han innovado con determinados productos o servicios ya existentes en el mercado.

También han introducido alguna innovación en cualquiera de los procesos o fases que conllevan la realización de un negocio, pueden haber creado y patentado una nueva marca, incluso señalan que han puesto en marcha un microemprendimiento con buenos resultados, para ello han invertido en un producto o proyecto con buenos resultados.

El porcentaje de estudiantes según perfil se puede observar en la Figura 37, tal como se señaló anteriormente, las diferencias en las barras no señalan diferencias significativas en el porcentaje entre los cluster de rendimiento académico.

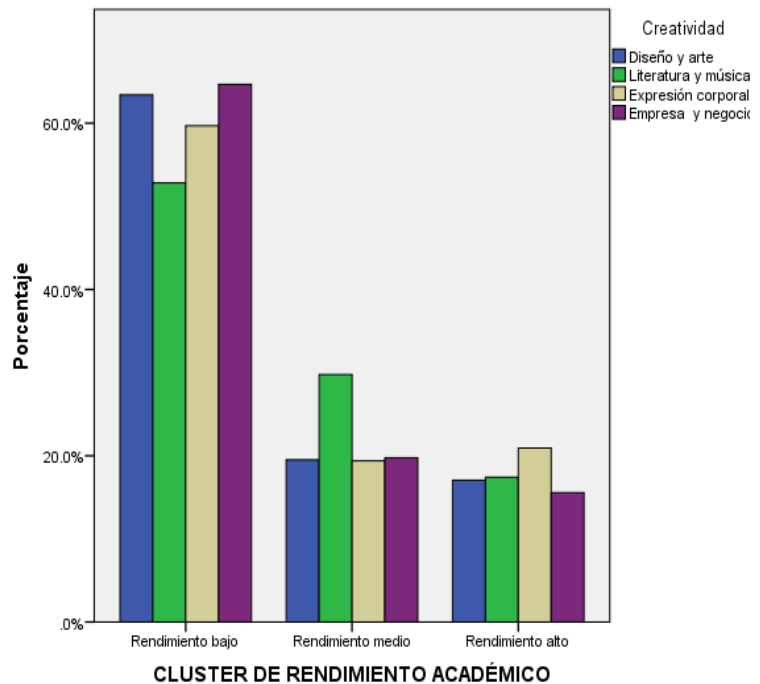


Figura 37 Porcentaje de estudiantes según perfil de creatividad

### 5.3.4.11 Responsabilidad

La escala de responsabilidad fue diseñada con seis dimensiones, denominadas: conciencia de sus obligaciones, seguridad en sí mismo, toma de decisiones, constancia, auto-proposición de metas y responder por sus actos. Esta escala fue diseñada particularmente para esta investigación, pero tomando los conceptos de Toledo y Nuñez (2011).

No se observa en ninguna de las dimensiones de la escala de responsabilidad diferencias significativas al considerar el cluster de rendimiento académico, los estudiantes tienden a participar en actividades académicas con responsabilidad y constancia, cuando tienen una tarea o trabajo en la universidad trabajan constantemente en él hasta que lo terminan, estudian todos los días para mantenerse al día en sus estudios y atienden con persistencia las responsabilidades académicas asignadas en la universidad (Figura 38).

Los estudiantes que tienen puntajes altos en la dimensión conciencia de sus obligaciones cuando tienen una responsabilidad cumplen con ella en su totalidad, tienen claridad y conciencia de delegar la responsabilidad a otros cuando es necesario, desarrollan con disciplina y rigor las acciones y las tareas que le asignan, a conciencia y con eficiencia, apoyan y promueven la participación libre y democrática en los grupos sociales y académicos en los que participan, se preocupan por el medio ambiente y realizan acciones para no afectarlo. Todas aquellas tareas que le asignan en la universidad las realizan con disciplina y compromiso, expresan también que tienen la capacidad de influir responsablemente en los grupos sociales y de estudio al que pertenecen.

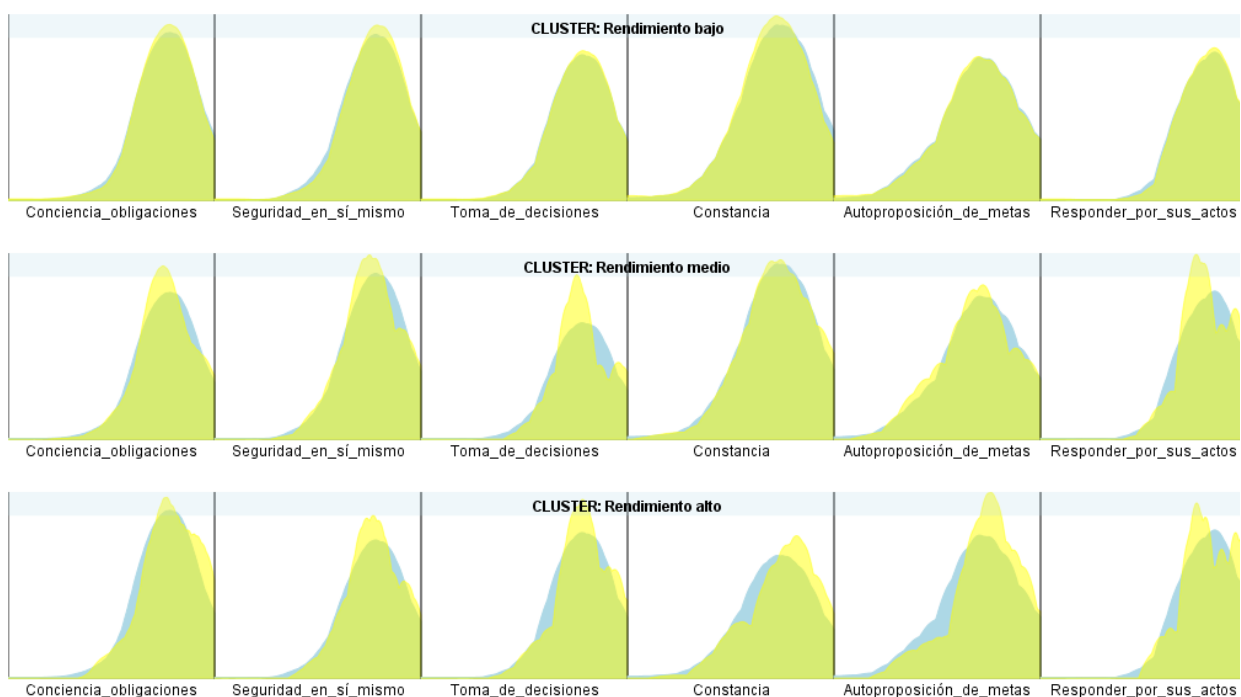


Figura 38 Distribución de las seis dimensiones de la escala de responsabilidad

En la dimensión de seguridad en sí mismo, los estudiantes que puntúan alto en este aspecto, se caracterizan por abrirse camino para triunfar y progresar en sus vida, no esperan a que otros les ayuden, permiten el progreso de los demás sin egoísmo, más bien colaboran para que otros se superen, expresan claramente que son los constructores de su propia felicidad y no dependen de otros para valorarla, creen tener la suficiente humildad para superar los obstáculos creados por ellos mismo, cuando trabajan en equipo no se adueñan de los resultados obtenidos por el grupo, asumen las críticas y la auto-críticas para autorregular su comportamiento y sienten seguridad en lo que hacen y en todo lo que se proponen.

---

Respecto de la dimensión de toma de decisiones, los estudiantes que tienden a este perfil toman decisiones adecuadas por ellos mismos, sin que nadie influya en la decisión final que asumen, comparten sus ideas con otras personas, escuchan opiniones de otros y luego toman decisiones, pero antes piensan en sus consecuencias y posible resultado final y si por casualidad el resultado no fue el mejor, lo reconocen y cambian de rumbo para mejorar.

La dimensión de auto proposición describe aquellos estudiantes que administran desde el punto de vista académico el tiempo con eficacia y los recursos para ser mejor estudiante, suelen proponerse metas y establecen un programa de acciones para cumplirlas, ellos mismos son los que se ponen las metas y nadie determina el tamaño ni alcance de sus metas.

Finalmente, la dimensión de responder a sus actos dentro de esta escala de responsabilidad señala aquellos estudiantes que puntúan alto como estudiantes que cuando se presenta un problema buscan las soluciones y asumen las consecuencias, porque son conscientes de que nadie va a responder por sus actos y decisiones, respecto del ámbito de su comportamiento en la universidad, ellos cuidan, defienden y respetan los materiales de estudio que ofrece la universidad.

#### **5.3.4.12 Habilidades sociales (asertividad)**

La escala de habilidades sociales tomada de León y Vargas (2009) se ha diseñado con seis dimensiones: a saber: capacidad para demostrar disconformidad en situaciones de interacción comercial, manifestación conductual de sentimientos, pensamientos o creencias en situaciones sociales cotidianas, cogniciones acerca de la autoeficacia en interacciones sociales, evitación de situaciones que demandan interacción con organizaciones, instituciones o empresas, capacidad para externar pensamientos u opiniones ante otros y dificultad para expresar negación (decir no).

No existe en ninguna de las dimensiones de esta escala de habilidades sociales, diferencias significativas al considerar los cluster de rendimiento académico. Al observar la Figura 39 se nota la fuerte concentración de los estudiantes sobre los valores centrales de la escala, lo cual evidencia una tendencia generalizada de que pocos estudiantes se perfilen alto o bajo en cada una de las dimensiones, la gran mayoría sobre una tendencia media.



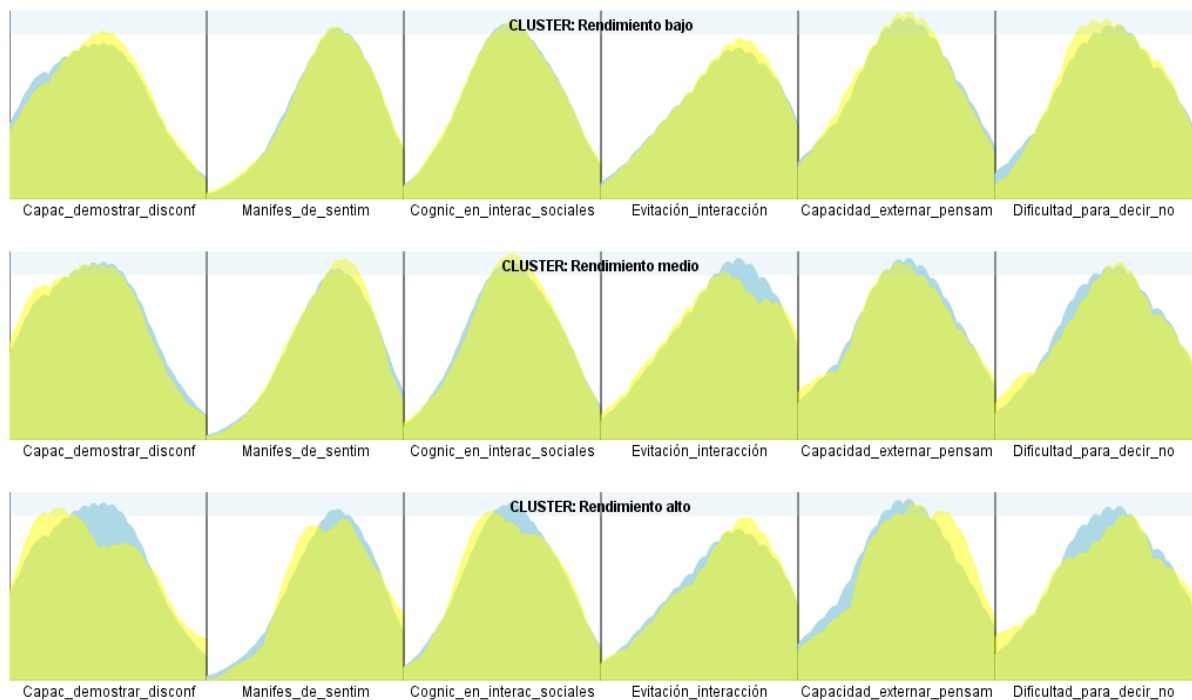


Figura 39 Distribución de las seis dimensiones de la escala de habilidades sociales

### 5.3.4.13 Estilos de aprendizaje CHAEA

Peter Honey y Allan Mumford (1982, 1986a, 1986b, 1992) desarrollaron un cuestionario para valorar los estilos de aprendizaje, tomaron como base la teoría de Kolb, cuyo fundamento radica en que el aprendizaje es un proceso de cuatro etapas, en este modelo, lo importante es que el aprendizaje más adecuado resulta de tratar la información en: teorizar, reflexionar, experimentar y actuar, correspondiente a los estilos: activo, teórico, reflexivo y pragmático respectivamente.

En la población de estudiantes de la ECA existe un 59.4% de estudiantes que tienen una preferencia por el estilo de aprendizaje reflexivo, un 30.1% teórico, un 7.4% pragmático y un 3.1% activo. En esta investigación se observan diferencias significativas en tres de los estilos de aprendizaje, el Activo, el Teórico y el Reflexivo al considerar los cluster de rendimiento académico. Los estudiantes en el nivel más alto de rendimiento académico presentan una tendencia mayor en el puntaje de estas dimensiones (Figura 40).

Es evidente que las distribuciones de los puntajes muestran la existencia de mezclas, es decir, un estudiante puede tener uno o varios estilos de aprendizaje, o en algún momento

manifestar uno de manera más fuerte que otro, alternando según las situaciones que se le presenten.

Los estudiantes no absorben estilos de aprendizaje químicamente puros, no obstante, tienden con mayor probabilidad a uno de ellos.

En el estilo Activo los estudiantes tienden a implicarse e involucrarse en su totalidad, sin prejuicio al experimentar nuevas experiencias. Los

desafíos les alimentan sus deseos por aprender, las actividades que requieren mucho tiempo les aburren; tienen una mente abierta, actúan primero y luego ven las consecuencias, no les gustan las actividades pasivas, también se motivan con la innovación. Se le pueden asociar adjetivos como: animadores, improvisadores arriesgados y espontáneos (Isaza, 2014).

Aquellos que tienden a un estilo de aprendizaje teórico aprenden mejor cuando los elementos de aprendizaje son parte de un sistema, un modelo que agrupe varias teorías o conceptos; tienden a analizar y sintetizar; son pensadores lógicos, racionalistas, no aceptan lo intuitivo o subjetivo, piensan paso a paso y durante la clases o tutorías tienden a preguntar constantemente. Tienen un afán de perfección, con búsqueda constante de comprensiones globales y totales de los contenidos. Se le pueden asociar adjetivos como: metódicos, lógicos, objetivos, críticos y estructurados.

Aquellos que tienden a un estilo reflexivo, reconocen el proceso de aprendizaje también con experiencias nuevas, pero a diferencia de los teóricos, no les gusta involucrarse o implicarse directamente; tienden a reunir datos, los analizan con detalle antes de tomar una decisión o conclusión; aprenden mucho escuchando a terceros, pero no participan hasta que poco a poco han tomado posición de privilegio en el grupo; en su forma de estudio son sistemáticos, les gustan las actividades en las que tienen tiempo para pensar, no aprenden de aquellas actividades

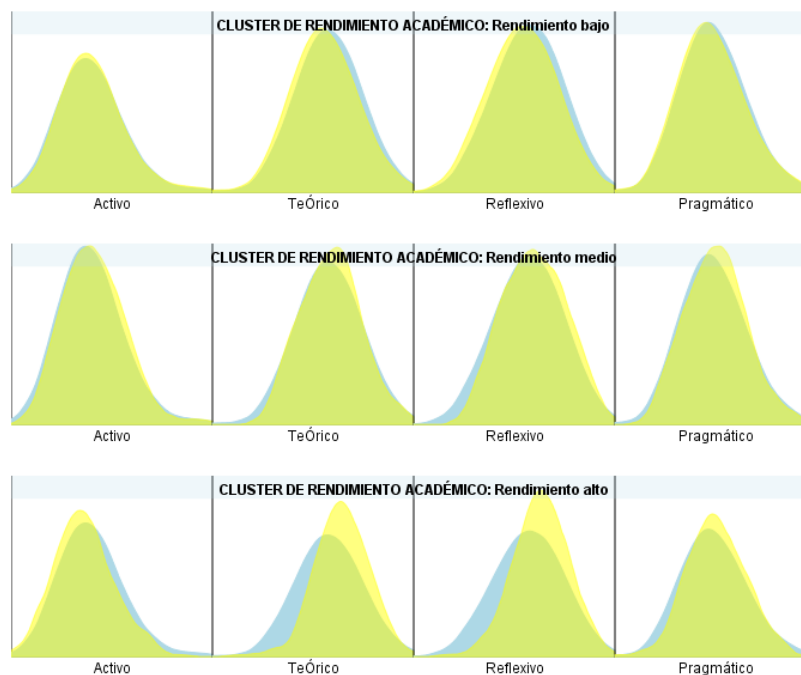


Figura 40 Distribución de las cuatro dimensiones escala de estilos de aprendizaje CHAEA

con poco tiempo para planificar y organizarse. Estos estudiantes buscan realizar análisis con detenimiento y tomar decisiones evaluando los pros y los contras. Se le pueden asociar adjetivos como: ponderados, concienzudos, receptivos, analíticos y exhaustivos.

En el estilo Pragmático, se tiende más a las aplicaciones prácticas, cuando surge una nueva idea, estas personas las asumen de inmediato y las experimentan. Normalmente, no tienen paciencia cuando alguna otra persona teoriza sobre algún aspecto en el proceso de enseñanza-aprendizaje; no les gustan las actividades que no tienen aplicación inmediata. Se le pueden asociar adjetivos como: experimentadores, prácticos, directos y eficaces.

El porcentaje de estudiantes según perfil de estilo de aprendizaje más probable se puede observar en la Figura 41.

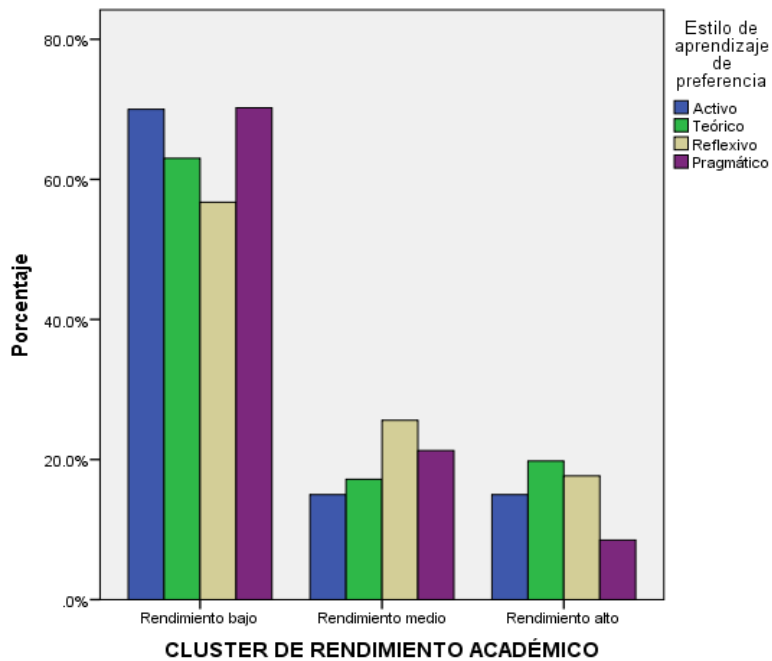
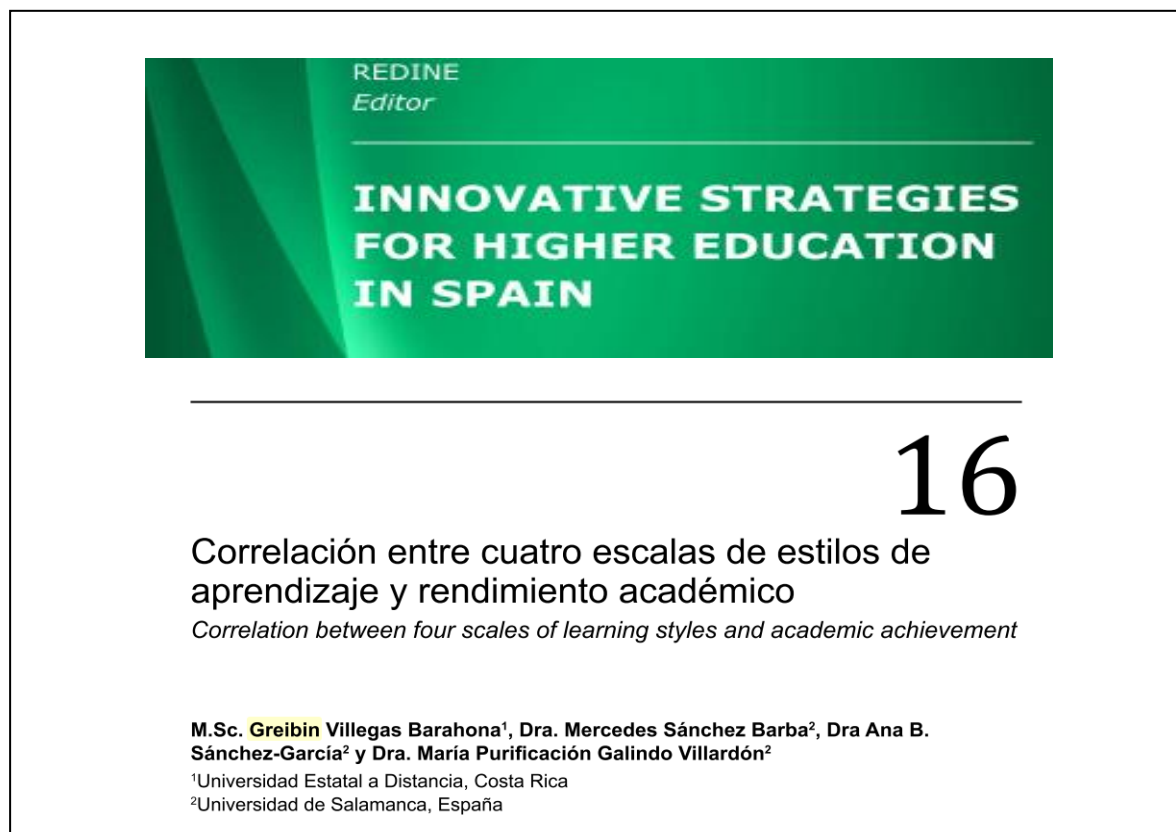


Figura 41 Porcentaje de estudiantes según estilo de aprendizaje

En el I Congreso Internacional Virtual de Investigación e Innovación Educativa CIVINEDU 2017 organizado por la Red de Investigación e Innovación Educativa (REDINE) en colaboración con la Universidad de tecnología de Eindhoven, Holanda, se presentó la ponencia titulada “Correlación entre cuatro escalas de estilos de aprendizaje y rendimiento académico” del cual resultó en la publicación de un capítulo 16 del libro “Innovative strategies

for higher education in Spain” (Villegas, Sánchez-Barba, Sánchez-García, & Galindo-Villardón, 2018).



#### 5.3.4.14 Enfoque y habilidades de estudio (ASSIST)

La escala de enfoque y habilidades de estudio (ASSIST) ha sido tomada de Entwistle, McCune y Tait (2013) y considera tres dimensiones: enfoque superficial y estratégico. En los resultados obtenidos se observan diferencias significativas en el enfoque profundo y estratégico según los cluster de rendimiento académico, mostrando que aquellos estudiantes clasificados en el cluster de rendimiento alto tienden a tener un puntaje más alto en la dimensión de enfoque estratégico, reflejadas en el promedio del grupo y bajo en el enfoque superficial (Figura 42). Según estos enfoques y habilidades es posible encontrar un 43.4% de estudiantes que tienden a un enfoque superficial, un 28.8% con un perfil estratégico y un 26.6% con uno profundo.

Los estudiantes que tienden a un enfoque profundo tienen la intención de formar una comprensión personal del área de estudio, en la que necesitan relacionar un grupo de procesos de aprendizajes conceptualmente asociados. Estos estudiantes muestran un entusiasmo e interés

en su actividades académicas, tienen un interés activo, buscan relacionar ideas, tienen fuertes intenciones de comprender y entender la información, buscan desarrollar perfiles y estructuras de conocimiento, cuestionan y critican para lo cual utilizan evidencia real para hacerlo, siempre están en búsqueda del objetivo central, configuran diagramas para sus conclusiones, son propositivos de la tarea y tienden a buscarla en el contexto general (Entwistle, 2000; Rodríguez, 2006).

El constructo del enfoque profundo es la integración de la búsqueda de significado, la

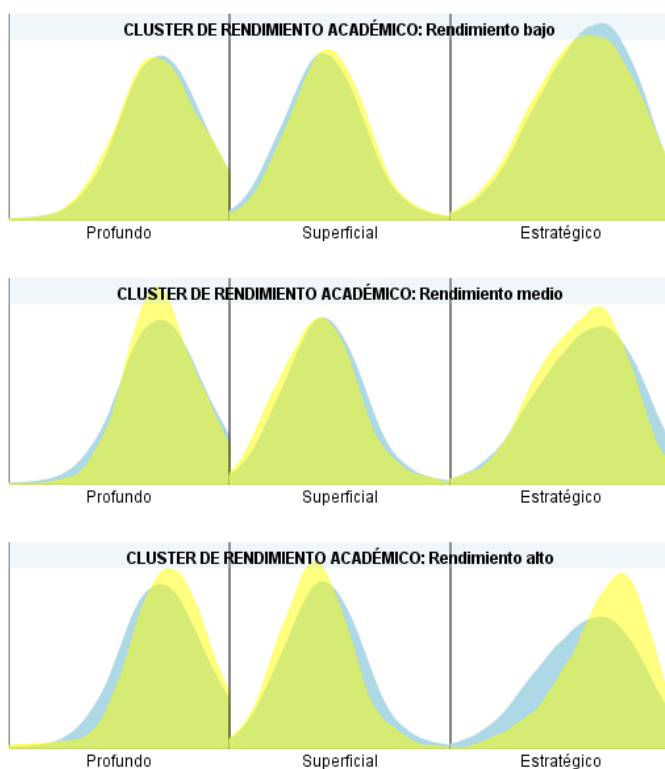


Figura 42 Distribución de las tres dimensiones de la escala de enfoque estudio

relación de ideas, el uso de evidencias, el interés por las ideas y el control de la eficacia.

Aquellos que tienden a un enfoque superficial, buscan reproducir de una manera simple los contenidos, aceptan ideas y reciben información de manera pasiva, normalmente se concentran en lo que se les va a evaluar, se concentran sólo en lo necesario para aprobar la asignatura; no reflexionan en los propósitos ni en los objetivos del proceso enseñanza-aprendizaje, lo cual evidencia una falta de interés en los

temas académicos. Normalmente tienden a memorizar hechos y aprenden de manera rutinaria, poniendo en evidencia que no encuentran sentido a lo que estudian y no están seguros de que sea importante lo que aprenden. Esta dimensión es una integración de la pérdida de propósito, memorización sin sentido, una limitación al plan de curso y un sentido de miedo al fracaso. Los estudiantes del cluster de mayor rendimiento académico tienden a tener puntajes más bajos en esta dimensión.

Los estudiantes que son estratégicos se caracterizan por adoptar una actitud muy positiva en su proceso de enseñanza-aprendizaje en función del logro de las mejores calificaciones; estos estudiantes son muy estratégicos incluso con el enfoque utilizado, en

ocasiones pueden ser superficiales o profundos, dependiendo de lo que perciban del profesor o tutor. A diferencia de los estudiantes con un enfoque profundo y superficial, este enfoque no se relaciona con distintas estrategias de aprendizaje, lo que le permite al estudiante ir y venir desde y hacia cualquier estrategia de aprendizaje. Ellos memorizan y comprenden los contenidos didácticos, con el fin de que le sirva para alcanzar aprobar la asignatura, como se dijo anteriormente, no le interesa a estos estudiantes alcanzar conocimiento, ni les interesa fracasar (Diseth, 2010).

Este enfoque está integrado por la administración del tiempo (se usa el tiempo de manera adecuada durante el día y no dejan las responsabilidades académicas para último momento), la atención a los requisitos de evaluación, el logro (un sentido de autoeficacia bien alto) y el estudio organizado (los estudiantes tienden a ser sistemáticos, planean adecuadamente las actividades académicas durante las asignaturas). El porcentaje de estudiantes según perfil de habilidades de aprendizaje más probable y rendimiento académico se puede observar en la Figura 43.

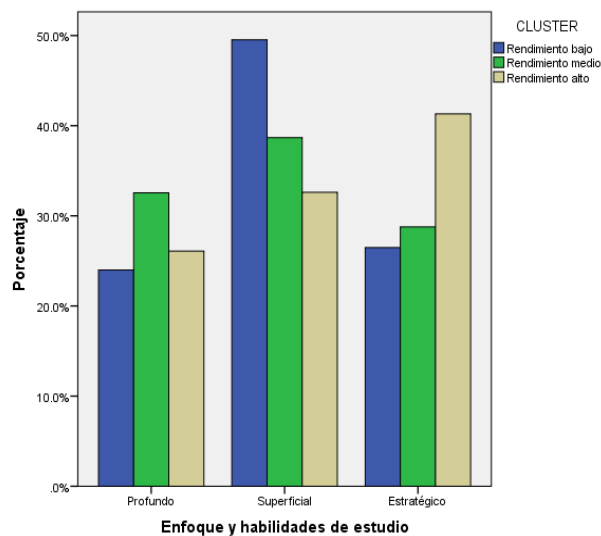


Figura 43 Porcentaje de estudiantes según habilidades de aprendizaje

#### 5.3.4.15 Estilos de uso del espacio virtual

La escala de uso del espacio virtual es una escala especializada para estudiantes a distancia diseñada por Viera (2010), con ella se obtienen cuatro dimensiones: estructuración y planeamiento, participativo, concreto y de producción y búsqueda e investigación.

---

En la población de estudiantes de la ECA es posible encontrar un 41.7% de estudiantes con un estilo concreto y de producción, un 22.7% con el perfil de estructuración y planeamiento, un 7.1% participativo y un 3.0% de búsqueda e investigación, es posible también encontrar mezclas, por ejemplo, el 12.4% de los estudiantes mezclan el estilo concreto y de producción con el de estructuración y planeamiento, el 5.5% combinan el estilo participativo con el concreto y de producción.

No se observan diferencias significativas entre los estilos de uso del espacio virtual y los cluster de rendimiento académico. Es conveniente señalar que la dimensión búsqueda e investigación tiende a tener puntajes más bajos en los tres cluster de rendimiento académico (Figura 44).

Los estudiantes que tienen un perfil de estilo asociado a la búsqueda e investigación son estudiantes que analizan siempre la calidad de la página web a la que acceden, a la hora de buscar información sobre un tema que les interesa buscan en más de una página web, cuando ya escogen una, primeramente, revisan el texto escrito y después las imágenes. Cuando acceden internet buscan imágenes significativas que les hacen reflexionar, les gustan la gran cantidad de información que pueden encontrar, normalmente, tienden a memorizar fácilmente las direcciones de las páginas web, ya que prefieren hacer búsquedas en web ya conocidas, también tienden a seleccionar noticias que encuentran en internet, pero las leen en otro momento.

En su proceso de aprendizaje buscan textos y documentos en bibliotecas on-line, revistas, y web de interés científico, tienden a interpretar la información de las páginas en la web a partir de títulos/epígrafes.

En la dimensión denominada concreto y de producción los estudiantes que tienden a este perfil les gusta localizar en las web páginas que les proporcionen actividades de entretenimiento y ocio, normalmente realizan con frecuencia compras por internet, elaboran materiales en varios formatos digitales y los cuelgan on-line en webs personales o públicas, también dejan de buscar en internet cuando en la primera página de web encuentran lo que necesitan.

Tienden a planificar el tiempo de navegación en internet coordinándolo con el tiempo que dedican a otras actividades. Respecto de los programas informáticos que requieren regularmente instalan esos programas en sus computadoras sin ningún problema, en su proceso de preparación de trabajos universitarios normalmente buscan imágenes, señalan que utilizan

internet para informar/tramitar/gestionar sus asuntos administrativos, fiscales, jurídicos, legales, etc.

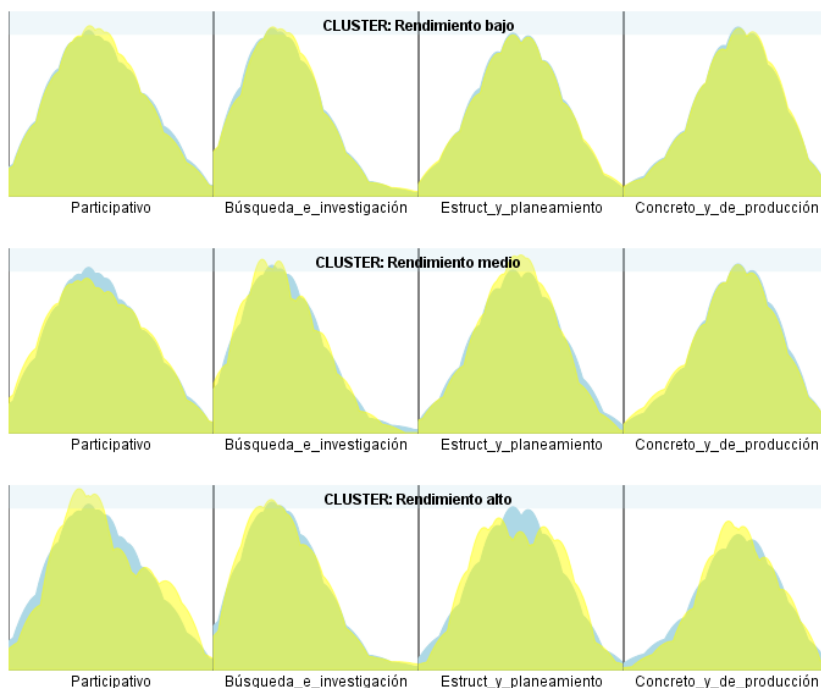


Figura 44 Distribución de las cuatro dimensiones de estilo de uso del espacio virtual

En el perfil de estilo llamado estructuración y planeamiento, los estudiantes que tienden a él, normalmente abren sólo una ventana/pestañas cada vez que navegan por internet, tienen una estrategia de búsqueda para encontrar materiales en la red. Ellos planifican las búsquedas que realizan en internet, incluso sus búsquedas las realizan a partir de conceptos aceptados comúnmente por la sociedad. Planean encuentros personales y profesionales con otras personas y utilizan palabras técnicas, como, por ejemplo: site, web, chatear, messenger, link, entre otras cuando escriben y hablan. Tienden a preferir los textos con links (hipervínculos), procuran seguir día a día el mismo orden para abrir los programas del ordenador y estructuran de forma estratégica las carpetas de “mis documentos” para no perder nada.

Finalmente, los estudiantes que tienden al estilo participativo no tienen horarios fijos a la hora de acceder a internet, primero miran las imágenes y después el texto escrito, andan buscando páginas web nuevas, la información que buscan en internet les sirve para contrastar ideas, buscar oportunidades en la web (trabajo, cursos, eventos, etc), de igual manera utilizan las herramientas que les ofrece internet (chat, msn, skype) para desarrollar sus trabajos y para comunicaciones rápidas. Tienden a participar en comunidades virtuales de aprendizaje, en listas



de discusión y los caracterizan también que escuchan música desde Internet cuando realizan los trabajos en el ordenador.

La Figura 45 muestra la distribución de estudiantes según el estilo de uso del espacio virtual, destacan los estudiantes que tienden al estilo concreto y de producción sin diferencia por nivel de rendimiento académico.

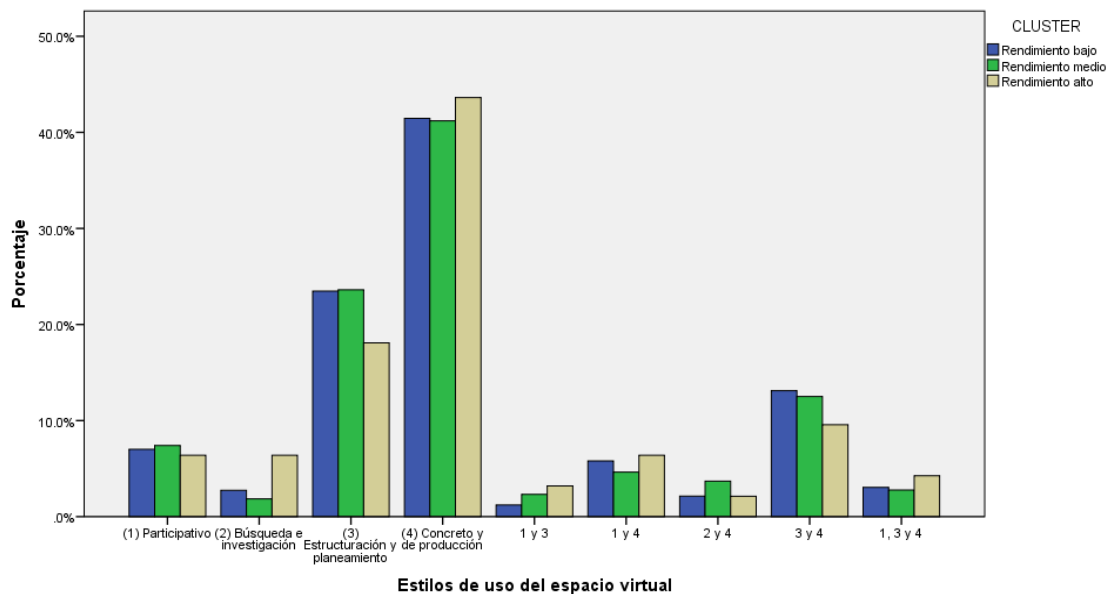


Figura 45 Porcentaje de estudiantes según estilos de uso del espacio virtual

### 5.3.4.16 Estrategias de aprendizaje

La escala de estrategias de aprendizaje constituida por 25 dimensiones fue tomada de Gargallo, Suarez y Pérez (2009), cuatro dimensiones evidencian diferencias significativas al considerar los niveles de rendimiento académico (Figura 46).

- |                                      |                                    |
|--------------------------------------|------------------------------------|
| 1. Planificación                     | 14. Organización de la información |
| 2. Habilidades de interacción social | 15. Personalización y creatividad  |
| 3. Autoeficacia y expectativa        | 16. Adquisición de información     |
| 4. Ansiedad                          | 17. Almacenamiento y memorización  |
| 5. Estado físico y ánimo             | 18. Conocimiento de fuentes        |
| 6. Valor de la tarea                 | 19. Selección de información       |
| 7. Control de contexto               | 20. Transferencia                  |
| 8. Control y autorregulación         | 21. Almacenamiento                 |
| 9. Atribuciones internas             | 22. Manejo de recursos             |
| 10. Atribuciones externas            | 23. Autoevaluación                 |
| 11. Conocimiento y objetivos         | 24. Motivación intrínseca          |
| 12. Concepción de la inteligencia    | 25. Elaboración de información     |
| 13. Motivación extrínseca            |                                    |

Estas dimensiones que evidencian diferencias relevantes son: planificación, estado físico y estado de ánimo, control de contexto y control y autorregulación.

Los estudiantes que tienden a puntajes altos en la dimensión de planificación son característicos de estudiantes que planifican su tiempo para trabajar las asignaturas a lo largo del curso, llevan al día el estudio de los temas de las diferentes asignaturas, tienen un horario de trabajo personal y estudio, al margen de las tutorías. Dado que tienen una programación para sus estudios, no son personas que estudian solo antes de los exámenes.

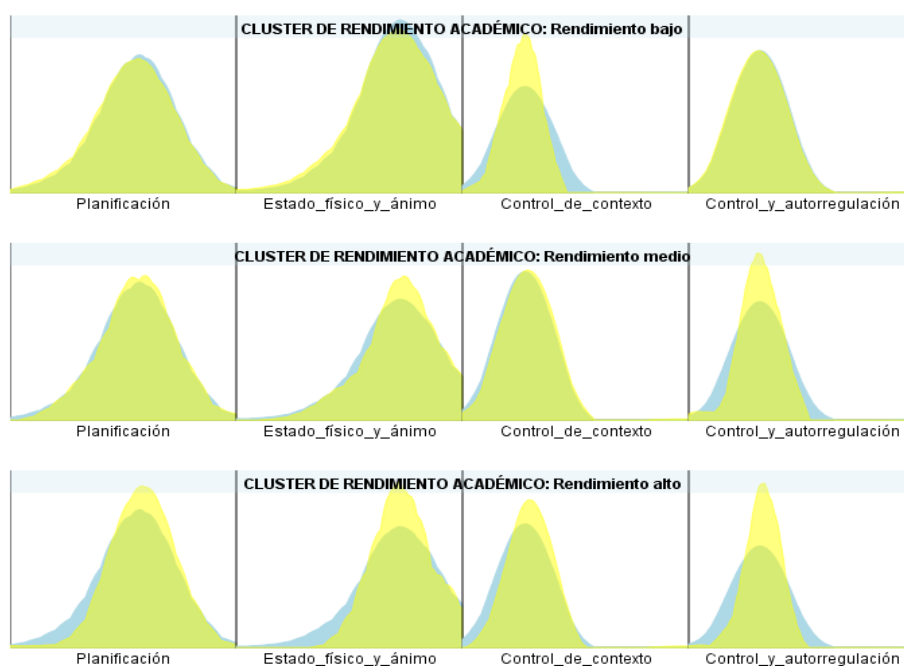


Figura 46 Distribución de las 4 dimensiones de la escala de estrategias de aprendizaje

Aquellos estudiantes que tienden a puntuar valores altos en la dimensión estado físico y ánimo se caracterizan por encontrarse bien físicamente, duermen y descansan lo necesario, su estado de ánimo es positivo y se sienten bien. Mantienen un estado de ánimo apropiado para trabajar.

Respecto de la dimensión de control del contexto, estos estudiantes tienden a trabajar y estudiar en un lugar adecuado (luz, temperatura, ventilación, ruidos, materiales necesarios a mano), por ello, cuando estudian pueden concentrarse, aprovechan bien el tiempo porque ellos mismos crean un ambiente adecuado para rendir académicamente.

La dimensión control y autorregulación evidencia diferencias importantes, los estudiantes que destacan con puntajes altos en esta dimensión, tienden a dedicar más tiempo y esfuerzo a las asignaturas difíciles, procuran aprender nuevas técnicas, habilidades y

---

procedimientos para estudiar mejor y rendir más, si les va mal en un examen por no haberlo estudiado bien, procuran aprender de sus errores y estudian mejor la próxima vez, cuando les han puesto una mala calificación en un trabajo, hacen lo posible para descubrir lo que era incorrecto y mejorar en la próxima ocasión. Si es necesario, adaptan su modo de trabajar a las exigencias de los diferentes profesores y materias (enfoque estratégico) y cuando ven que sus planes iniciales no logran el éxito esperado, en los estudios, los cambian por otros más adecuados.

#### **5.3.4.17 Técnicas para facilitar el aprendizaje**

La escala para valorar las técnicas que facilitan el aprendizaje es de diseño propio. Se crearon cuatro dimensiones que miden si usan las diferentes técnicas, y en caso de que la usen, que tanto les gusta mientras estudian, así como en su proceso de evaluación de los aprendizajes (tareas, exámenes y trabajos).

Las dimensiones son: técnicas gráficas, orales, grupales y escritas, cada una de ellas constituida por las siguientes técnicas: **Técnicas gráficas:** Rotafolio, Collage, Rompecabezas, Afiche, Historieta gráfica, Carteles, Póster, Periódico mural, Representaciones gráficas, Presentaciones en Power Point. **Técnicas orales:** Sociodramas, Exposición, Conferencia. **Técnicas de grupo:** Mesa redonda, Panel, Debate, Foro, Plenaria, Simposio, Congreso, Estudio de caso, Taller, Investigación, Seminario de investigación. **Técnicas escritas:** Informe, Trabajo escrito, Artículo, Ensayo, Crónica, Folleto.

El análisis estadístico señala que no existen diferencias significativas en ninguna de las dimensiones obtenidas en esta escala (Figura 47). No obstante, se considera interesante mostrar aquellas técnicas que de manera individual resultan ser más usadas para el proceso de aprendizaje, señaladas por ellos mismos y las técnicas que más les gusta considerando una escala de 0 a 100% ese nivel de agrado (Figura 48).

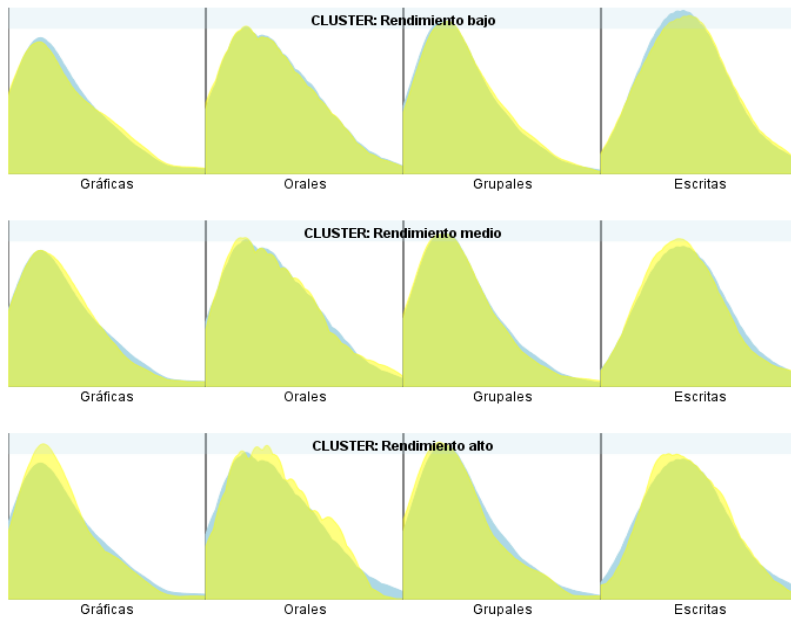


Figura 47 Distribución de las 4 dimensiones técnicas para facilitar el aprendizaje

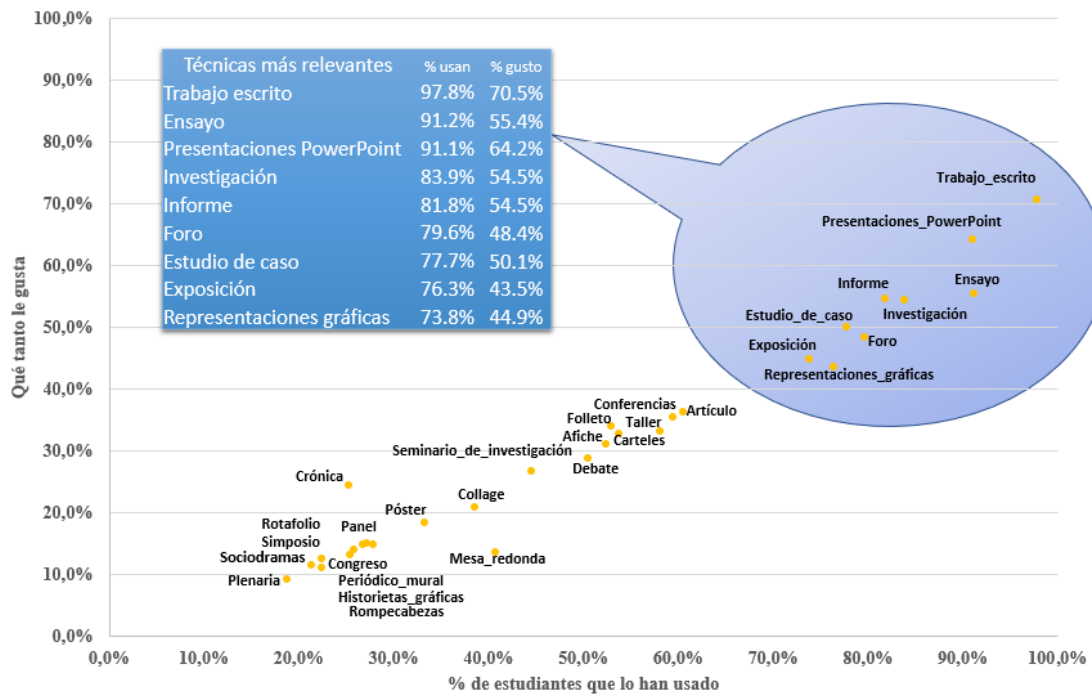


Figura 48 Técnicas utilizadas y nivel de agrado al utilizarla

### 5.3.4.18 Acompañamiento pedagógico

La escala de acompañamiento pedagógico es de diseño propio, conformada por una sola dimensión, construida a partir de las siguientes afirmaciones:

- Desde que inicié la carrera he recibido apoyo y asesoría académica con mis estudios,
- Los tutores se preocupan y me dan seguimiento a lo largo de todo el curso
- Los coordinadores de cátedra se preocupan por que esté bien informado durante el curso.
- Los coordinadores de programa me han orientado en las decisiones académicas cuando les he consultado.
- Los funcionarios administrativos de la universidad me brindan toda la información académica que necesito.
- Me siento académicamente acompañado por la Universidad al inicio de los cursos-
- En la plataforma de la Universidad está toda la información que necesito para sentirme adecuadamente orientado.
- Los recursos didácticos que tiene la universidad para los cursos son los adecuados para sentirse guiado con la materia y en aquellas asignaturas en las que hay plataforma virtual, existe un adecuado acompañamiento al estudiante.

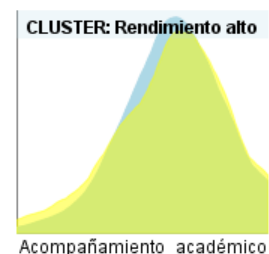
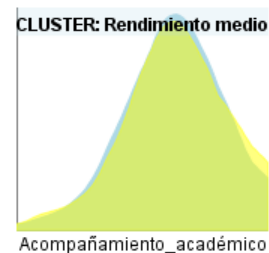
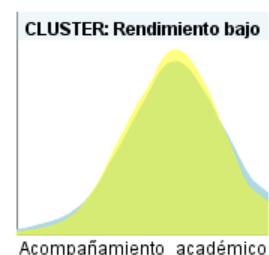


Figura 49 Distribución del grado de acompañamiento académico

Los resultados observados no evidencian diferencias significativas según el cluster de rendimiento académico, lo cual es de esperar dado que el acompañamiento académico está normalizado para toda la población de estudiantes de la misma manera (Figura 49).

### 5.3.4.19 Clima de clase

La escala de clima de clase ha sido tomada de Moos, Moos y Trickett (1987) ajustada para la realidad de la educación a distancia, considera tres dimensiones: implicación, afiliación y ayuda. Se observan diferencias significativas en las dos primeras dimensiones (Figura 50), en la denominada implicación, los estudiantes que tienden a tener puntajes altos presentan mejor rendimiento académico, estos alumnos tienden a poner mucho interés en lo que hacen en las

tutorías, están atentos a las clases y no están distraídos, toman parte en las discusiones o actividades de la tutoría, no se distraen haciendo garabatos o hablando de temas que no están relacionados con la clase.

Aquellos que presentan puntajes altos en la dimensión afiliación, corresponden a estudiantes que tienden a llegar a conocerse realmente bien con otros estudiantes, procuran tener amistad con otros similares, tienden a formar grupos de manera espontánea para realizar proyectos o tareas, colaboran con los trabajos durante las tutorías.

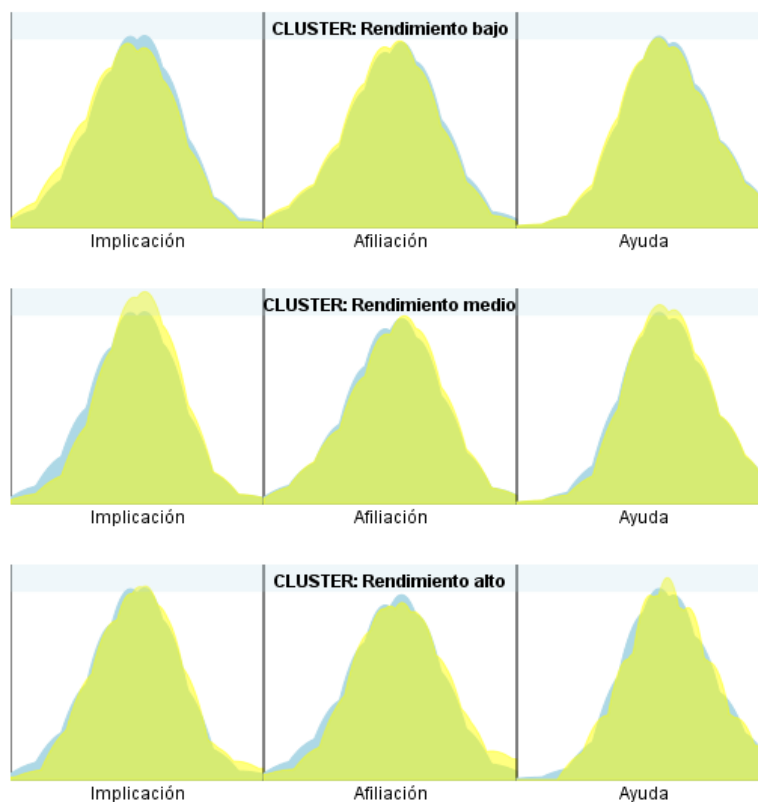


Figura 50 Distribución de las tres dimensiones de la escala de clima de clase

La dimensión que presenta la ayuda ofrecida por el tutor durante las tutorías no evidencia diferencias significativas, lo cual es adecuado que sea así, dado que tanto los estudiantes que tienen rendimiento académico bajo, medio o alto, expresan que el tutor muestra interés personal por los alumnos, el tutor parece más un amigo que una autoridad, de igual manera opinan que el tutor hace más de lo que debe para ayudar a los alumnos, incluso si los alumnos quieren que se hable sobre un tema el tutor buscará tiempo para hacerlo.

#### 5.3.4.20 Clima y funcionamiento del centro de estudio

La escala de clima y funcionamiento del centro de estudio se tomó de Oliva, Antolín, Pertegal y Ríos (2011) pero ajustada a la realidad institucional de la UNED, contiene seis dimensiones: relaciones entre iguales, seguridad, pertenencia, apoyo recibido, normas, valores, influencia percibida, recursos e instalaciones y actividades.

De ellas se derivan cuatro dimensiones mayores de primer orden, llamadas: clima, vínculos, normas y valores y empoderamiento. Al evaluar la dimensión clima de primer orden

se observa una diferencia significativa según cluster de rendimiento académico. Aquellos estudiantes que presentan un mayor puntaje en esta dimensión tienden a tener un mejor rendimiento académico (Figura 51).

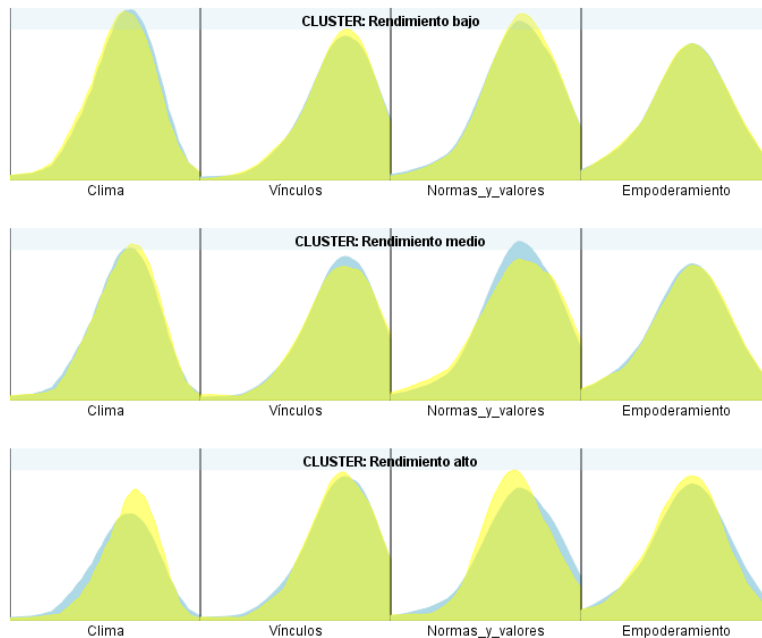


Figura 51 Distribución de las cuatro dimensiones de la escala clima del centro de estudios

Se caracterizan por una adecuada relación entre los alumnos que asisten al centro universitario, con un buen ambiente entre todos porque la mayoría de los estudiantes se llevan bien dentro del centro universitario, aunado a ello, sienten seguridad, dado que no se sienten amenazados por otros, ni existen problemas dado

que lo consideran un ambiente adecuado para el estudio.

#### 5.3.4.21 Otras variables para caracterizar a los estudiantes

Otras variables utilizadas para caracterizar a los estudiantes y que surgen dentro de las principales variables del metaanálisis y el análisis CUR son: Número de estudiantes en el grupo, satisfacción con la carrera y la universidad, escolaridad previa del estudiante, número de horas de estudio semanales, asistencia a clases, nivel de inglés, si trabaja el estudiante, índice de masa corporal, nivel socioeconómico, nota promedio previa (período anterior) en la universidad y nota media secundaria.

De todas estas variables, se observa diferencia significativa en el número de horas de estudio a la semana según los cluster de rendimiento académico. Los estudiantes que acumulan más horas a la semana en promedio tienden a tener un mayor nivel de rendimiento académico, así como el promedio de notas previas en la universidad (cuatrimestre anterior). Otra variable que presenta diferencias relevantes es el índice de masa corporal, los estudiantes clasificados

---

en el cluster alto de rendimiento presentan un menor índice de masa corporal que los estudiantes que pertenecen al cluster de rendimiento bajo o medio (Apéndice 5.2).

### **5.3.5 Factores asociados a los estudiantes para mejorar su rendimiento académico**

Conocer directamente del estudiante sus opiniones sobre los factores positivos o negativos que explican su rendimiento académico es importante, sobre todo, si se hace mediante una consulta abierta, donde cada uno puede exponer y presentar sus opiniones más internas. El propósito de estas preguntas es explorar de manera cualitativa esos aspectos que, aunque se pretendió ser exhaustivo en el diseño del instrumento y la consideración de las variables, siempre la expresión verbal escrita de los mismos estudiantes se considera oportuna y pertinente. Primeramente, se presentan los aspectos positivos (Tabla 27) para luego dar paso a los negativos (Tabla 28).

#### **5.3.5.1 Factores positivos**

Los principales aspectos asociados al estudiante que favorece el rendimiento académico señalados por ellos mismos, es el tiempo que le dedican a los estudios (número de horas de estudio a la semana 17.2%), mientras que la disciplina que tienen para estudiar ocupa el segundo lugar, pero con una diferencia significativa de los estudiantes con rendimiento alto respecto de los otros clusters de rendimiento medio y bajo. El sentido de superación ocupa la tercera posición con 9.6% de las respuestas, otros factores como el grado de responsabilidad, lo ordenado que es el estudiante, la perseverancia y el apoyo de la familia son otros aspectos que también fueron mencionados por más del 4.0% de los estudiantes, los detalles se pueden observar en el Apéndice 5.3.

#### **5.3.5.2 Factores negativos**

Los factores negativos que fueron señalados por los estudiantes que no favorecen el rendimiento académico son la falta de tiempo para estudiar (la gran mayoría trabaja), la falta de planificación, el cansancio, el desinterés y la desconcentración son los aspectos más relevantes sin diferenciarse por cluster de rendimiento académico (Apéndice 5.3).



Tabla 27 Estudiantes según factores personales que favorecen el rendimiento académico

Factores ASOCIADOS AL ESTUDIANTE que favorecen el rendimiento académico	CLUSTER							
	Rendimiento bajo		Rendimiento medio		Rendimiento alto		Total	
	n	%	n	%	n	%	n	%
Tiempo dedicado a los estudios	59	18,0%	34	15,7%	17	18,1%	110	17,2%
Disciplina que tiene para estudiar	31	9,5%	16	7,4%	18	19,1%	65	10,2%
Sentido de superación	27	8,2%	27	12,5%	7	7,4%	61	9,6%
Grado de responsabilidad	25	7,6%	17	7,9%	8	8,5%	50	7,8%
Es ordenado	20	6,1%	8	3,7%	6	6,4%	34	5,3%
La perseverancia	14	4,3%	12	5,6%	4	4,3%	30	4,7%
El apoyo de la familia	13	4,0%	9	4,2%	4	4,3%	26	4,1%
El compromiso que asume	11	3,4%	9	4,2%	2	2,1%	22	3,4%
Tiene capacidad analítica	9	2,7%	8	3,7%	5	5,3%	22	3,4%
Tiene motivación	8	2,4%	7	3,2%	4	4,3%	19	3,0%
El esfuerzo que pone	9	2,7%	2	,9%	6	6,4%	17	2,7%
Practica algún deporte	5	1,5%	9	4,2%	1	1,1%	15	2,4%
La concentración con la que estudia	9	2,7%	3	1,4%	2	2,1%	14	2,2%
La actitud que pone	4	1,2%	4	1,9%	3	3,2%	11	1,7%
Es positivo	6	1,8%	3	1,4%	1	1,1%	10	1,6%
La determinación con la que enfrenta los estudios	3	,9%	3	1,4%	1	1,1%	7	1,1%
Las buenas herramientas de comunicación que posee	2	,6%	1	,5%	0	0,0%	3	,5%
Asiste a las tutorías	1	,3%	0	0,0%	0	0,0%	1	,2%
No brinda opiniones	116	35,4%	75	34,7%	24	25,5%	215	33,7%
<b>Total</b>	<b>328</b>	<b>100,0%</b>	<b>216</b>	<b>100,0%</b>	<b>94</b>	<b>100,0%</b>	<b>638</b>	<b>100,0%</b>

Tabla 28 Estudiantes según factores personales que no favorecen el rendimiento académico

Factores ASOCIADOS AL ESTUDIANTE que no favorecen el rendimiento académico	CLUSTER							
	Rendimiento bajo		Rendimiento medio		Rendimiento alto		Total	
	n	%	n	%	n	%	n	%
Le falta tiempo para estudiar	83	25,3%	52	24,1%	22	23,4%	157	24,6%
Le falta planificación	36	11,0%	22	10,2%	12	12,8%	70	11,0%
El cansancio	26	7,9%	18	8,3%	10	10,6%	54	8,5%
El desinterés	23	7,0%	20	9,3%	5	5,3%	48	7,5%
Se desconcentra	23	7,0%	16	7,4%	9	9,6%	48	7,5%
El trabajo	23	7,0%	20	9,3%	4	4,3%	47	7,4%
La situación económica	22	6,7%	15	6,9%	6	6,4%	43	6,7%
La inseguridad	16	4,9%	13	6,0%	4	4,3%	33	5,2%
La vagancia	12	3,7%	14	6,5%	5	5,3%	31	4,9%
El estrés	12	3,7%	10	4,6%	6	6,4%	28	4,4%
La enfermedad	17	5,2%	7	3,2%	4	4,3%	28	4,4%
La desorganización	9	2,7%	7	3,2%	5	5,3%	21	3,3%
El ambiente de estudio no es el adecuado	9	2,7%	6	2,8%	5	5,3%	20	3,1%
Pesimismo	5	1,5%	7	3,2%	7	7,4%	19	3,0%
No hay apoyo familiar	9	2,7%	4	1,9%	3	3,2%	16	2,5%
Problemas personales	8	2,4%	3	1,4%	1	1,1%	12	1,9%
Falta de constancia	3	,9%	2	,9%	1	1,1%	6	,9%
No brinda opiniones	53	16,2%	34	15,7%	12	12,8%	99	15,5%
<b>Total</b>	<b>328</b>	<b>100,0%</b>	<b>216</b>	<b>100,0%</b>	<b>94</b>	<b>100,0%</b>	<b>638</b>	<b>100,0%</b>

## 5.3.6 Factores asociados a la institución para mejorar el rendimiento académico

### 5.3.6.1 Factores positivos

Los principales factores asociados a la institución que tienden a favorecer el rendimiento académico de los estudiantes de la ECA (Tabla 29) son la plataforma Web de la UNED, la herramienta de aprendizaje Moodle, la calidad del contenido de las unidades didácticas, las tutorías son señalados por más del 20.0% de los estudiantes. Existen otros factores como los tutores, la forma de evaluar, las videoconferencias, la accesibilidad de los horarios, el apoyo recibido también destaca como elementos importantes que apoyan el rendimiento de los estudiantes (Apéndice 5.3).

Tabla 29 Estudiantes según factores institucionales que favorecen el rendimiento académico

Factores ASOCIADOS A LA INSTITUCIÓN que favorecen el rendimiento académico	CLUSTER							
	Rendimiento bajo		Rendimiento medio		Rendimiento alto		Total	
	n	%	n	%	n	%	n	%
La plataforma de la Uned	67	21,1%	48	22,4%	20	22,0%	135	21,7%
Las herramientas de aprendizaje Moodle	71	22,4%	39	18,2%	23	25,3%	133	21,4%
La calidad del contenido las unidades didácticas	59	18,6%	52	24,3%	21	23,1%	132	21,2%
Las tutorías	69	21,8%	40	18,7%	21	23,1%	130	20,9%
Los tutores	31	9,8%	24	11,2%	11	12,1%	66	10,6%
La planificación del tiempo que hacen	23	7,3%	21	9,8%	9	9,9%	53	8,5%
La forma de evaluar	28	8,8%	19	8,9%	6	6,6%	53	8,5%
Las videoconferencias	20	6,3%	15	7,0%	7	7,7%	42	6,8%
La accesibilidad de los horarios	15	4,7%	15	7,0%	6	6,6%	36	5,8%
La ayuda en los foros	8	2,5%	6	2,8%	3	3,3%	17	2,7%
La biblioteca virtual	9	2,8%	2	,9%	4	4,4%	15	2,4%
Las orientaciones académicas	10	3,2%	5	2,3%	0	0,0%	15	2,4%
La rápida atención de las dudas	5	1,6%	5	2,3%	3	3,3%	13	2,1%
Las carreras acreditadas por el SINAES	4	1,3%	3	1,4%	5	5,5%	12	1,9%
La flexibilidad	4	1,3%	4	1,9%	2	2,2%	10	1,6%
Se aclaran dudas de la carrera	3	,9%	3	1,4%	2	2,2%	8	1,3%
El tiempo para realizar las tareas	4	1,3%	2	,9%	0	0,0%	6	1,0%
Las instalaciones	2	,6%	2	,9%	1	1,1%	5	,8%
La posibilidad de asistir a distintos CU	1	,3%	0	0,0%	1	1,1%	2	,3%
No brinda opiniones	30	9,5%	17	7,9%	4	4,4%	51	8,2%
<b>Total</b>	<b>317</b>	<b>100,0%</b>	<b>214</b>	<b>100,0%</b>	<b>91</b>	<b>100,0%</b>	<b>622</b>	<b>100,0%</b>

### 5.3.6.2 Factores negativos

Los principales factores asociados a la institución (Tabla 30) que no favorecen el rendimiento académico de los estudiantes son las pocas tutorías que se dan, también se expresa que la evaluación de los aprendizajes no concuerda con lo que aparece en el examen, es decir, existe una divergencia entre lo que se enseña y lo que se evalúa, o lo que existe en las unidades didácticas y lo que se evalúa. Un 10.7% expresa su insatisfacción con los tutores, señalando

que son de mala calidad, también que los funcionarios y tutores son poco o nada amables a la hora de atender a los estudiantes (Apéndice 5.3).

Tabla 30 Estudiantes según factores institucionales que no favorecen el rendimiento académico

Factores ASOCIADOS A LA INSTITUCIÓN que no favorecen el rendimiento académico	CLUSTER							
	Rendimiento bajo		Rendimiento medio		Rendimiento alto		Total	
	n	%	n	%	n	%	n	%
Pocas tutorías	55	16,8%	40	18,5%	13	13,8%	108	16,9%
La evaluación (las tutorías no concuerdan con lo que aparece en el examen)	46	14,0%	33	15,3%	16	17,0%	95	14,9%
La mala calidad de los tutores	35	10,7%	24	11,1%	9	9,6%	68	10,7%
Poco o nada amables a la hora de atender	29	8,8%	20	9,3%	6	6,4%	55	8,6%
Los horarios de las tutorías	26	7,9%	13	6,0%	6	6,4%	45	7,1%
Algunas tutorías solo las imparten en San Jose	27	8,2%	13	6,0%	4	4,3%	44	6,9%
Material obsoleto o con errores	11	3,4%	22	10,2%	8	8,5%	41	6,4%
Evaluación muy memorística	17	5,2%	7	3,2%	2	2,1%	26	4,1%
Mala condición de las instalaciones, así como carencia del equipo necesario (computadoras)	10	3,0%	11	5,1%	4	4,3%	25	3,9%
Recursos tecnológicos (no todos los estudiantes tienen acceso a la plataforma)	8	2,4%	12	5,6%	2	2,1%	22	3,4%
Falta de tiempo	14	4,3%	2	,9%	5	5,3%	21	3,3%
Mala atención del personal administrativo	8	2,4%	7	3,2%	2	2,1%	17	2,7%
Poco contacto entre los estudiantes y el personal docente	8	2,4%	3	1,4%	2	2,1%	13	2,0%
Información de las tareas no es clara y se deben entregar en un corto plazo	5	1,5%	2	,9%	3	3,2%	10	1,6%
Otras	13	4,0%	9	4,2%	8	8,5%	30	4,7%
Sin respuesta	61	18,6%	40	18,5%	23	24,5%	124	19,4%
<b>Total</b>	<b>328</b>	<b>100,0%</b>	<b>216</b>	<b>100,0%</b>	<b>94</b>	<b>100,0%</b>	<b>638</b>	<b>100,0%</b>

---

**CAPITULO VI**  
**CONTRIBUCIONES DE ESTA**  
**INVESTIGACIÓN**

---

## VI. CONTRIBUCIONES DE ESTA INVESTIGACIÓN

Esta investigación ha contribuido de manera significativa al conocimiento del rendimiento académico, particularmente con:

1. Una revisión sistemática y profunda realizada del estado del arte sobre las variables que explican el rendimiento académico.
2. Un análisis bibliométrico para agrupar las variables según la coocurrencia de uso
3. Un metaanálisis de las 19 variables más relevantes producto de la revisión sistemática
4. Un diseño de un cuestionario exhaustivo que incluye más de 1000 ítems que permite analizar 200 variables y dimensiones para explicar el rendimiento académico y para cada una de esas dimensiones los estadísticos de fiabilidad de las respectivas escalas
5. Una propuesta de indicador para medir el rendimiento académico.
6. Una caracterización psico-académica de la población de estudiantes de la Escuela de Ciencias de la Administración (ECA), Uned, Costa Rica con las variables más relevantes para conocer sus perfiles académicos.
7. Respecto de la técnica de la Descomposición CUR también se realizó una revisión sistemática y profunda del estado del arte esta técnica.

Adicionalmente, en este capítulo se evidencia con más amplitud tres aportes adicionales considerados medulares y que concretan el aporte científico. Estos aportes son:

8. Análisis psicométrico de la escala de autoeficacia general versión alemana GSE
9. Desarrollo del software Dinamic CUR
10. Modelo estadístico para la proyección del rendimiento académico
11. Desarrollo de una aplicación para móvil para la predicción del rendimiento académico de uso abierto y disponible de manera inmediata para los estudiantes, disponible en Play Store e iPhone con el nombre “Academic Score”.

## 6.1 Análisis psicométrico de la escala de autoeficacia general versión alemana GSE

El análisis psicométrico de una escala es fundamental para valorar la fiabilidad y validez de un instrumento de medición. En el caso de las escalas o tests psicométricos, que normalmente son contruidos a partir de varios ítems, es determinante conocer si los ítems que constituyen una dimensión o un factor latente están correlacionados como para confirmar que la escala es buena o tiene fiabilidad.

Como se mencionó en la sección 3.2.6 de esta investigación, se calcularon diferentes medidas de fiabilidad a todas las escalas utilizadas, los indicadores son el Alpha de Cronbach, la Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo, la prueba de esfericidad de Bartlett (Aprox. Chi-cuadrado, gl, Sig.), el porcentaje de variancia explicado, también se calcularon los coeficientes Alpha Ordinal, Coeficiente Omega de McDonald, Coeficiente Greatest Lowe Bound (GLB) y Coeficiente GLB Algebraic para los casos en que el nivel de medición fuese ordinal y se tuviera ante una matriz tetracórica.

Es conveniente realizar un análisis más exhaustivo sobre los atributos psicométricos de las escalas, como ejemplo de este análisis se utiliza la escala de autoeficacia percibida GSE. Esta escala, ha sido diseñada con 10 ítems por los autores Scholz et al. (2002), ellos, señalan que es unidimensional y universal, es decir, que sus ítems conforman una dimensión de autoeficacia y que se puede utilizar de la misma forma en todos los países de manera generalizada. Los resultados de este análisis están publicados en la revista *Psicothema* (Figura 52), ubicada en el Cuartil 2 de Journal Citation Report (JCR) con el siguiente nombre “Siete métodos para evaluar la dimensionalidad de los test: aplicación a la General Self-Efficacy Scale en veintiséis países” (Villegas et al., 2018).



### Seven methods to determine the dimensionality of tests: application to the General Self-Efficacy Scale in twenty-six countries

Greibin Villegas Barahona<sup>1,2</sup>, Nerea González García<sup>1</sup>, Ana Belén Sánchez-García<sup>1</sup>, Mercedes Sánchez Barba<sup>1</sup>, and María Purificación Galindo-Villardón<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Universidad de Salamanca and <sup>2</sup> Universidad Estatal a Distancia Costa Rica

Abstract

Resumen

Figura 52 Portada del artículo publicado en la Revista *Psicothema*

---

### 6.1.1 Naturaleza multifactorial del constructo de autoeficacia

Uno de los conceptos más importantes dentro de la Teoría Social Cognitiva enmarcado por Bandura es la autoeficacia percibida. Bandura (1977, 1978, 1982, 1986) establece una relación causal entre la autoeficacia percibida de cada persona y el esfuerzo que experimenta para enfrentar los desafíos y metas que regulan sus diferentes procesos (p. Ej., Cognitivo, afectivo, motivacional y de acción).

Comenzando con la teoría de Bandura (2012), el concepto de autoeficacia percibida de naturaleza multifactorial se describe en relación con un único dominio o tarea específica, que debe evaluarse en términos de capacidad por referencia a ese dominio. Por esta razón, los artículos deben formularse en esos términos. Carrasco & Del Barrio (2002) confirmaron en su investigación e insisten en que la construcción de la autoeficacia está vinculada a áreas exactas y específicas, frente a la consideración de un único rasgo global.

Bandura (2012) señala el uso indebido que se ha hecho de la conceptualización teórica y la forma en que se mide la autoeficacia y establece que los dominios de la actividad compleja deben evaluarse de forma multidimensional, en particular los diferentes tipos de autoeficacia. Bandura señala que es un error caracterizar la autoeficacia en un campo estrecho, utilizando medidas de autoeficacia de naturaleza generalizada y sin contenido contextualizado.

Sin embargo, otros autores como Scholz et al. (2002) y Schwarzer & Jerusalem (1995) han proyectado el concepto de autoeficacia con una orientación general. Esto es posiblemente aplicable a las diferentes creencias del individuo con respecto a sus expectativas de confianza para enfrentar diversas situaciones que podrían generar estrés. En consecuencia, esta orientación se refleja en la Escala general de autoeficacia (GSE).

La versión alemana del constructo de autoeficacia se ha universalizado como un constructo latente unidimensional (Scholz et al., 2002). Sin embargo, cuando la varianza explicada por el modelo unidimensional es cercana al 43%, es probable que otros factores estén ocultos en el 57% restante de la varianza no explicada. Esta varianza no explicada puede contener información específica relevante no capturada en la estructura latente compartida; que no visualiza el funcionamiento diferencial del elemento (DIF) entre países, lo que causa una falta de invarianza.

---

El objetivo principal del análisis de la escala GSE es evaluar la dimensionalidad del constructo de autoeficacia general versión alemana y como segundo objetivo fue evaluar el funcionamiento diferencial el ítem entre países para evaluar la universalidad de este constructo. Para lograr estos objetivos, se realizaron análisis estadísticos multivariantes con las técnicas de Análisis de factores (AF), Análisis de componentes principales (ACP), Análisis de componentes principales Sparse (Sparse ACP), Statis dual, Teoría de la respuesta al ítem (TRI), Funcionamiento diferencial del Item (FDI) y Análisis factorial confirmatorio multigrupo para evaluar las diferencias por país. Las primeras tres técnicas evalúan la existencia de factores comunes, la cuarta construye una matriz consenso de las matrices de variancia y covariancia de los 26 países representando similaridad y diferencias entre ellos.

### **6.1.2 Participantes**

La base de datos utilizada se compone de la acumulación de diferentes estudios llevados a cabo en estudiantes, adultos, candidatos a oficiales de policía, inmigrantes, soldados de la fuerza aérea y las fuerzas armadas, padres, educadores, maestros y enfermeras, entre otros. Las características de estas poblaciones se encuentran en Scholz et al. (2002) que explican la heterogeneidad de la muestra en actividad y edad. La base de datos está disponible en: <http://userpage.fu-berlin.de/~health/selfscal.htm>. Incluye N = 19,896 registros de 26 países. En el caso de Suiza, hay 177 personas que no tienen respuestas en todos sus ítems, por lo tanto, la muestra final es de N = 19,719. En la base de datos, hay 165 casos con valores perdidos que recibieron una imputación. Por el momento, se han agregado participantes suecos, búlgaros, armenios, urdu (pakistaníes), eslovenos, serbios y brasileños a esta investigación, pero en el análisis estadístico realizado, no se tendrán en cuenta, ya que dichos datos no estaban aún disponibles.

### **6.1.3 Instrumento**

La escala de GSE de Matthias Jerusalem y Ralf Schwarzer (1995) consta de 10 elementos (Tabla 31), evaluados con una escala de Likert de cuatro puntos, de acuerdo con la siguiente categorización: 1 "No del todo cierto", 2 "Casi cierto", 3 "Moderadamente cierto" Y 4 "Exactamente cierto". Este instrumento fue traducido a 28 idiomas (Schwarzer, R. & Jerusalem, 1995; Scholz et al., 2002) por hablantes nativos bilingües; posteriormente, se aplicó el "modelo de consenso grupal" con varios traductores bilingües. El procedimiento incluía traducciones retrospectivas y discusiones grupales: "Dado que el objetivo era lograr



adaptaciones del constructo que no fuese sensible a la cultura, en lugar de meras traducciones literales, la traducción buscaba una comprensión profunda del constructo de autoeficacia general" (Scholz et al., 2002). Uno de los aspectos que favorecen esta escala es que sus ítems han sido diseñados en una dirección positiva, lo que reduce la probabilidad de sesgo de respuesta según Suárez-Alvarez et al. (2018).

Tabla 31 Escala autoeficacia General Versión Alemana

Ítem	Afirmación en inglés	Afirmación en español
Item1	I can always manage to solve difficult problems if I try hard enough.	Puedo resolver la mayoría de los problemas si me esfuerzo lo necesario.
Item2	If someone opposes me, I can find means and ways to get what I want.	Puedo encontrar la manera de obtener lo que quiero, aunque alguien se me oponga.
Item3	It is easy for me to stick to my aims and accomplish my goals.	Me es fácil persistir en lo que me he propuesto hasta llegar a alcanzar mis metas.
Item4	I am confident that I could deal efficiently with unexpected events.	Tengo confianza en que podría manejar eficazmente acontecimientos inesperados.
Item5	Thanks to my resourcefulness, I know how to handle unforeseen situations.	Gracias a mis cualidades y recursos puedo superar situaciones imprevistas.
Item6	I can solve most problems if I invest the necessary effort.	Puedo resolver problemas difíciles si me esfuerzo lo suficiente.
Item7	I can remain calm when facing difficulties because I can rely on my coping abilities.	Cuando me encuentro en dificultades puedo permanecer tranquilo/a porque cuento con las habilidades necesarias para manejar situaciones difíciles.
Item8	When I am confronted with a problem, I can usually find several solutions.	Al tener que hacer frente a un problema, generalmente se me ocurren varias alternativas de cómo resolverlo.
Item9	If I am in trouble, I can usually think of something to do.	Si me encuentro en una situación difícil, generalmente se me ocurre qué debo hacer.
Item10	No matter what comes my way, I'm usually able to handle it.	Venga lo que venga, por lo general soy capaz de manejarlo.

Dado que esta escala se utiliza para el cálculo de la variable latente y se responde de forma autoadministrada, en principio este hecho podría afectar la validez de los hallazgos descubiertos; una situación que enfrentan Scholz et al. (2002). Con el fin de obtener evidencia sobre la validez de la estructura interna de los instrumentos, se sugiere revisar Sireci & Padilla (2014) y Los Estándares para Pruebas Educativas y Psicológicas Desarrollados conjuntamente por la Asociación Estadounidense de Investigación Educativa (AERA), American Psychological Association (APA) y el Consejo Nacional de Medición en la Educación (NCME).

#### 6.1.4 Procedimiento

Se llevó a cabo un análisis con la misma base de datos usada por sus autores, todos los aspectos éticos de su investigación en lo que respecta a la recopilación de datos y otros detalles se pueden ver en Scholz et al. (2002). Por otro lado, según lo indicado por Lorenzo-Seva y Ferrando (2011) se aconseja la correlación policórica cuando las distribuciones univariadas de elementos ordinales son asimétricas o con un exceso de curtosis. Si ambos índices son inferiores

---

a uno en valor absoluto, se recomienda la correlación de Pearson "(p.12). En este caso, el 91.0% de los indicadores asimétricos y curtosis son menores que uno en valor absoluto. Utilizamos la estimación de máxima verosimilitud (ML) en FA y PCA. En este análisis, utilizamos el método de detección DIF basado en la Teoría de Respuesta de Ítem (TRI) bajo el Modelo de Respuesta Gradual (MRG) de [Samejima \(1969\)](#). Para este fin, utilizamos el programa MULTILOG y la estimación de parámetros con la máxima verosimilitud marginal ([version 7.03; Thissen, 2003](#)).

### **6.1.5 Análisis de datos**

Para evaluar la escala de autoeficacia general diseñada en 1981 por Mathias Jerusalem y Ralf Schwarzer con 10 ítems y adaptada a 28 idiomas se utilizaron siete técnicas estadísticas ( [Figura 53](#)). El análisis de factores (FA) (Spearman, 1904) es una de las técnicas estadísticas multivariantes más usada para estudiar factores latentes que subyacen a la relación entre las variables. El análisis de componentes principales (PCA) con análisis de factores han sido propuestas como técnicas para la reducción de la dimensionalidad, aquí se usaron las mismas que los autores Scholz et al. ([2002](#)) utilizaron en la construcción de la escala de autoeficacia general.

El Sparse PCA busca una solución factorial útil, simple e interpretable. Esta es la razón por la cual se ha desarrollado una línea metodológica asociada con PCA a partir de los métodos de rotación ([Jolliffe, 2002](#)), que evoluciona a técnicas de selección de variables tales como Análisis de componentes principales Sparse ([Ning-min & Jing, 2015](#)). Entre los algoritmos existentes, se utiliza la formulación propuesta por Zou, Hastie y Tibshirani ([2006](#)) disponible en software libre R ([Version 1.1; Hastie, 2015](#)).

El Stasis Dual es una extensión del análisis de componentes principales propuesto para analizar más de una matriz de datos simultáneamente ([Abdi, Williams, Valentin, & Bennani, 2012](#)). Con esta técnica, es posible comparar las matrices de varianza y covarianza de cada país con la matriz de consenso obtenida para toda la base de datos con la ponderación de todas ellas y así determinar la existencia de similitudes y diferencias en la escala de autoeficacia general en los diferentes países.

TÉCNICA	OBJETIVO	COMO LO REALIZA	REFERENCIAS
<b>Análisis Factorial (FA)</b>	Reducir la dimensión de los datos, reescribiéndolos en un nuevo conjunto de variables latentes	Obtiene factores comunes, que tratan de explicar la variabilidad común entre las variables y un grupo de factores únicos, que expliquen la variabilidad individual de cada una de ellas.	(Spearman 1904)
<b>Análisis de componentes principales (PCA)</b>	Reducir la dimensión, mismos criterios utilizados por los autores (Scholz et al., 2002)	El PCA no trata de encontrar factores comunes y específicos de las variables, sino simplemente calcular los nuevos factores como una combinación lineal de todas las variables	(Jolliffe 2002)
<b>Análisis de Componentes principales Sparse (Sparse PCA)</b>	Reducir la dimensionalidad y selección automática de variables. Fuerza a que cada PC sea combinación de solo algunas variables originales	Se reformula el PCA clásico como un problema de optimización del tipo regresión con la penalización Elastic net.	(Ning-min & Jing 2015; Zou, Hastie & Tibshirani 2004)
<b>Statis Dual</b>	Analizar más de una matriz de datos de manera simultánea, es una extensión del PCA	Se obtiene un subespacio denominado consenso para todas las matrices involucradas, y así identificar las relaciones latentes existentes entre los distintos países.	(Lavit 1988; Abdi, Williams, Valentin, & Bennani 2012)
<b>La Teoría de respuesta al ítem (TRI)</b>	Analizar el comportamiento de la escala GSE a un nivel de cada ítem y a nivel agregado de toda la escala	Analiza la información de la escala y de cada ítem, para reemplazar la fiabilidad de la Teoría Clásica de los Test.	(Hambleton 1996)
<b>Funcionamiento diferencial del ítem (DIF)</b>	Comparar las respuestas de sujetos de distintos grupos a un ítem. Se detecta si un ítem funciona igual o diferente para un grupo que para otro	Calcula el funcionamiento diferencial comparando la curva de información característica (CCI) para los países en un mismo nivel o magnitud de la variable latente medida.	(Ackerman 1992; Goldstein 1980; Samejima 1969; Thissen 1991; Lord 1980; Mellenbergh 1989; Rajú 1999)
<b>Multi-group group confirmatory factor analysis (MGCFCA)</b>	Realizar un análisis multigrupo para examinar la invarianza factorial de la escala en los 26 países simultáneamente.	Evalúa el ajuste del modelo considerando la invarianza configural, la invarianza métrica a nivel de constructo, la invarianza métrica a nivel de ítem, la invarianza de varianza residual y invarianza de intercepción.	(Brown et al., 2015; Byrne, 2010; Hu & Bentler, 1999; Cheung & Rensvold, 2002)

Figura 53 Técnicas estadísticas utilizadas para el análisis psicométrico

---

La técnica de análisis TRI analiza el comportamiento de la escala de GSE en el nivel de cada elemento y en el nivel combinado de la escala completa (Hambleton, 1996; Montero, 2000). Mientras que el análisis de funcionamiento diferencial del ítem (DIF) detecta si un elemento funciona de manera similar o diferente para un país que para otro y si el instrumento como un todo es el que muestra diferentes propiedades estadísticas en cada grupo (Ackerman, 1992; Goldstein, 1980; Gomez-Benito, Balluerka, Gonzalez, Widaman, & Padilla, 2017; Lord, 1980; Mellenbergh, 1989; Samejima, 1969; Thissen, 1991; Rajú, 1999).

Se utilizó el criterio de funcionamiento diferencial no compensatorio del elemento (NCDIF), que es un estadístico a nivel de ítem que refleja las diferencias en los puntajes en pares de países. Existen valores críticos según el número de respuestas categóricas para la importancia del NCDIF para un ítem; en este caso particular, el valor crítico es 0.054 para un  $\alpha = 0.01$  (Rajú, 1999).

Por otro lado, la técnica multivariante análisis factorial confirmatorio multi grupo (MGCFA) determina si los ítems de un instrumento tienen patrones similares de respuesta en todos los países observados. Si se encuentra igualdad estadística en los resultados entonces es posible comparar los puntajes y decir entonces que la muestra proviene de la misma población (Brown et al., 2015), confirmando así la universalidad del instrumento. Con esta técnica se evalúa el modelo considerando la estructura de promedios y covariancias, mientras que con las otras solamente se compara la matriz de covariancias.

Para evaluar el ajuste del modelo, se utilizan diferentes indicadores recomendados en la literatura (Byrne, 2001; Cheung & Rensvold, 2002; Hu & Bentler, 1999). Para un modelo acceptable, los indicadores podrían ser  $\chi^2/gl < 3.8$ , *RMSEA* (Root Mean Square Error of Approximation)  $< 0.08$ , *SRMR* (Standardized Root Mean Square)  $\approx 0.06$  y *CFI* (Comparative Fit Index)  $> 0.9$ . De la misma manera, para que el modelo sea bueno, estos valores deben ser  $\chi^2/gl < 3.0$ , *RMSEA*  $< 0.05$ , *SRMR*  $< 0.06$  y *CFI*  $> 0.95$ .

---

### 6.1.6 Resultados

Para describir la posible unidimensionalidad de cada país, se aplicó un análisis factorial para determinar el número de componentes que se deben retener y la varianza explicada cuando se considera el factor como unidimensional. Primero, se realizaron la prueba de esfericidad de Bartlett (todas significativas) y la Medida de suficiencia de muestreo (KMO) de Kaiser-Meyer-Olkin para la muestra completa y para cada país, los resultados señalan valores óptimos para suponer que es posible encontrar una estructura latente en la matriz de datos (Tabla 32 y Tabla 35).

La Tabla 32 muestra el análisis realizado en los países, 13 de ellos lograron obtener un solo componente principal con una varianza promedio explicada de 45.0%. Este primer resultado muestra que la mitad de los países tiene más de un componente principal. Al extraer los componentes en la muestra completa ( $n = 19,719$ ) se obtiene un factor único con 43.7% dejando 56.3% sin explicación.

Al comparar los resultados del FA, el PCA y el SPCA (Tabla 33), se muestra claramente que el ítem 1 "Puedo resolver la mayoría de los problemas si me esfuerzo lo necesario" y el ítem 6 "Puedo resolver problemas difíciles si me esfuerzo lo suficiente" forman un segundo factor y ese ítem 2 "Puedo encontrar la manera de obtener lo que quiero, aunque alguien se me oponga" es un factor único en sí mismo. Al establecer una construcción unidimensional, la información sobre esos elementos se pierde, ya que la primera dimensión latente no recopila la información respectiva de ellos, como se encuentra en las dimensiones posteriores. Se sabe que las construcciones latentes deberían construirse con al menos dos elementos; sin embargo, en este caso, la idea es verificar si el ítem 2 tiene características especiales que lo hacen un componente en sí mismo.

En el caso de la extracción de tres componentes, en el primer componente se observa que los ítems están muy cargados: ítem 4 "Tengo confianza en que podría manejar eficazmente acontecimientos inesperados."; 5: "Gracias a mis cualidades y recursos puedo superar situaciones imprevistas"; 7: "Cuando me encuentro en dificultades puedo permanecer tranquilo/a porque cuento con las habilidades necesarias para manejar situaciones difíciles. "; 8: "Al tener que hacer frente a un problema, generalmente se me ocurren varias alternativas de cómo resolverlo"; 9: "Si me encuentro en una situación difícil, generalmente se me ocurre qué debo hacer" y los de menor carga en este componente son los ítems 3 "Me es fácil persistir en

lo que me he propuesto hasta llegar a alcanzar mis metas” y 10: " Venga lo que venga, por lo general soy capaz de manejarlo".

Tabla 32 Muestra y variancia explicada con PCA por país, 2017

N.	Countries	n	% of n	PCA <sup>a</sup>	Variancia explicada por PCA			% Variancia explicada
					CP 1	CP 2	CP 3	
1	Indonesia	536	2.7%	1	36.0%			36.0%
2	Alemania	7100	36.0%	1	37.4%			37.4%
3	Costa Rica	943	4.8%	1	39.1%			39.1%
4	Iran	802	4.1%	1	41.5%			41.5%
5	Rusia	495	2.5%	1	42.8%			42.8%
6	Polonia	690	3.5%	1	43.3%			43.3%
7	USA	1594	8.1%	1	46.5%			46.5%
8	Korea	147	0.7%	1	47.7%			47.7%
9	Dinamarca	153	0.8%	1	47.8%			47.8%
10	Canadá	367	1.9%	1	48.4%			48.4%
11	Hungría	158	0.8%	1	48.9%			48.9%
12	Gran Bretaña	447	2.3%	1	49.5%			49.5%
13	Japón	430	2.2%	1	56.1%			56.1%
14	Portugal	544	2.8%	2	24.1%	19.3%		43.4%
15	Perú	994	5.0%	2	28.5%	17.8%		46.3%
16	Suiza	599	3.0%	2	25.7%	21.1%		46.8%
17	Italia	144	0.7%	2	25.0%	22.0%		47.0%
18	Siria	264	1.3%	2	25.0%	23.2%		48.2%
19	Holanda	911	4.6%	2	33.0%	20.4%		53.3%
20	España	399	2.0%	2	36.4%	17.5%		53.9%
21	Hong Kong	1067	5.4%	2	34.7%	19.2%		54.0%
22	Finlandia	159	0.8%	2	28.5%	26.5%		55.0%
23	Bélgica	175	0.9%	2	39.9%	16.6%		56.5%
24	India	398	2.0%	3	21.4%	16.5%	14.4%	52.3%
25	Grecia	100	0.5%	3	21.3%	20.4%	17.9%	59.6%
26	Francia	103	0.5%	3	26.3%	20.5%	17.6%	64.4%
General		19719	100.0%	1	43.7%			43.7%

<sup>a</sup> Número de PCA extraídos con análisis de componentes Principales

Se puede ver que los ítems 1, 2 y 3 son aquellos que presentan características diferentes. Un análisis especial con Sparse PCA, una técnica que asigna cargas de factor muy pequeñas, cercanas o iguales a cero, para extraer realmente el elemento que corresponde a cada componente. Por esta razón, en el caso del ítem 2 en la modalidad de tres componentes, el Componente 2 está completamente cargado, dejando las cargas factoriales a los otros componentes iguales a cero. Esto confirma que las bajas cargas de los ítems 1, 2 y 3 en el Componente 1 se deben a que el ítem 1 y el ítem 2 se cargan fuertemente en un segundo y tercer componente. SPCA mejora la interpretación de los resultados, en detrimento del porcentaje de variabilidad explicada (Zou et al., 2006). Esto permite aclarar la ubicación de los elementos que pertenecen a un factor determinado.

Tabla 33 Cargas factoriales con diferentes técnicas estadísticas, 2017

Ítem	FA <sup>1/</sup>			PCA <sup>1/</sup>			SPARSE PCA <sup>2/</sup>			SPARSE PCA <sup>3/</sup>		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
Self1	0.18	0.30	0.45	0.12	0.88	0.27	0.00	-0.88	0.00	0.00	-0.90	0.00
Self2	0.19	0.56	0.14	0.18	0.13	0.89	0.00	0.00	0.99	0.00	-0.11	0.92
Self3	0.41	0.35	0.22	0.56	0.06	0.37	-0.32	0.00	0.00	-0.28	0.00	0.17
Self4	0.64	0.22	0.25	0.76	0.12	0.09	-0.43	0.03	0.00	-0.43	0.09	0.00
Self5	0.63	0.26	0.26	0.74	0.15	0.15	-0.42	0.00	0.00	-0.42	0.06	0.00
Self6	0.35	0.12	0.57	0.51	0.61	-0.10	-0.16	-0.47	-0.05	-0.26	-0.40	-0.28
Self7	0.50	0.28	0.33	0.70	0.19	0.12	-0.40	0.00	0.00	-0.39	0.00	0.00
Self8	0.38	0.44	0.28	0.54	0.17	0.42	-0.32	0.00	0.10	-0.29	0.00	0.21
Self9	0.44	0.31	0.36	0.62	0.30	0.16	-0.37	0.00	0.00	-0.37	0.00	0.00
Self10	0.43	0.37	0.31	0.59	0.23	0.28	-0.36	0.00	0.00	-0.35	0.00	0.00
% Variancia explicada	19.59	11.42	11.37	32.57	14.00	13.42	37.70	8.60	8.30	38.20	8.60	8.60
% Variancia acumulada	42.38			59.99			54.60			55.40		

1/ Con rotación Varimax

2/ `spca(x=cgse, K=3, para = c(8,3,3, type = "Gram", sparse = "vamum", trace = TRUE)`

3/ `spca(x=cgse, K=3, para = c(8,5,5, type = "Gram", sparse = "vamum", trace = TRUE)`

En cuanto al análisis Statis Dual, se utiliza el primer vector característico de cada una de las matrices y se forma un único vector que está representado por el primer eje de la matriz compromiso. En este caso, ese primer eje representa el 96.6% de la información de todos los primeros vectores característicos de cada una de las matrices independientes. La Tabla 34 y Figura 54 muestran que existen diferencias en las matrices de varianza y covarianza de los 26 países, lo que implica diferencias significativas en la contribución en el momento de su construcción. Por otro lado, en países como Japón e India, a medida que se alejan del eje de abscisas, disminuye la similitud con ese compromiso, que consiste en una matriz ponderada. Como se puede ver en la Figura 54, los países que están más cerca del eje de abscisas tienden a ser similares al promedio de las matrices.

Además, el valor Hilbert-Schmidt (NS Norms<sup>2</sup>) confirma la información establecida anteriormente, ya que, cuanto mayor sea ese valor, ese país contribuye de una mejor manera a la construcción del compromiso. Por otro lado, las diferencias encontradas en los cosenos al cuadrado de los ángulos explican las diferencias encontradas entre países; ya que, en un ángulo inferior con el eje de las abscisas, la matriz de varianzas y covarianzas de un país en particular tiende a ser similar a la matriz de compromiso.

Si la escala de GSE ofreciera los mismos resultados entre los países, todos los vectores que representan las matrices de varianza y covarianza deberían tener un ángulo cercano a cero con la tendencia a hacer paralelo al eje de las abscisas.

Tabla 34 Ponderaciones, Norma NS<sup>2</sup> y Cos<sup>2</sup> entre países y la matriz compromiso, 2017

Países	Ponderación <sup>1/</sup>	(NS Norma <sup>2</sup> ) <sup>2/</sup>	(Cos <sup>2</sup> ) <sup>3/</sup>
Japón	* 0.24	* 0.34	* 0.95
Gran Bretaña	* 0.22	* 0.28	* 0.92
Canadá	* 0.22	* 0.27	* 0.91
USA	* 0.21	* 0.25	* 0.91
Hungría	* 0.22	* 0.27	* 0.89
Polonia	* 0.20	0.23	* 0.89
Finlandia	* 0.20	0.24	* 0.88
Dinamarca	* 0.21	* 0.26	* 0.88
Holanda	0.20	0.23	* 0.88
Corea	* 0.21	* 0.26	* 0.88
Hong Kong	0.20	0.23	* 0.88
Bélgica	0.20	* 0.24	* 0.87
España	0.20	0.23	* 0.87
Irán	0.20	0.21	0.86
Francia	0.19	0.22	0.84
Rusia	0.20	0.22	0.84
Costa Rica	* 0.19	* 0.20	* 0.82
Alemania	* 0.19	* 0.18	* 0.82
Suiza	* 0.18	* 0.18	* 0.81
Italia	* 0.18	* 0.18	* 0.81
Indonesia	* 0.18	* 0.18	* 0.80
Perú	* 0.18	* 0.18	* 0.80
Grecia	* 0.17	* 0.18	* 0.79
Siria	* 0.17	* 0.18	* 0.76
Portugal	* 0.18	* 0.16	* 0.75
India	* 0.16	* 0.15	* 0.70
M	0.20	0.22	0.85
SD	0.02	0.04	0.06
Min	0.16	0.15	0.70
Max	0.24	0.34	0.95
95% CILL	0.19	0.205	0.82
UL	0.20	0.238	0.88
Kolmogorov Test	p =.200	p =.200	p =.200

1/ "Ponderación" indica la ponderación que tiene cada matriz en la construcción de la matriz compromiso, valores mayores indican mayor contribución

2/ "NS norma2" es la norma al cuadrado. Cuanto mayor sea el valor, mayor será el primer componente (es decir, tendrá más información) y podrá contribuir mejor a la construcción del compromiso.

3/ "Cos<sup>2</sup>" es el coseno al cuadrado del ángulo, lo cual indica la calidad de representación soportada por cada matriz en el compromiso.

\* Países que están fuera del intervalo

Un análisis de cada uno de los ítems determina que los ítems 1, 2 y 3 son los que tienen menos correlación con el vector único (factor unidimensional) construido a partir de la muestra completa sin diferenciar por país (Figura 55). Como resultado, se tiene evidencia clara de que estos ítems tienen características que difieren de los demás y que, de hecho, son los ítems que tienen menos carga factorial cuando se obtiene un solo factor a través de la PCA.



Por otro lado, la invarianza de medición se evalúa de acuerdo con los criterios de Brown (2012) y Cheung & Rensvold (2002) reaccionando a un enfoque progresivo por partes, primero ajustando el modelo en los 26 países sin ninguna restricción (invarianza de configuración) y analizando la invarianza en cargas factoriales (invarianza métrica), en tercer lugar, un análisis de la invarianza en las cargas factoriales e intercepto (invarianza escalar) y, finalmente, la invarianza en las cargas factoriales, intercepto y varianzas del error (invarianza residual).

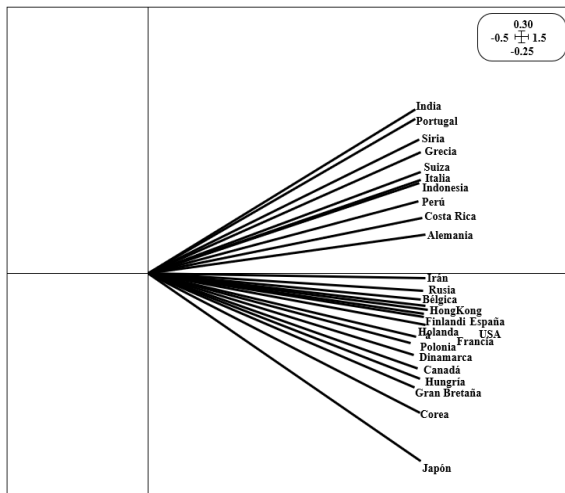


Figura 54 Representación del compromiso y los países con Statis Dual, 2017

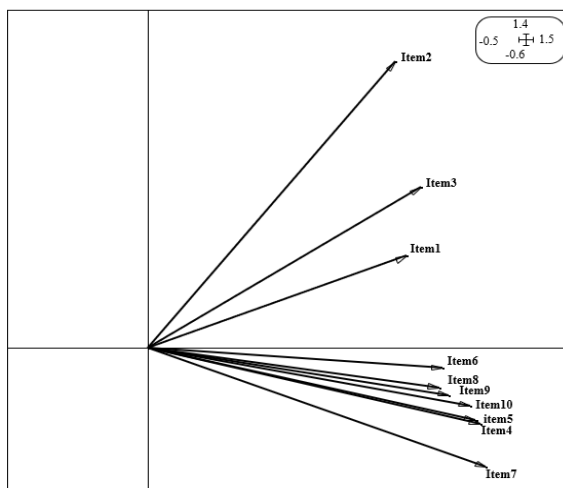


Figura 55 Representación del compromiso y los ítems con Statis Dual

En cada modelo, las restricciones establecidas se agregaron a los parámetros del modelo anterior. Para evaluar la invarianza, se tuvo en cuenta el cambio en Chi-cuadrado ( $\Delta\chi^2$ ), con la suposición de que el modelo es invariante si el cambio no es significativo. También se consideró que el cambio en el coeficiente CFI ( $\Delta CFI$ ) no excede de .01 ya que el  $\chi^2$  es muy sensible al tamaño de la muestra y la no normalidad.

Se analizó una estructura factorial unidimensional en la muestra total (CFI = 0.972, AIC = 416906.733, BIC = 417143.413, RMSEA = 0.048, IC del 90%  $0.046 \leq RMSEA \leq 0.05$ , SRMR = 0.023) y en cada uno de los países por separado.

Los resultados (Tabla 35) indican que el modelo unidimensional presenta una buena adecuación a los datos solo en cuatro países (Italia, Alemania, Costa Rica e Indonesia). Solo Alemania tiene un

excelente intervalo del 90.0%; con índices  $\chi^2/gl$ , RMSEA, SRMR y CFI que alcanzan valores bastante buenos. Mientras tanto, los otros países no logran estabilidad en los criterios de evaluación, incluso países como Grecia y Francia son verdaderamente pobres, lo que es consistente con los resultados previos en este mismo análisis.

---

Por lo tanto, cuando se considera la afirmación anterior, es difícil mantener el modelo unidimensional como modelo base para el análisis de la invarianza. Sin embargo, para probarlo, originalmente se calculó la invarianza configuracional.

Los indicadores de ajustes obtenidos indican que el modelo de medición no es invariante en los diferentes países, dado que no todos los indicadores de ajuste presentaron valores sugeridos en la literatura. Luego se agregaron restricciones a las cargas de factores para evaluar la invarianza métrica. En este caso, no se encontró un ajuste aceptable, dejando dudas adicionales de la unidimensionalidad, dado que hubo un cambio significativo entre los valores *CFI* de los modelos ( $\Delta CFI > 0.01$ ), lo que significa que las cargas factoriales son diferentes en los países, es decir, los ítems no tienen los mismos pesos en los diferentes países para la variable latente.

Posteriormente, la equivalencia entre las intersecciones (invarianza escalar) y los indicadores muestran un ajuste relativo de este modelo. Sin embargo, al analizar la invarianza residual al imponer restricciones a los términos de error de los ítems en los 26 países, los resultados mostraron que al restringir el modelo para que los términos de error sean equivalentes, el ajuste se deteriora significativamente cuando ocurren cambios significativos en los valores de *CFI* ( $\Delta CFI = 0.32$ ) y en los valores de chi-cuadrado. En consecuencia, la invarianza de los residuos en los grupos de los países analizados no fue corroborada, concluyendo que los datos observados tienen una falta de invarianza.

Con respecto al análisis del funcionamiento diferencial de ítems (DIF), los resultados apuntan a la evidencia de que la escala de autoeficacia general no se comporta de la misma manera en los diferentes países; porque existen diferencias significativas al analizar varios países (Tabla 36). Para este análisis, se compararon pares de países según el valor crítico de 0.054 (Rajú, 1999), tratando de evaluar diferentes experiencias según la ubicación del país en el primer y el cuarto cuadrante (Figura 54).

En el caso de India y Alemania, ubicado al final del primer cuadrante, los ítems 1, 6 y 9 presentan Funcionamiento Diferencial de Ítems (DIF). Para España e Irán, los ítems 2, 3 y 4 tienen DIF. En el caso de Siria y Japón, así como de España y Costa Rica en todos los rubros, se observa un DIF significativo; cuando se comparan Alemania y Suiza, los ítems 1, 2, 3, 4, 6, 8 y 10 también presentan DIF significativo.

Tabla 35 Evaluación de la estructura latente de la escala GSE: Modelo Unifactorial, 2017

Model	X <sup>2</sup> (df)	df	KMO	X <sup>2</sup> /df	RMSEA	CI <sub>rmsea</sub> <sup>90</sup>	SRMR	CFI	ΔCFI
All Groups (Ma)	1.654.5	35	0.927	47.271	0.048	0.046 0.050	0.023	0.972	
Italia	41.4	35	0.838	1.182	0.036	0.000 0.073	0.045	0.977	
Indonesia	78.9	35	0.877	2.254	0.048	0.034 0.063	0.034	0.959	
Alemania	489.0	35	0.906	13.971	0.043	0.039 0.046	0.023	0.969	
Costa Rica	111.8	35	0.901	3.193	0.048	0.038 0.058	0.031	0.967	
Canadá	88.5	35	0.917	2.529	0.065	0.048 0.081	0.033	0.961	
Perú	113.7	35	0.888	3.250	0.048	0.038 0.057	0.032	0.960	
Corea	59.2	35	0.895	1.692	0.069	0.036 0.098	0.046	0.953	
Dinamarca	61.9	35	0.900	1.769	0.071	0.041 0.099	0.045	0.952	
Rusia	118.2	35	0.898	3.377	0.069	0.056 0.083	0.037	0.941	
Gran Bretaña	164.9	35	0.917	4.712	0.091	0.077 0.105	0.042	0.931	
Polonia	178.4	35	0.900	5.096	0.077	0.066 0.088	0.041	0.930	
India	77.0	35	0.836	2.200	0.055	0.038 0.072	0.043	0.926	
Portugal	111.4	35	0.842	3.182	0.063	0.050 0.077	0.043	0.912	
USA	549.4	35	0.906	15.697	0.096	0.089 0.103	0.042	0.912	
Irán	247.2	35	0.884	7.063	0.087	0.077 0.097	0.045	0.905	
Hungría	95.9	35	0.878	2.741	0.105	0.080 0.130	0.052	0.903	
España	159.4	35	0.880	4.555	0.094	0.080 0.109	0.052	0.901	
Japón	270.5	35	0.918	7.729	0.125	0.111 0.139	0.052	0.900	
Suiza	164.4	35	0.857	4.698	0.079	0.067 0.091	0.046	0.896	
Hong Kong	401.7	35	0.891	11.476	0.099	0.091 0.108	0.050	0.892	
Bélgica	105.0	35	0.860	3.000	0.107	0.084 0.131	0.062	0.886	
Siria	108.5	35	0.833	3.100	0.089	0.070 0.109	0.058	0.872	
Finlandia	109.8	35	0.872	3.138	0.116	0.092 0.141	0.065	0.863	
Holanda	472.0	35	0.865	13.487	0.117	0.108 0.127	0.055	0.853	
Francia	84.2	35	0.825	2.404	0.117	0.085 0.149	0.073	0.848	
Grecia	69.9	35	0.782	1.997	0.100	0.065 0.134	0.077	0.829	
ConInv	4,532.1	910		4.980	0.072		0.036	0.930	
MetInv	5,750.5	1135		5.067	0.073		0.062	0.910	0.020**
ScaInv	3,332.8	1135		2.936	0.051		0.056	0.962	-0.052***
ParSca	19,269.9	1360		14.169	0.132		0.127	0.642	0.320***
StrInv	25439.6	1610		15.801	0.140		0.136	0.537	0.105***

Notas:

Ma = Modelo unidimensional;  $\chi^2$  = chi-cuadrado; df = grados de libertad;

RMSEA= Índice de la raíz cuadrada media del error de aproximación;

SRMR = Índice residual de la raíz cuadrada media

CFI = Índice de ajuste comparativo, \* <.01. \*\*\* p <.001.

ConInv = Invariancia configural; MetInv=Invariancia Métrica (Cargas);

ScaInv = Invariancia Escalar (Interceptos); ParSca=Invariancia escalar parcial Self1;

StrInv = Invariancia estricta de la variancia del error

Tabla 36 Valores NCDIF de los ítems con DIF según Rajú 0.054 (Prob = 0.0000), 2017

Ítems	Pares de países					
	India - Alemania	España - Irán	Siria - Japón	Italia - Corea	España - Costa Rica	Suiza - Alemania
Self1	0.11		0.47		2.98	0.09
Self2		0.34	0.92		5.39	0.09
Self3		0.08	1.28		2.02	0.19
Self4		0.10	1.13		5.20	0.34
Self5			1.9		5.24	
Self6	0.63		0.63		5.88	0.32
Self7			1.51		4.15	
Self8			0.96		4.56	0.09
Self9	0.08		0.52		3.25	
Self10			0.13	0.06	5.22	0.17

Sintetizando con base en los resultados obtenidos, se evidencia que un solo constructo que representa la autoeficacia percibida con una variabilidad explicada cercana al 40% muestra diferencias significativas que no se observan, lo que se refleja en un funcionamiento diferencial del ítem. Por lo tanto, estos resultados sugieren que el GSE (versión alemana) diseñado en 1981 por Mathias Jerusalem y Ralf Schwarzer con 10 ítems (Scholz et al., 2002), no representa un factor unidimensional y universal.

La importancia relativa de las cargas factoriales en diferentes países cuando se forma un solo factor muestra que falta una perspectiva similar de evaluación de uno u otro ítem en los diferentes países estudiados. Las diferencias significativas que se presentan en las curvas de información obtenidas con el análisis TRI muestran que se debe tener precaución al generalizar el posible uso de la escala o evaluar la eliminación de ítems que no apoyan estadísticamente un factor único, recalibrando la interpretación de la construcción.

Bandura (2012) recomienda que para medir la autoeficacia debe hacerse en términos de capacidad ("Yo puedo") curiosamente, como se observado en esta investigación, los ítems 1 y 2 de la escala formulados de esta manera presentan el funcionamiento diferencial del ítem. Asimismo, confirmamos que Bandura especificó que el concepto de autoeficacia es multidimensional y que los aspectos generales se evalúan mejor con escalas multidimensionales de autoeficacia y no mediante escalas multipropósito con algunos ítems que intentan medir la autoeficacia de manera general. En conclusión, Bandura (2012) afirma que es mejor usar escalas de autoeficacia multidimensionales vinculadas a dominios de actividad relevantes que a través de una escala multipropósito con un pequeño conjunto de ítems.

---

Finalmente, sería muy conveniente continuar investigando este problema con la aplicación de un enfoque de método de alineación para probar la invarianza de medición aproximada, particularmente con una aplicación de comparación entre grupos como esta en Byrne & van de Vijver (2017).

## 6.2 Propuesta Dinamic CUR

El artículo que sustenta este software está presentado y aceptado para próxima publicación en el artículo titulado “Dynamic CUR, an alternative to variable selection in CUR decomposition” en la revista Investigación Operacional del Departamento de Matemática aplicada de la Facultad de Matemática y computación de la Universidad de la Habana, Cuba. Revista de Scopus.



UNIVERSITÉ PARIS 1  
PANTHÉON SORBONNE



Esta propuesta se diseñó para seleccionar columnas y filas y formar la matriz  $C$  y  $R$  respectivamente, además de garantizar la minimización de la diferencia  $\|A - CUR\|$ . Para ello, se ha desarrollado el software dCUR, la metodología propuesta consiste en la seleccionar las mejores columnas y filas según la distribución de probabilidad de los puntajes leverage sobre las  $k$  componentes utilizadas para su cálculo. Como señala Mahoney & Drineas (2009) los puntajes leverage tienen una distribución de probabilidad sobre las  $n$  columnas, dado que  $\pi_j \geq 0$  y que la  $\sum_{j=1}^N \pi_j = 1$ .

Esta propuesta corresponde a un nuevo criterio de selección de columnas y filas (manteniendo el método de cálculo de los puntajes leverage definido por Mahoney & Drineas (2009), que consiste en seleccionar los mejores puntajes leverage según un criterio dinámico que combina dos aspectos:

- a) La definición de una probabilidad o área bajo la curva para determinar un porcentaje de columnas (variables) y/o filas (individuos) con criterio estadístico y
- b) Ajustar la distribución empírica de los puntajes leverage a una distribución teórica existente o por medio de mixturas gaussianas para cada uno de los  $k$  componentes con los que se puede calcular los puntajes leverage ( $k < N$ ), escogiendo aquellas columnas y filas en las que se acumule esa probabilidad.

Esto permite dinamizar el cálculo de  $\|A - CUR\|$  y establecer así la mejor combinación para una probabilidad dada. En la mayoría de los casos, se ha observado que la distribución de los puntajes leverage sigue una distribución con asimetría positiva con una cola a la derecha bastante extensa, indicando que existen algunos puntajes muy altos, asociado a puntajes leverage altos. Si bien es cierto, las distribuciones empíricas de los puntajes leverage pueden asumir alguna distribución en particular, también es posible encontrar una distribución teórica conocida a la que se pueda ajustar (Figura 56).

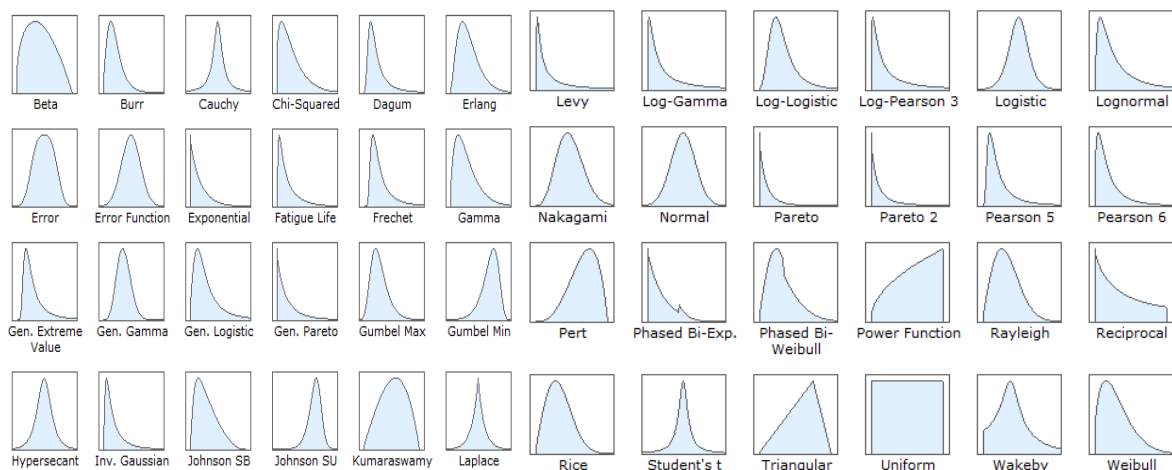


Figura 56 Distribuciones de probabilidad que pueden asumir los puntajes leverage

En la forma clásica de la descomposición CUR sus autores en el algoritmo rCUR (Bodor, Csabai, Mahoney & Solymosi, 2012) del software libre R (Team, 2017) representan la importancia de los puntajes leverage como se mostró en la Figura 22, mediante un gráfico de bastones marcando mediante una línea horizontal el límite que determina los puntajes relevantes. Otra forma de ver los valores de los puntajes es mediante un histograma representando una distribución de puntajes leverages, tal como se muestra en la Figura 57.

Para ese tipo de situaciones observadas es posible utilizar las distribuciones conocidas como distribuciones de valores extremos; también llamadas como distribuciones de Valores

Extremos Generalizada, entre las que se encuentran las distribuciones Fréchet, la Gumbel y la Weibull. O bien, estimar una distribución por medio del modelo de mixturas gaussianas.

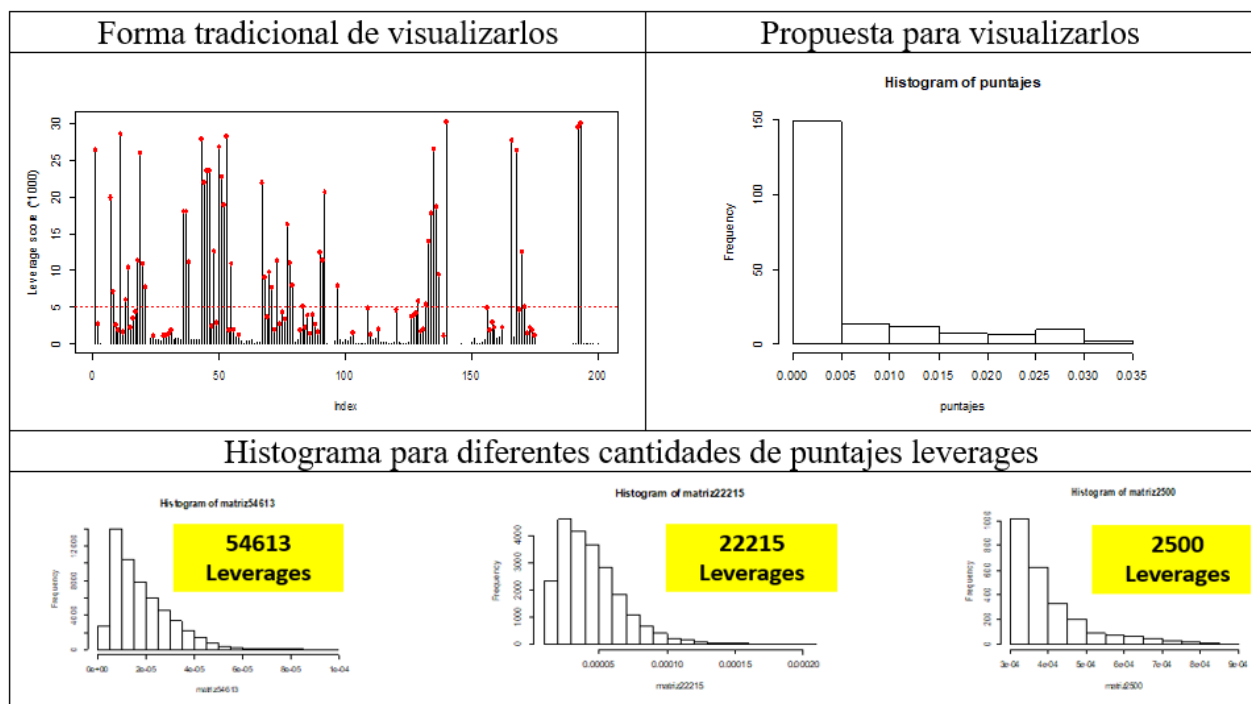


Figura 57 Forma tradicional y propuesta para visualizar los puntajes leverages

La propuesta presentada en esta tesis se fundamenta en la teoría de los valores extremos, como evidencia de que los puntajes leverage más altos están asociados a las columnas (variables) y filas (individuos) que absorben más información de la matriz de datos, no obstante, también podrían surgir otro tipo de distribuciones según los datos observados, incluso algunas que no sean conocidas.

La distribución de Fréchet es un caso especial de la distribución de valores extremos generalizada. Su función de distribución, cuando se tienen tres parámetros, viene dada por  $F(x) = e^{-\left(\frac{x-\lambda}{\delta}\right)^{-\alpha}}$  si  $x > \lambda$ , y la función de densidad es  $f(x) = \frac{\alpha}{\delta} \left(\frac{x-\lambda}{\delta}\right)^{-1-\alpha} e^{-\left(\frac{x-\lambda}{\delta}\right)^{-\alpha}}$  si  $x > \lambda$ , donde  $\alpha \in (0, \infty)$  es el parámetro de forma,  $\delta \in (0, \infty)$  el de escala y  $\lambda \in (-\infty, +\infty)$  el de localización. El nombre de la distribución proviene del matemático francés Maurice Fréchet, y aunque su principal uso ha sido en el campo en la hidrología, es una de las posibles candidatas a ajustar puntajes leverages. La distribución de Gumbel es otro caso particular de la distribución de valores extremos generalizada, también llamada distribución log-Weibull o distribución exponencial doble. La Función de distribución de la distribución Gumbel es  $F(x) = e^{-e^{\frac{(\mu-x)}{\beta}}}$ ,

mientras que la función de densidad es  $f(x) = \frac{e^{-\frac{(\mu-x)}{\beta}}}{\beta}$ ,  $x \in (-\infty, +\infty)$ . La distribución de Gumbel corresponde al caso en el que  $\mu = 0$ ,  $\beta = 1$ , entonces  $F(x) = e^{-e^{-x}}$ , mientras que la función de densidad de probabilidad sería  $f(x) = e^{-x}e^{-e^{-x}}$ . El nombre de esta distribución se debe al matemático Emil Julius Gumbel nacido en el siglo XIX.

La distribución de Weibull, establecida en 1951 por el matemático sueco Waloddi Weibull, aunque en realidad fue Fréchet quien la descubrió en 1927. La función de distribución de probabilidad es  $F(x) = 1 - e^{-\left(\frac{x}{\lambda}\right)^k}$ , si  $x \geq 0$ , la función de densidad es  $f(x) = \frac{k}{\lambda} \left(\frac{x}{\lambda}\right)^{k-1} e^{-\left(\frac{x}{\lambda}\right)^k}$ , si  $x \geq 0$ , siendo  $k$  el parámetro de forma y  $\lambda > 0$  es el parámetro de escala de la distribución. Adicionalmente, existe la distribución de Weibull con tres parámetros, agregando el parámetro de localización, cuya función de densidad de probabilidad es  $f(x) = \frac{k}{\lambda} \left(\frac{x-\theta}{\lambda}\right)^{k-1} e^{-\left(\frac{x-\theta}{\lambda}\right)^k}$ , para  $x \geq 0$ .

La idea que se propone es ajustar a los puntajes leverages una distribución conocida, en el ejemplo de la Figura 58 se ajusta a unos datos de ejemplo una distribución Gamma de cuatro parámetros ( $k, \alpha, \beta, \gamma$ ).

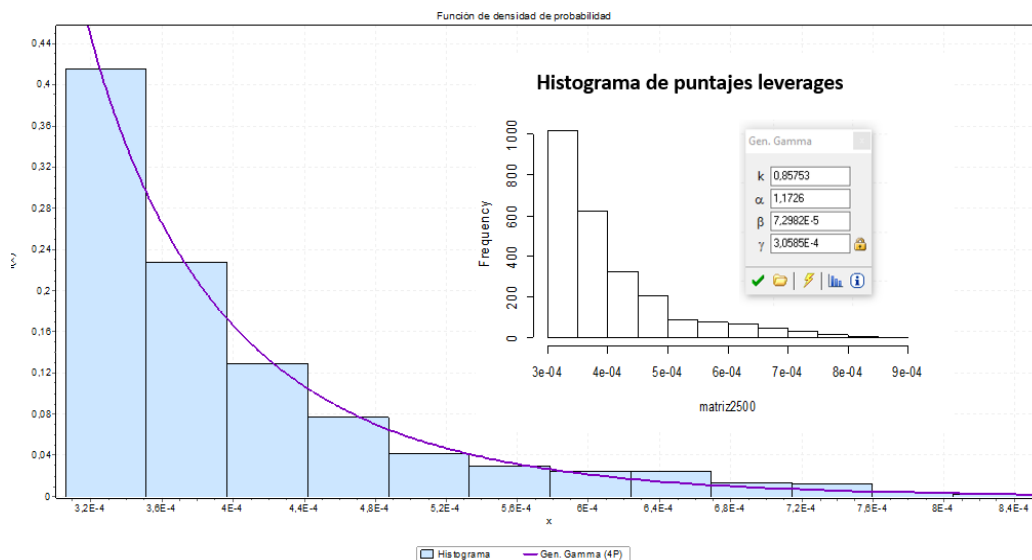


Figura 58 Ejemplo del ajuste de una distribución observada a una teórica



Ofreciendo así una nueva forma de seleccionar las columnas o filas que representen la matriz de datos, incluso una forma de determinar la importancia de un puntaje leverage (Figura 59) todas las posibles opciones se describen en el software estadístico dCUR más adelante.

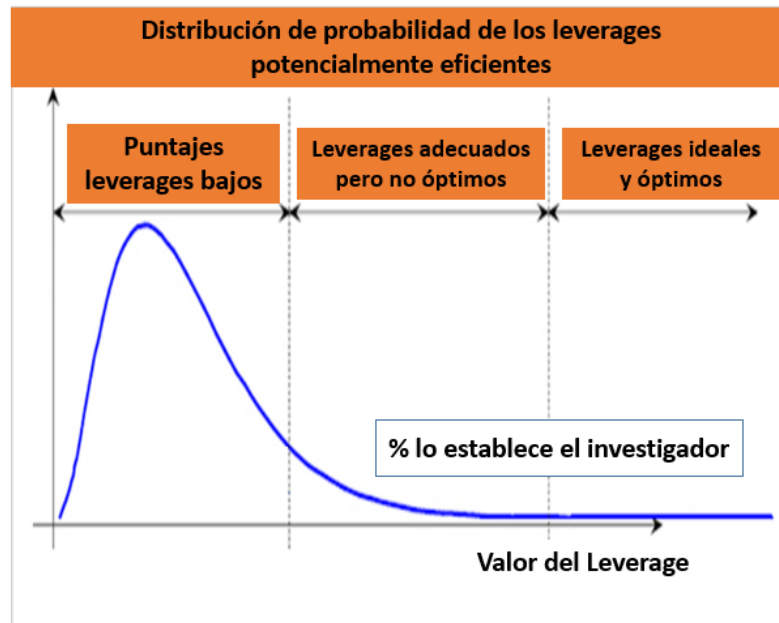


Figura 59 Criterios para determinar el nivel de importancia de un puntaje Leverage

### 6.2.1 Dinamic CUR versus rCUR

Las ventajas que presenta la propuesta del Dinamic CUR respecto del algoritmo rCUR son las siguientes:

- Calcula de manera dinámica  $\|A - CUR\|$  y  $\frac{\|A - CUR\|}{\|A\|}$ , correspondientes al error absoluto y el error relativo, pasando por todas las distribuciones de probabilidad de los puntajes leverage que genera cada uno de los  $k$  componentes, determinando la adecuada combinación entre el valor  $k$ , la cantidad de columnas (variables) y filas (individuos) que minimizan el error. Esta selección las puede realizar mediante la utilización de la distribución observada, mediante el ajuste a una distribución teórica o mediante la estimación de la distribución por medio de mixturas gaussianas.
- Permite encontrar las mejores columnas y filas según el cálculo de los puntajes leverages considerando desde 1 hasta  $k$  componentes principales. Incluso el investigador puede recorrer todos los posibles componentes principales hasta  $k = n - 1$  para encontrar el  $k$  que minimiza el error.

- Facilita la visualización de variables que surgen como relevantes y la importancia relativa que tienen dentro del conjunto seleccionado; la forma como van alternando según se van calculando las diferentes distribuciones hasta llegar a estabilizar los resultados.
- Permite visualizar la progresión del error relativo y los histogramas observados de los puntajes leverage conforme avanza con la búsqueda de los parámetros que minimiza ese error.

Otro aporte significativo que se ofrece en esta investigación es encontrar la importancia (en términos de correlación) que tiene un conjunto de variables/columnas con otra variable externa, mediante el ajuste de la correlación parcial procurando así extraer el efecto de la correlación conjunta de otras variables con las de interés.

- Permite realizar ajustes mediante la correlación parcial para reconfigurar la importancia de los puntajes leverages vía correlación de las variables seleccionadas con otra variable.

## 6.2.2 Software Dinamic CUR

El algoritmo Dinamic CUR se implementó usando C#.NET como lenguaje de programación y R, se trata de una aplicación cliente/servidor de dos capas. Para el software esta arquitectura es fundamental para lograr dinamismo en el procesamiento de las descomposiciones CUR. El software

(cliente) está programado en C#.NET, cuyo proceso es el encargado de enviar las peticiones a R para calcular las descomposiciones SVD y CUR. El uso del software estadístico R, el cual hace las veces del proceso servidor, es de vital importancia para realizar las descomposiciones antes mencionadas. Para tales cálculos específicamente se utilizan los

paquetes “Matrix”, “MASS”, y la función “svd” de R, también utiliza los paquetes “foreign”, “readxl”, “mclust”, “ggplot2” y “ppcor”.

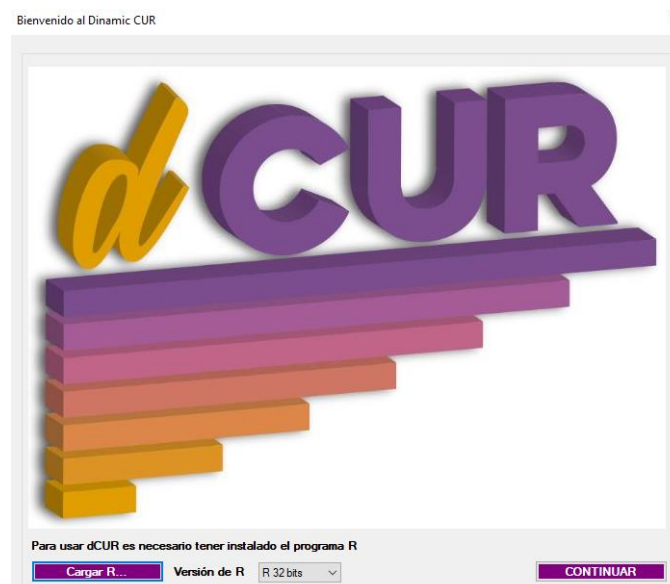


Figura 60 Primera ventana al abrir el software dCUR

---

La comunicación entre C#.NET y R fue posible usando el middleware R.NET, el cual se instaló en el proyecto de código correspondiente como un paquete NuGet. La matriz de datos se encuentra en archivos con extensión “txt” (aunque pueden ser de otro tipo) y se lee desde código C#.NET en tiempo de ejecución usando también a R como intermediario. Esto último permitió mejorar el tiempo de procesamiento relacionado a la carga de los datos, principalmente para matrices de gran tamaño.

Al acceder el software Dinamic CUR se abre una primera ventana donde solicita cargar el programa R y la versión de R 32 o 64 bits que utiliza el usuario (Figura 60).

Inmediatamente realiza una revisión sobre los paquetes que requiere dCUR para procesar los datos, en caso de que falte alguno, lo instala de manera inmediata. Los detalles del funcionamiento del software dCUR se puede observar en el manual del usuario que se adjunta en el Apéndice 6.1. Una visión rápida de las opciones que ofrece el software dCUR se puede observar en las Figura 61 y Figura 62.



Figura 61 Pantalla principal el software dCUR

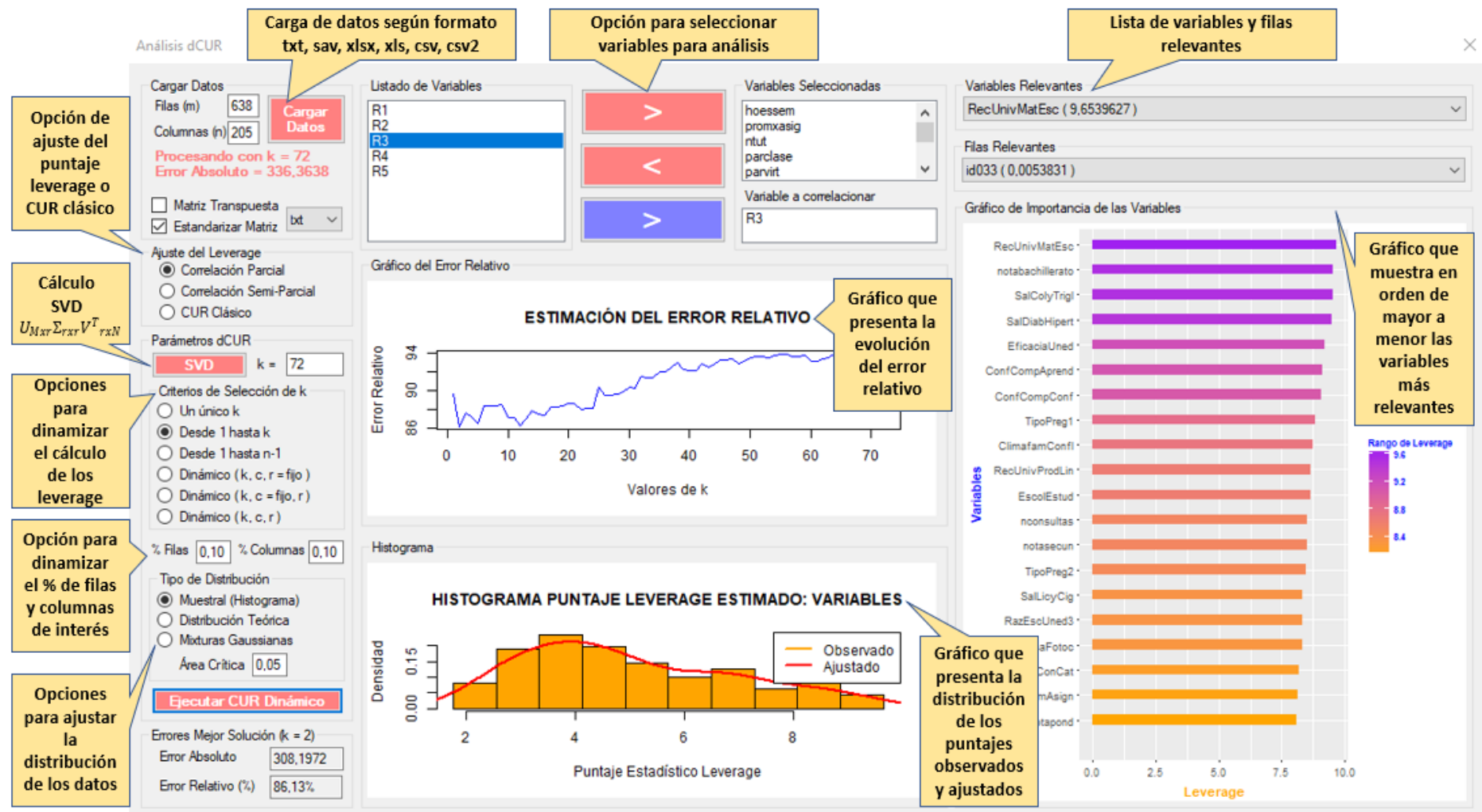


Figura 62 Visualización rápida de las opciones del Software dCUR

## 6.3 Modelo estadístico para la predicción del rendimiento académico

En el V congreso Internacional de Formación y Gestión del talento humano realizado en Cancún, México en octubre 2016 se presentó la ponencia titulada “Un modelo de gestión académica para la mejora continua y su relación con el rendimiento académico, Visión multivariante basada en BIPLLOT y STATIS”, del cual resultó en la publicación del capítulo 7 del libro “La gestión del talento humano en Latinoamérica, Análisis de algunas experiencias” (Villegas, Galindo-Villardón, & Sánchez-Barba, 2016) el cual está siendo vendido actualmente por medio de Amazon. En esa ponencia se brindaron los fundamentos iniciales para la creación del modelo estadístico pedagógico que se presenta en esta investigación doctoral.

The screenshot shows the Amazon product page for the book "La gestión del talento humano en Latinoamérica: Análisis de algunas experiencias (Spanish Edition)". The page features the Amazon logo, navigation menus, and a search bar. The book cover is displayed on the left, showing a hand pointing at a network diagram. The main content area includes the book title, authors (Sergio Tobón and Haydeé Parra Acosta), and a price of US\$18.00. A "Capítulo 7" graphic is also visible. The right side of the page shows the purchase options, including a "Comprar nuevo" button and a "Agregar al Carrito" button. The page also includes a "prime book box" banner and a "Compartir" section.

### 6.3.1 Modelo de gestión académica para la mejora continua

Cuando se integran los conceptos de calidad en los procesos productivos, mejora continua, eficiencia y rentabilidad, así como planeamiento estratégico, gestión de la calidad y conceptos de las últimas tres décadas como calidad total, Balance Score card o, mando integral y normas ISO, todos estos conceptos desarrollados por diferentes especialidades como la ingeniería, las ciencias administrativas y en los últimos años aprovechados por la administración educativa, permiten diseñar modelos de gestión académica que busquen la mejora continua del proceso académico, tal es el caso del Sistema de Calidad para los centros

---

según las directrices AUDIT de la Universidad de Deusto en Bilbao, España (Zaballa et al, 2014); estos investigadores consideran relevante la inclusión de todos los responsables de la institución y de esa manera logran la mejora continua de todas sus titulaciones.

La estrategia integral de formación para la mejora continua de la calidad de los servicios de salud llevada a cabo en México (Saturno et al, 2015) es otro ejemplo, señalan los autores que fue necesario desarrollar la capacidad organizacional para lograr implementar los diferentes sistemas de gestión de calidad que les permitieran identificar, evaluar, superar y prevenir los retos del sistema de salud; se propusieron una estrategia integral de formación de recursos humanos basada en competencias y responsabilidades, incluyendo programas de pregrado, posgrado y educación continua para favorecer el ejercicio efectivo de la función de calidad. Destacan en su artículo la creación incluso de una maestría en Gestión de la Calidad en Servicios de Salud y una especialidad médica en Gestión de la Calidad en Servicios de Salud.

Otros ejemplos se pueden señalar como los instrumentos para la evaluación y mejora de la práctica docente (García, 2014), o los instrumentos para la Gestión de Calidad en el Desarrollo de Objetos de Aprendizaje basados en el Modelo de Madurez del e-Learning (eMM) (Macías, Velázquez, Álvarez, & Patlán, 2014), o bien, el modelo de gestión de calidad para promover el desarrollo académico y la evaluación del desempeño de los profesores de la Universidad Católica de Colombia (Jiménez, Gonzáles & Celis, 2014). Otro ejemplo, son las reflexiones sobre las tareas pedagógicas en una gestión hacia la calidad, en la que se señala que la rendición de cuentas y la eficiencia en la gestión institucional debe ser una tarea pedagógica en las instituciones educativas, requiriendo para ello, mecanismos de gestión de la calidad, que garanticen el cumplimiento de los objetivos (Torres & Trujillo, 2014), para lo cual se debe conceptualizar una estructura para el cumplimiento de estándares generalmente aceptados en la institución.

En la últimas dos décadas se han desarrollado y fortalecido los sistema de acreditación de los estudios superiores que de alguna manera garantizan la calidad, aunque como lo señala Días (2007) no existe consenso sobre la noción de calidad en los diferentes sistemas de acreditación y evaluación de la calidad en los sistemas educativos. Sin embargo, también señala que para evitar fragmentaciones dispersadoras e inoperantes, la solución mundialmente aceptada del concepto de calidad consiste en atribuir a entidades u organismos acreditados la prerrogativa de elaborar lineamientos generales, objetivos y propuestas operacionales sobre calidad. Esto facilita la comprensión y las prácticas de acreditación, pero también representa un

---

desplazamiento parcial de la autonomía desde las universidades hacia los organismos de acreditación.

Más concretamente, como lo señala Cardoso et al. (2011) el concepto de gestión de la calidad para procesos de autoevaluación y acreditación de estudios de posgrado deben tener las siguientes características: “a) *Ser operacional, es decir, poder traducirse en elementos fácilmente manejables dentro de una guía, modelo o procedimiento; b) que abarque de una u otra forma las funciones sustantivas del programa; c) que lleve implícito el concepto de evaluación y, d) que esté ligado a la pertinencia social.*” p 81. Estos aspectos se pueden extender a la gestión académica de pregrado y grado, ya que normalmente los sistemas de acreditación buscan cubrir tantas dimensiones que traducen en un gran número de indicadores, controles y evidencias de cumplimiento que terminan perdiéndose en la administración de estos, en muchos casos logran niveles de frustración en las personas que gestionan la calidad y los que desean acreditarse.

Por ello, es conveniente diseñar sistemas de acreditación de la calidad que sean generalmente aceptados, fáciles de conducir, medibles y que evidencien de manera concreta la mejora continua en el proceso de enseñanza-aprendizaje para el logro de los objetivos de los estudiantes y no solamente el cumplimiento de evidencias administrativas, aunque efectivamente ordenan la gestión y administración de las carreras acreditadas o que están por ser acreditadas.

Aquí se pretende contribuir a una parte de este modelo general de gestión académica, aportando un modelo estadístico que permite predecir con una alta confianza el potencial que tendrá un estudiante en su rendimiento académico. Los resultados de esta investigación dan la plataforma estadística para construir un modelo que permite clasificar el potencial que tendrían los estudiantes en el futuro, es decir, si tendrá un rendimiento bajo, medio o alto.

Es importante tener presente que el modelo no consiste solo en el ejercicio de predecir el percentil del rendimiento académico, si no, más bien, crear un instrumental pedagógico de soporte detrás de este modelo, para ofrecer a los estudiantes las posibilidades de crecimiento en función de su potencial académico y pedagógico, incluso apoyo psicológico con enfoque académico para mejorar muchas de las dificultades que presentan los estudiantes hoy en día. El establecer la posición que tendrá un estudiante de manera previa en su rendimiento futuro,



---

permite desde el momento que ingresa a la universidad dirigir estrategias pedagógicas para crear condiciones adecuadas que faciliten el proceso de enseñanza-aprendizaje.

El objetivo que persigue este modelo estadístico es similar al presentado en el concurso Hack for Good 2017 en Salamanca con el proyecto CONOCUBE. En este concurso se obtuvo el 24 de abril 2017 el **premio al Mejor Reto Local de HackForGood 2017**, mismo que fue concedido al equipo CONOCUBE (Figura 63) por el desarrollo de un modelo estadístico



Figura 63 Logo ConoCube APPS



*ConoCUBE Family*

matemático con técnicas multivariantes que permite valorar el perfil de conocimiento de las personas. Este proyecto CONOCUBE tenía como objetivo clasificar a los individuos según su potencial para adquirir conocimiento, fundamentado en algunas variables obtenidas en esta investigación.

El desarrollo conceptual estadístico matemático fue propuesto por el autor de esta tesis y apoyada por otras participantes que se adhirieron al proyecto durante el desarrollo del concurso, posteriormente denominados Conocube Family (Material complementario 1 y 2).

### 6.3.2 Variables más relevantes a ser evaluadas en el modelo estadístico de clasificación

Las variables que son valoradas para la creación del modelo estadístico para la clasificación de estudiantes provienen de tres criterios de selección, de la revisión sistemática y metaanálisis, del análisis CUR y del análisis de varianza (ANOVA) que se realizó con las 200 variables originales. La selección de estas variables involucra un criterio tanto cuantitativo como cualitativo, dando lugar a la fuente de selección como elemento fundamental en la inclusión preliminar, es decir, se incluyeron las 19 variables del metaanálisis, las 40 variables del análisis de la CUR y en tercer lugar aquellas variables que, sin ser especialmente señaladas por las dos opciones anteriores, evidencian diferencias significativas producto del ANOVA.

Cuando una variable proviene de dos o tres fuentes de selección le da un carácter más potente a la misma. Por ejemplo, que una variable haya resultado relevante con el metaanálisis y la CUR e incluso exista una diferencia significativa entre las medias de los puntajes de esa variable en los cluster de rendimiento académico la hace más poderosa desde el punto de vista

de su potencial inclusión en el modelo final. Este es el caso de las siguientes cinco variables: Estilos aprendizaje reflexivo y teórico (CHAEA), enfoque y habilidades de estudio profundo y estratégico (ASSIST) y el número de horas de estudio semanales son las variables señaladas por los tres criterios de selección considerados previamente. La Tabla 37 muestra las 84 variables que fueron incluidas en la valoración inicial del modelo estadístico de clasificación, por cumplir con los criterios de selección, dejando fuera a 116 variables no relevantes para el modelo estadístico.

Tabla 37 Variables incluidas en la valoración inicial del modelo estadístico de clasificación

N	Nombre de la escala	Dimensiones de la escala
1	<b>Autoeficacia en conductas académicas</b>	Comunicación
2		Atención
3	<b>Auto eficacia percibida</b>	Autoeficacia general
4	<b>autoconcepto académico</b>	Académico
5		Social
6		Familiar
7		Físico
8	<b>Metas académicas</b>	Refuerzo social
9	<b>Autorregulación del aprendizaje</b>	Conciencia metacognitiva activa
10		Control y verificación
11		Esfuerzo diario en la realización de las tareas
12		Procesamiento activo durante las clases
13	<b>Actitudes generales a los estudios</b>	Actitud por el gusto por el estudio
14		Actitud por la organización del estudio
15		Actitud al Esfuerzo por comprender
16	<b>Autoestima</b>	Autoestima de Rosernberg
17	<b>Burnout estudiantil</b>	Eficacia en la universidad
18		Agotamiento del trabajo universitario
19		Cinismo hacia el sentido universitario
20	<b>Inteligencia emocional</b>	Atención emocional
21		Claridad de sentimientos
22	<b>Motivación educativa</b>	Regulación introyectada
23		Motivación a las experiencias estimulantes
24	<b>Personalidad</b>	Responsabilidad
25		Amabilidad
26		Neurocitismo
27		Apertura
28	<b>Creatividad</b>	Diseño y artes
29		Literatura y música
30		Empresas y negocios
31	<b>Responsabilidad</b>	Responsabilidad: Conciencia de sus obligaciones
32		Responsabilidad: Constancia
33	<b>Habilidades sociales (asertividad)</b>	Cogniciones acerca de la autoeficacia en interacciones sociales
34	<b>Estilos de aprendizaje (CHAEA)</b>	Activo
35		Reflexivo
36		Teórico
37		Pragmático
38	<b>Approaches and Study Skills Inventory for Students (ASSIST)</b>	Búsqueda de significado
39		Control de la eficacia

N	Nombre de la escala	Dimensiones de la escala
40		Una limitación al plan de curso
41		Estudio organizado
42		Administración del tiempo
43		El logro
44		Assis Profundo
45		Assis Superficial
46		Assis Estratégico
47	<b>Estrategia de aprendizaje</b>	Estrategia de aprendizaje: Planificación
48		Estrategia de aprendizaje: Ansiedad
49		Estrategia de aprendizaje: Estado físico y ánimo
50		Estrategia de aprendizaje: Control de contexto
51		Estrategia de aprendizaje: Control y autorregulación
52	<b>Hábitos de estudio</b>	Organización para el estudio
53	<b>Técnicas para facilitar el aprendizaje</b>	Técnicas gráficas
54		Técnicas grupales
55	<b>Acompañamiento pedagógico durante el curso</b>	Acompañamiento personal
56	<b>Clima de clase</b>	Clima Primer orden
57		Vínculos Primer orden
58		Normas y valores Primer orden
59		Empoderamiento Primer orden
60	<b>Desempeño del tutor</b>	Desempeño general del tutor
61	<b>Opinión sobre sistema de evaluación</b>	Evaluación de los aprendizajes: La evaluación es un indicador de aprendizaje
62	<b>Clima de clase</b>	Implicación
63	<b>Utilización de recursos en la Universidad y en la casa</b>	Uso de la biblioteca en todas sus opciones
64		Consulta por teléfono y correo a la Cátedra
65		Material didáctico escrito
66	<b>Número de horas de estudio semanales</b>	Número de horas de estudio semanales
67	<b>Promedio de horas de estudio por asignatura</b>	Promedio de horas de estudio por asignatura
68	<b>Número de tutorías a las que asiste</b>	Asistencia a clases: Número de tutorías a las que asiste
69	<b>Satisfacción con la carrera NPS</b>	Recomendación a la Uned
70	<b>Satisfacción con la universidad NPS</b>	Recomendación Alguna carrera de la ECA
71	<b>Trabaja el estudiante</b>	N. de horas que trabaja a la semana
72	<b>Edad</b>	Edad en años cumplidos
73	<b>Escolaridad del padre</b>	Escolaridad del Padre
74	<b>Escolaridad de la madre</b>	Escolaridad de la Madre
75	<b>Escolaridad del estudiante</b>	Escolaridad del Estudiante
76	<b>NSE</b>	Nivel socioeconómico
77	<b>Salud (IMC)</b>	IMC Índice de Masa Corporal
78	<b>Actividad física</b>	Actividad física total
79	<b>Número de estudiantes en el grupo</b>	Número de estudiantes en el aula
80	<b>Rendimiento del curso anterior</b>	Promedio ponderado declarado último cuatrimestre
81	<b>Rendimiento en la secundaria</b>	Nota promedio ponderada de cuatro asignaturas de secundaria del último año
82	<b>Nivel de inglés</b>	Nivel de inglés
83	<b>Nota de Bachillerato</b>	Nota promedio del examen de Bachillerato
84	<b>Probabilidad de abandono</b>	Probabilidad de abandonar la universidad

---

### **6.3.3 Diseño y construcción del modelo estadístico**

#### **6.3.3.1 Planteamiento del problema**

El problema entre manos es la identificación del perfil del estudiante, medir diferentes variables relevantes y posteriormente proyectar el nivel del rendimiento académico en términos del percentil probable que tendrá en el futuro el estudiante. Los dos primeros aspectos del problema se han resuelto y presentado en secciones anteriores, ahora corresponde la creación del modelo estadístico pedagógico para la toma de decisiones administrativas y académicas con impacto en el mejoramiento continuo del rendimiento de los estudiantes universitarios.

#### **6.3.3.2 El análisis discriminante y la variable dependiente**

En esta investigación se utilizó el análisis discriminante, es una técnica de análisis de datos multivariante que busca encontrar relaciones lineales entre las variables que mejor discriminan en los cluster (categorías de rendimiento académico) categóricas previamente definidos. Esta técnica fue introducida por R.A. Fisher (1936) con el primer análisis multivariante llevado a cabo, el objetivo de esta técnica es valorar si existen diferencias significativas entre grupos de individuos tomando en cuenta un conjunto de variables observadas sobre los mismos, en caso de que existan diferencias, la técnica brinda procedimientos para clasificar sistemáticamente nuevos individuos a uno de los grupos (clusters) existentes.

La variable dependiente es nominal (dicotómica o politómica), mientras que las variables independientes deben ser métricas, aunque en la práctica también se tiende a abusar y se utilizan características con nivel de medición ordinal o de intervalo. Para el caso de esta tesis se analizan tres clusters de estudiantes que constituyen el nivel del rendimiento académico bajo, medio y alto. Esta variable dependiente tiene la particularidad de clasificar a un estudiante de manera exhaustiva y mutuamente excluyente, es decir, todos los posibles niveles de rendimiento académico son considerados en las categorías diseñadas y un estudiante solo puede ser clasificado en uno o en otro cluster, no es posible en dos o más.

#### **6.3.3.3 La variable dependiente en el modelo discriminante**

En la Tabla 24 (capítulo V) se presentan los tres cluster (Bajo=51.4%, Medio=33.9% y Alto=14.7%) que se consideran en el análisis discriminante, esta clasificación inicial es la base para la construcción del modelo de clasificación.

---

### 6.3.3.4 Selección de variables independientes

En la Tabla 37 se han expuesto las variables independientes que entran a ser valoradas por el modelo discriminante.

### 6.3.3.5 Estimación del modelo

Para la estimar el modelo se utilizan de partida las 84 variables seleccionadas anteriormente, para ello, se seleccionó una muestra de entrenamiento constituida por 425 estudiantes y con los restantes 213 estudiantes se validaría el modelo de clasificación. La Tabla 38 muestra la distribución de la muestra de entrenamiento y la de validación.

*Tabla 38 Muestra seleccionada para la creación del modelo discriminante*

Cluster	Muestra aproximada del 66,6% de los casos		Total
	Muestra de validación	Muestra de entrenamiento	
Rendimiento bajo	141	224	365
Rendimiento medio	42	115	157
Rendimiento alto	30	86	116
	213	425	638

### 6.3.3.6 Análisis de resultados

El modelo discriminante obtenido consta de 28 variables, permite un porcentaje de buena clasificación con la muestra de entrenamiento de 94.8% y con la muestra de validación bastante similar de 87.3% (Tabla 39).

La matriz de estructuras del modelo discriminante muestra la relevancia de las variables debido a que presenta las correlaciones dentro de grupos combinados entre las variables discriminantes y las funciones discriminantes canónicas estandarizadas. La escolaridad del padre y de la madre, así como el uso de la biblioteca en todas sus opciones, el estilo de aprendizaje reflexivo (CHAEA), la dimensión de administración del tiempo de la escala ASSIST y el clima de clase de primer orden son las seis variables que presentan mayor correlación con las funciones discriminantes canónicas.

Tabla 39 Resultados de clasificación del modelo discriminante

Cluster	Muestra de:	Rendimiento académico	Pertenencia a grupos pronosticada final			Total	
			Bajo	Medio	Alto		
Pertenencia a grupos pronosticada con 48 variables	Entrenamiento	n	Bajo	220	3	1	224
			Medio	6	105	4	115
			Alto	2	6	78	86
		%	Bajo	98,2	1,3	0,4	94,8%
			Medio	5,2	91,3	3,5	
			Alto	2,3	7,0	90,7	
	Validación	n	Bajo	133	5	3	141
			Medio	8	30	4	42
			Alto	4	3	23	30
		%	Bajo	94,3	3,5	2,1	87,3%
			Medio	19,0	71,4	9,5	
			Alto	13,3	10,0	76,7	

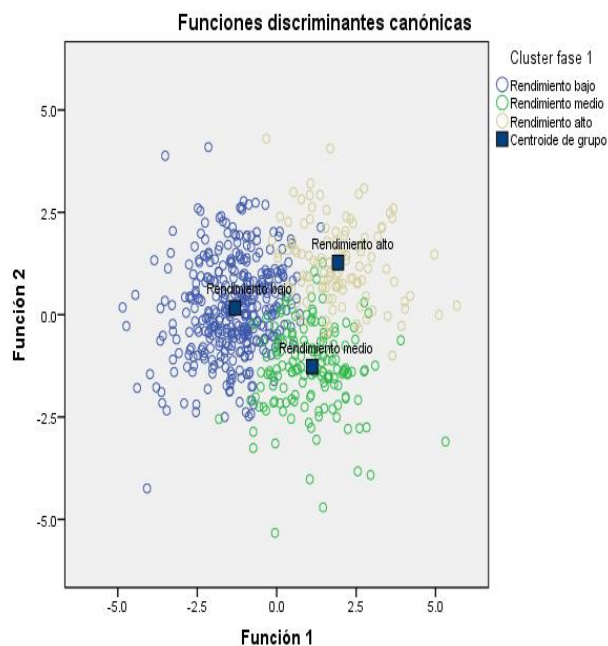


Figura 64 Funciones discriminantes canónicas (28 variables)

#### 6.4 Modelo para la clasificación del nivel de rendimiento académico

Las 28 variables que han sido seleccionadas con el análisis discriminante y que impactan en la construcción de las funciones discriminantes lineales de Fisher según cluster se presentan en la Tabla 40. La operacionalización de este modelo consiste en medir para cada estudiante las dimensiones y las variables indicadas, pasar las respuestas por cada una de las ecuaciones de Fisher, aquella ecuación que produzca el mayor puntaje discriminante corresponde al cluster

donde el estudiante tendrá mayor probabilidad de pertenecer. A partir de esa clasificación se estima el percentil de rendimiento académico esperado que tendría el estudiante.

Tabla 40 Funciones discriminantes lineales de Fisher según cluster

Nombre de la escala	Dimensiones de la escala	Funciones discriminantes lineales de Fisher según cluster		
		Bajo	Medio	Alto
<b>Auto eficacia percibida</b>	Autoeficacia general	-9.709	-11.322	-10.491
<b>Autorregulación del aprendizaje</b>	Conciencia metacognitiva activa	-.772	-1.060	-1.064
	Control y verificación	.414	.636	.357
	Procesamiento activo durante las clases	.746	1.306	1.011
<b>Actitudes generales a los estudios</b>	Actitud por el gusto por el estudio	2.401	2.106	3.155
<b>Motivación educativa</b>	Regulación introyectada	-.340	-.520	-.407
<b>Responsabilidad</b>	Responsabilidad: Constancia	1.557	1.786	1.573
<b>Estilos de aprendizaje (CHAEA)</b>	Activo	.248	.272	.157
	Reflexivo	.412	.505	.555
	Teórico	.297	.293	.375
<b>Approaches and Study Skills Inventory for Students (ASSIST)</b>	Control de la eficacia	4.388	4.693	5.079
	Administración del tiempo	.251	1.337	.792
	Assis Profundo	-.579	-.616	-.805
	Assis Estratégico	-.180	-.547	-.299
<b>Estrategia de aprendizaje</b>	Estrategia de aprendizaje: Control de contexto	1.001	1.306	1.310
<b>Clima de clase</b>	Clima Primer orden	5.200	5.626	5.857
<b>Opinión sobre sistema de evaluación</b>	Evaluación de los aprendizajes: La evaluación es un indicador de aprendizaje	.648	.127	.414
<b>Utilización de recursos en la Universidad y en la casa</b>	Uso de la biblioteca en todas sus opciones	-4.486	-5.477	-5.887
	Consulta por teléfono y correo a la Cátedra	-.229	-.167	1.094
	Material didáctico escrito	-.931	-.168	.045
<b>Número de horas de estudio semanales</b>	Número de horas de estudio semanales	-.219	-.299	-.145
<b>Promedio de horas de estudio por asignatura</b>	Promedio de horas de estudio por asignatura	.567	.879	.602
<b>Escolaridad del padre</b>	Escolaridad del Padre	2.542	3.132	3.343
<b>Escolaridad de la madre</b>	Escolaridad de la Madre	3.346	3.733	4.306
<b>Actividad física</b>	Actividad física total	-.001	-.001	-.001
<b>Número de estudiantes en el grupo</b>	Número de estudiantes en el aula	-.506	-.714	-.711
<b>Rendimiento del curso anterior</b>	Promedio ponderado declarado último cuatrimestre	4.707	5.225	5.571
<b>Nota de Bachillerato</b>	Nota promedio del examen de Bachillerato	1.988	2.460	2.512
	(Constante)	-181.484	-207.577	-226.423

## 6.5 Operacionalización del modelo estadístico

Este modelo se ha operacionalizado mediante una APPS denominada Academic Achievement Score Projection (AASP) que consiste en una aplicación para teléfonos móviles. En las Figura 65 se muestra como aparece la APP en Play Store y en las Figura 66, Figura 67 y Figura 68 se visualizan las tres primeras pantallas cuando el usuario accede a la APPS.

Los resultados que AASP ofrece a los estudiantes se presentan en las Figura 69, Figura 70, Figura 71 y Figura 72; en esta última imagen la modalidad es indicando los tres colores del semáforo, verde si la situación es adecuada y positiva para el estudiante, amarillo señala que el estudiante debe poner atención a ese aspecto pero que no es crítica y el color rojo llama a poner toda la atención en la situación, es un estado de alerta inmediata.

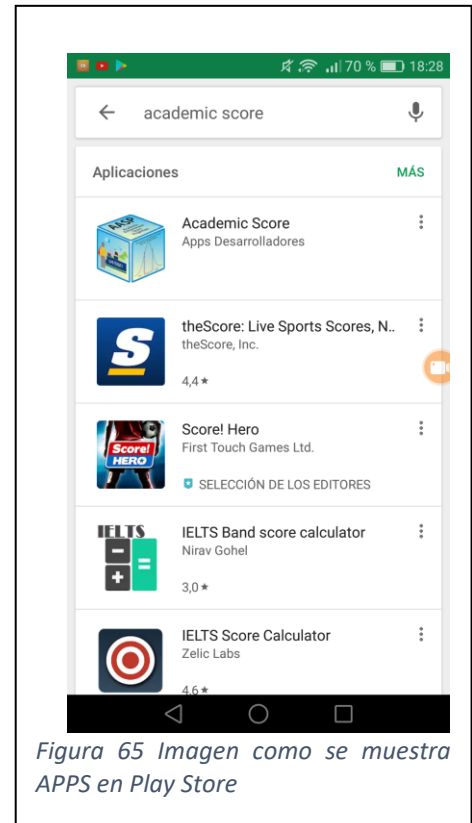


Figura 65 Imagen como se muestra APPS en Play Store



Figura 66 Visualización del icono de AASP Academic Score

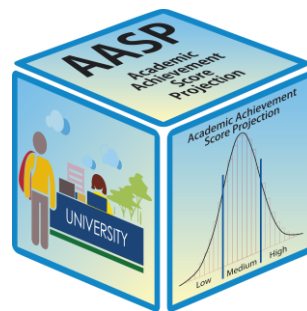


Figura 67 Primera pantalla que aparece al acceder la APPS

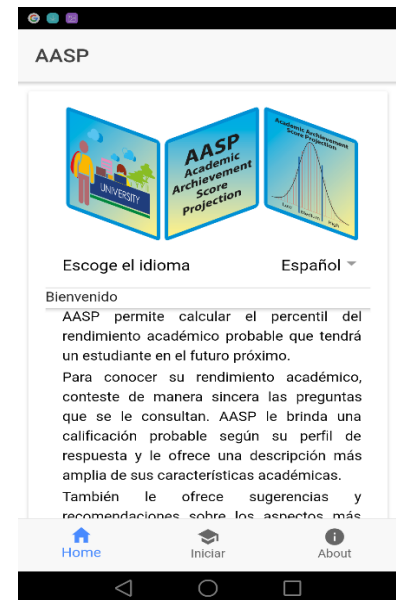


Figura 68 Pantalla de Bienvenida, instrucciones y selección de idioma



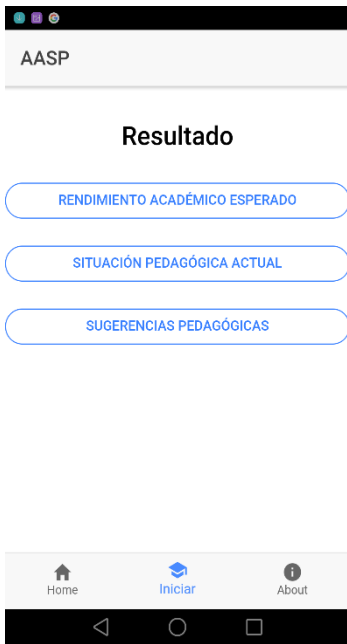


Figura 69 Pantalla que muestra las tres opciones de resultados

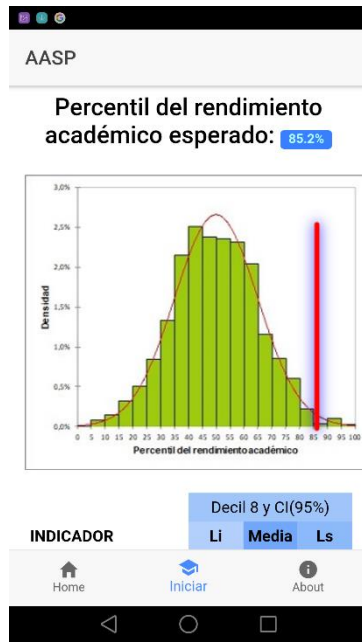


Figura 70 Gráfico sobre el percentil de rendimiento académico esperado

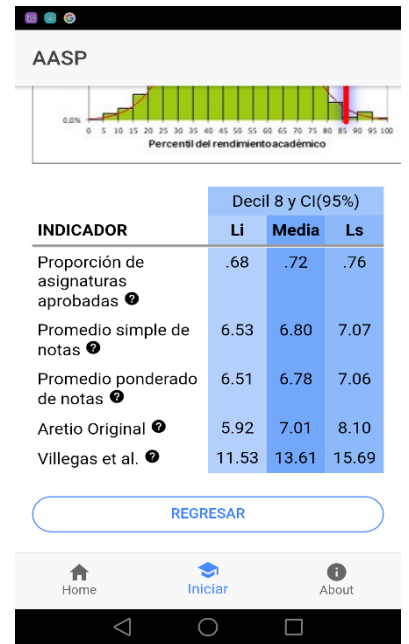


Figura 71 Indicadores de rendimiento académico esperado



Figura 72 Situación pedagógica actual del estudiante según colores del semáforo

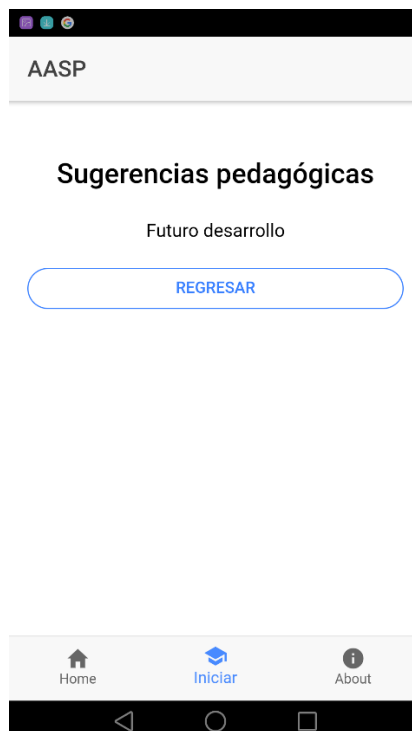


Figura 73 Sugerencias pedagógicas (Pendiente de desarrollo)

---

## CONCLUSIONES

El objetivo de este trabajo es encontrar un modelo estadístico pedagógico de predicción del rendimiento académico de los estudiantes para la toma de decisiones administrativas y académicas con impacto en el mejoramiento continuo del estudiante, a partir de la información publicada en la literatura especializada, en los últimos 50 años y de la consulta directa a estudiantes universitarios. El análisis exhaustivo, tanto de las herramientas estadísticas utilizadas, como de los artículos que tratan el rendimiento académico, nos ha permitido llegar a las siguientes conclusiones:

1. No hay unanimidad en la forma de evaluar el rendimiento académico, lo cual complica los estudios comparativos.
2. Se han identificado más de 270 variables que los investigadores han explorado, para explicar el rendimiento académico, en los últimos 50 años.
3. Los hallazgos de los diferentes investigadores no son concordantes en cuanto a cuáles de estas variables están significativamente asociadas con el rendimiento académico y cuáles no; probablemente porque las herramientas estadísticas utilizadas no capturan ni las interrelaciones ni las interacciones entre las variables predictoras.
4. La búsqueda de variables latentes para reducir la alta dimensionalidad del problema tampoco es un tema resuelto en la literatura estadística especializada. Hay una gran controversia a la hora de seleccionar la técnica más adecuada.
5. Nuestra contribución a nivel teórico se centra en la Descomposición CUR, técnica de muy reciente aparición, aplicable al análisis de matrices de altas dimensiones, la cual centra su atención en la búsqueda de las variables relevantes. Se propone un algoritmo que consiste en la selección de las mejores columnas y filas según la distribución de probabilidad de los puntajes leverage, sobre las  $k$  componentes utilizadas para su cálculo. Se ajusta la distribución empírica de los puntajes leverage a una distribución teórica existente para cada uno de los  $k$  componentes, con los que se puede calcular los puntajes leverage ( $k < N$ ), escogiendo aquellas columnas y filas en las que se acumule esa probabilidad
6. Se ha creado el software denominado Dinamic CUR que dinamiza la búsqueda de las mejores columnas y filas; aquellas que minimizan la diferencia entre la matriz original y la matriz aproximada CUR.

- 
7. La propuesta teórica y el software desarrollado nos ha permitido identificar las cuarenta variables más relevantes con el rendimiento académico según la descomposición CUR, estas son: la autoeficacia percibida, la autorregulación del aprendizaje, la actitud que tienen los estudiantes hacia los estudios, la motivación académica, la constancia, el estilo de aprendizaje, la administración del tiempo, la opinión sobre el sistema de evaluación de los aprendizajes, el uso de los recursos didácticos que ofrece la universidad, son algunas de las más relevantes.
  8. El promedio de horas que le dedican a los estudios por semana, la realización de actividad física y la escolaridad de los padres son variables significativas, pero no las más relevantes, al contrario de lo que se ha creído hasta ahora. El clima de clase y el número de estudiantes en las tutorías son dos aspectos externos no inherentes al estudiante, pero también con alta influencia en el rendimiento académico.
  9. En un proceso de análisis y depuración de variables para encontrar las variables de mayor fortaleza estadística para predecir el rendimiento académico, se sometieron al análisis discriminante las variables identificadas del metaanálisis, de la descomposición CUR y del análisis de variancia univariado, mejorando de un total de 200 variables a 84 variables importantes y terminando con un modelo de 28 variables altamente significativas.
  10. Con estas 28 variables y dimensiones ha sido posible construir y desarrollar un modelo de predicción del percentil esperado del rendimiento académico, así como una estimación puntual y por intervalo del 95% de los cinco indicadores de rendimiento académico definidos en esta investigación.
  11. Este modelo ha sido implementado en una APP, denominada “Academic Achievement Score Projection, AASP”, manejable desde los móviles, que permitirá a los estudiantes predecir su rendimiento académico y las variables con mayor impacto. Controlando esas variables podrán modificar su rendimiento. Esta APP está disponible en Play Store y Iphone con el nombre “Academic Score”.

---

## REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- Abdi, H., Williams, L., Valentin, D., & Bannani, M. (2012). STATIS and DISTATIS: Optimum multitable principal component analysis and three way metric multidimensional scaling. *Computational Statistics*, 4(2), 124–167. <http://doi.org/10.1002/wics.198>
- Al-Nasir, F. A. L., & Robertson, A. S. (2001). Can selection assessments predict students' achievements in the premedical year?: A study at Arabian Gulf University. *Education for Health*, 14(2), 277–286. <http://doi.org/10.1080/13576280110056618>
- Al-Qahtani, M. F., & Al-Sheikh, M. (2012). Assessment of educational environment of surgical theatre at a teaching hospital of a saudi university: Using surgical theatre educational environment measures. *Oman Medical Journal*, 27(3), 217–223. <http://doi.org/10.5001/omj.2012.49>
- Al-Qudah, F. Z. M. (2012). Improving English Pronunciation through Computer-Assisted Programs in Jordanian Universities. *Journal of College Teaching & Learning*, 9(3), 201–208. Retrieved from <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=eric&AN=EJ1000850&site=ehost-live>
- Aldroubi, A., Hamm, K., Koku, A. B., & Sekmen, A. (2017). CUR Decompositions, Similarity Matrices, and Subspace Clustering, 1–30. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1711.04178>
- Ali Tavabi, A., & Iran-Pour, E. (2011). The association between religious beliefs and mental health amongst medical students. *Journal of the Pakistan Medical Association*, 61(2), 135–138. Retrieved from <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-79251521511&partnerID=40&md5=f06e5cba5f0056e3eb2ce1354f6dcd7a>
- Alrabai, F. (2016). The Effects of Teachers' In-Class Motivational Intervention on Learners' EFL Achievement. *Applied Linguistics*, 37(3), 307–333. <http://doi.org/10.1093/applin/amu021>
- Alshehri, S. A., Alshehri, A. F., & Erwin, T. D. (2012). Measuring the Medical School Educational Environment: Validating an Approach from Saudi Arabia. *Health Education Journal*, 71(5), 553–564. Retrieved from <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=eric&AN=EJ988958&site=ehost-live>
- Álvarez, V., García, E., Gil, J., Romero, S., & Rodríguez, J. (1999). El rendimiento académico en la Universidad desde la perspectiva del alumnado. *Revista Española de Orientación y Psicopedagogía*, 10(17), 23–42. Retrieved from <http://bit.ly/1VTZAKn>
- Alzahrani, M. G. (2017). The effect of using online discussion forums on students' learning. *The Turkish Online Journal of Educational Technology*, 16(1), 164–176. Retrieved from <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=psyh&AN=2017-32091-015&site=ehost-live>
- Anderson, D. G., Du, S. S., Melgaard, C., Wu, K., Gu, M., & Mahoney, M. W. (2015). Spectral gap error bounds for improving CUR matrix decomposition and the nyström method. *Journal of Machine Learning Research*, 38, 19–27. Retrieved from <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84954309608&partnerID=40&md5=b1cef6641bd6fbf815fd47c5372a3512>
- Anderton, R., Hine, G., & Joyce, C. (2017). Secondary school mathematics and science matters: Academic performance for secondary students transitioning into university allied health and science courses. *International Journal of Innovation in Science and Mathematics Education*, 25(1), 34–47. Retrieved from <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85018665891&partnerID=40&md5=fcedb86e1a140028bad56404d767de8f>
- Aranguren, M.; Irrazabal, N. (2012). A Scale for the Evaluation of Creativity Behavior in Different Domains: Development and Design. *Ciencias Psicológicas*, VI(1), 29–41. Retrieved from <http://www.redalyc.org/pdf/4595/459545416004.pdf>
- Aritzeta, A., Soroa, G., Balluerka, N., Muela, A., Gorostiaga, A., & Aliri, J. (2017). Reducing Anxiety and Improving Academic Performance Through a Biofeedback Relaxation Training Program. *Applied Psychophysiology and Biofeedback*, 42(3), 193–202. <http://doi.org/10.1007/s10484-017-9367-z>
- Asamblea Nacional Constituyente. Constitución política (1949). Costa Rica. Retrieved from <http://bit.ly/1dyv988>
- Asawa, K., Sen, N., Bhat, N., Tak, M., Sultane, P., & Mandal, A. (2017). Influence of sleep disturbance, fatigue,

- 
- vitality on oral health and academic performance in Indian dental students. *Clujul Medical*, 90(3), 333–343. <http://doi.org/10.15386/cjmed-749>
- Asiamah, D. D. (2010). *African Self-Consciousness and academic outcomes among African-American students at a Predominantly White University: An examination of the mediating role of*. Retrieved from <http://search.proquest.com/openview/cebdd4d4a234a4d2df8c6d9f124130d2/1?pq-origsite=gscholar&cbl=18750&diss=y>
- Astin, A. W., & Sax, L. J. (1998). How undergraduates are affected by service participation. *Journal of College Student Development*, 39(3), 251–263. Retrieved from <http://bit.ly/1TX8NMF>
- Bahsi, I., Cetkin, M., Orhan, M., Kervancioglu, P., Sayin, S., & Ayan, H. (2017). Evaluation of attention-motivation level, studying environment and methods of medical faculty students. *European Journal of Therapeutics*, 23(1), 1–7. <http://doi.org/10.5152/EurJTher.2017.06074>
- Bandura, A. (1977). Self-efficacy: Toward a Unifying Theory of Behavioral Change. *Psychological Review*, 84(2), 191–215. <http://doi.org/10.1037/0033-295X.84.2.191>
- Bandura, A. (1978). Reflections on self-efficacy. *Advances in Behaviour Research and Therapy*, 1(4), 237–269. [http://doi.org/10.1016/0146-6402\(78\)90012-7](http://doi.org/10.1016/0146-6402(78)90012-7)
- Bandura, A. (1982). Self-efficacy mechanism in human agency. *American Psychologist*, 37(2), 122–147.
- Bandura, A. (1986). The explanatory and predictive scope of self-efficacy theory. *Journal of Clinical and Social Psychology*, 4(3), 359–373. <http://doi.org/http://dx.doi.org/10.1521/jscp.1986.4.3.359>
- Bandura, A. (1993). Perceived Self-Efficacy in Cognitive Development and Functioning. *Educational Psychologist*, 28(2), 117–148. [http://doi.org/10.1207/s15326985ep2802\\_3](http://doi.org/10.1207/s15326985ep2802_3)
- Bandura, A. (2012). On the functional properties of perceived self-efficacy revisited. *Journal of Management*, 38(1), 9–44. <http://doi.org/10.1177/0149206311410606>
- Barahona, P. (2014). Factores determinantes del rendimiento académico de los estudiantes de la Universidad de Atacama. *Estudios Pedagógicos*, 40(1), 25–39. <http://doi.org/10.4067/S0718-07052014000100002>
- Barrow, H.S.; Tamblyn, R. M. (1980). *Problem-based learning: An approach to medical education*. Springer Publishing Company.
- Bers, T. (1994). English proficiency, course patterns, and academic achievements of limited-English-proficient... *Research in Higher Education*, 35(2), 209. Retrieved from <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=a9h&AN=9502074415&site=ehost-live>
- Biniaminov, I., & Glasman, N. S. (1983). School Determinants of Student Achievement in Secondary Education. *American Educational Research Journal*, 20(2), 251–268. <http://doi.org/10.3102/00028312020002251>
- Blanco, H., Martínez, M., Zueck, M., & Gastélum, G. (2011). Análisis psicométrico de la Escala de autoeficacia en conductas académicas en universitarios de primer ingreso. *Actualidades Investigativas En Educación*, 11, 1–27. Retrieved from <http://bit.ly/1UW4CWu>
- Blickle, G. (1996). Personality traits, learning strategies, and performance. *European Journal of Personality*, 10(5), 337–352. [http://doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-0984\(199612\)10:5<337::AID-PER258>3.0.CO;2-7](http://doi.org/10.1002/(SICI)1099-0984(199612)10:5<337::AID-PER258>3.0.CO;2-7)
- Bloom, B. S. (2007). *Taxonomía de los objetivos de la educación. La clasificación de las metas educacionales. La clasificación de las metas educacionales Manuales I y II. Biblioteca Nuevas Orientaciones de la Educación*. Retrieved from [http://www.terras.edu.ar/biblioteca/11/11DID\\_Bloom\\_1\\_Unidad\\_2.pdf](http://www.terras.edu.ar/biblioteca/11/11DID_Bloom_1_Unidad_2.pdf)
- Blumen, S., Rivero, C., & Guerrero, D. (2011). Universitarios en educación a distancia: estilos de aprendizaje y rendimiento académico. *Revista de Psicología*, 29(2), 225–243. Retrieved from <http://bit.ly/1YfJjPZ>
- Boateng, K., Plopper, B. L., & Keith, D. M. (2016). Shared Faculty-Student Lifestyle Habits and Their Implications for College Student Retention. *Journal of College Student Retention-Research Theory & Practice*, 18(3), 310–332. <http://doi.org/10.1177/1521025115622783>
- Bodger, O., Byrne, A., Evans, P. A., Rees, S., Jones, G., Cowell, C., ... Williams, R. (2011). Graduate entry medicine: selection criteria and student performance. *PLoS One*, 6(11), e27161–e27161. Retrieved from <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3221664/?tool=pubmed>

- 
- Bodor, A. A., Csabai, I. I. I., Mahoney, M. W., & Solymosi, N. (2012). rCUR: an R package for CUR matrix decomposition. *BMC BIOINFORMATICS*, *13*(1), 103. <http://doi.org/10.1186/1471-2105-13-103>
- Boersma, F., & Chapman, J. (1981). Academic self-concept, achievement expectations, and locus of control in elementary learning disabled children. *Canadian Journal of Behavioural Sciences*, *13*(4), 349–358. <http://doi.org/10.1037/h0081208>
- Borenstein, M., Hedges, L., Higgins, J., & Rothstein, H. (2009). *Introduction to Meta-Analysis*. Jhon Wiley & Sons, Ltd. <http://doi.org/10.1002/9780470743386>
- Boutsidis, C., & Woodruff, D. P. (2014). Optimal CUR matrix decompositions. In *Proceedings of the Annual ACM Symposium on Theory of Computing* (pp. 353–362). New York, NY: Association for Computing Machinery. <http://doi.org/10.1145/2591796.2591819>
- Boutsidis, C., & Woodruff, D. P. (2017). OPTIMAL CUR MATRIX DECOMPOSITIONS. *SIAM JOURNAL ON COMPUTING*, *46*(2), 543–589. <http://doi.org/10.1137/140977898>
- Brophy, J. (1986). Teacher influences on student achievement. *American Psychologist*, *41*(10), 1069–1077. <http://doi.org/10.1037/0003-066X.41.10.1069>
- Brown, T.; Moore, M. (2012). Confirmatory factor analysis for applied research. In R. H. Hoyle (Ed.), *Handbook of Structural Equation Modeling* (1st ed., pp. 361–379). New York, NY: The Guilford Press. Retrieved from <http://bit.ly/2DY2msZ>
- Brown, G. T. L., Harris, L. R., O'Quin, C., & Lane, K. E. (2015). Using multi-group confirmatory factor analysis to evaluate cross-cultural research: identifying and understanding non-invariance. *International Journal of Research and Method in Education*, *40*(1), 66–90. <http://doi.org/10.1080/1743727X.2015.1070823>
- Bulstrode, C., Gallagher, F. A., Pilling, E. L., Furniss, D., & Proctor, R. D. (2003). A randomised controlled trial comparing two methods of teaching medical students trauma and orthopaedics: Traditional lectures versus the “donut round.” *Surgeon*, *1*(2), 76–80. [http://doi.org/10.1016/S1479-666X\(03\)80119-1](http://doi.org/10.1016/S1479-666X(03)80119-1)
- Busato, V., Prins, F., Elshout, J., & Hamaker, C. (2000). Intellectual ability, learning style, personality, achievement motivation and academic success of psychology students in higher education. *Personality and Individual Differences*, *29*(6), 1057–1068. [http://doi.org/10.1016/S0191-8869\(99\)00253-6](http://doi.org/10.1016/S0191-8869(99)00253-6)
- Byrne, B. (2001). *Structural Equation Modeling With AMOS Basic Concepts, Applications, and Programming*. New York: Psychology Press.
- Byrne, B. M., & van de Vijver, F. J. R. (2017). The maximum likelihood alignment approach to testing for approximate measurement invariance: A paradigmatic cross-cultural application. *Psicothema*, *29*(4), 539–551. <http://doi.org/10.7334/psicothema2017.178>
- Cabrera, P. (2016). Revisión sistemática de la producción española sobre rendimiento académico entre 1980 y 2011. *Revista Complutense de Educacion*, *27*(1), 119–139. [http://doi.org/doi.org/10.5209/rev\\_RCED.2016.v27.n1.45293](http://doi.org/doi.org/10.5209/rev_RCED.2016.v27.n1.45293)
- Cacioppo, J., Petty, R., Feinstein, J., & Blair, W. (1996). Dispositional differences in cognitive motivation: The life and times of individuals varying in need for cognition. *Psychological Bulletin*, *119*(2), 197–253. <http://doi.org/10.1037/0033-2909.119.2.197>
- Cadima, J., & Jolliffe, I. T. (1995). Loadings and correlations in the interpretation of principal components. *Journal of Applied Statistics*, *22*(2), 203–214. <http://doi.org/10.1080/757584614>
- Caiafa, C. F., & Cichocki, A. (2009). Methods for factorization and approximation of tensors by partial fiber sampling. In *CAMSAP 2009 - 2009 3rd IEEE International Workshop on Computational Advances in Multi-Sensor Adaptive Processing* (pp. 73–76). Aruba. <http://doi.org/10.1109/CAMSAP.2009.5413235>
- Caiafa, C. F., & Cichocki, A. (2010). Generalizing the column-row matrix decomposition to multi-way arrays. *Linear Algebra and Its Applications*, *433*(3), 557–573. <http://doi.org/10.1016/j.laa.2010.03.020>
- Canabal, M. (1998). College student degree of participation in the labor force: Determinants and relationship to school performance. *College Student Journal; College Student Journal*, *32*(4), 597–605. Retrieved from <http://bit.ly/1PT6erB>

- 
- Canfield, J., & Wells, H. (1976). *100 Ways to Enhance Self-Concept in the Classroom: A Handbook for Teachers and Parents*. ERIC.
- Cardoso, E., & Cerecedo, M. (2011). Propuesta de indicadores para evaluar la calidad de un programa de posgrado en Educación. *Revista Electrónica de Investigación Educativa*, *13*, 68–82. Retrieved from <http://bit.ly/2DuRzt1>
- Carrasco, M., & Del Barrio, M. (2002). Evaluación de la autoeficacia en niños y adolescentes. *Psicothema*, *14*(2), 323–332. Retrieved from <http://bit.ly/1TeAIYx>
- Cashdan, S., & Welsh, G. (1966). Personality correlates of creative potential in talented high school students. *Journal of Personality*, *34*(3), 445–55. <http://doi.org/10.1111/j.1467-6494.1966.tb01726.x>
- Celorrio, R. (1999). Factores de influencia en el rendimiento educativo. *Revista de Ciencias de La Educación*, *177*(9), 7–34. Retrieved from <http://bit.ly/25NYuLE>
- Cerrato, S. M., Sallent, S. B., Aznar, F. C., Pérez, E. G., & Carrasco, M. G. (2011). Análisis psicométrico de la escala multidimensional de autoconcepto AF5 en una muestra de adolescentes y adultos de Cataluña. *Psicothema*, *23*(4), 871–878. Retrieved from <http://bit.ly/2vUIgXg>
- Chamorro-Premuzic, T., & Furnham, A. (2003). Personality predicts academic performance: Evidence from two longitudinal university samples. *Journal of Research in Personality*, *37*(4), 319–338. [http://doi.org/10.1016/S0092-6566\(02\)00578-0](http://doi.org/10.1016/S0092-6566(02)00578-0)
- Cheung, G. W., & Rensvold, R. B. (2002). Evaluating Goodness-of-Fit Indexes for Testing Measurement Invariance. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, *9*(2), 233–255. Retrieved from <http://bit.ly/2pDISHz>
- Choi, B., Granero, R., & Pak, A. (2010). Catalog of bias in health questionnaires. *Rev Costarr Salud Pública*, *19*(2), 106–118. Retrieved from <http://www.scielo.sa.cr/pdf/rcsp/v19n2/art08v20n2.pdf>
- Cichocki, A. (2014). *Era of Big Data Processing: A New Approach via Tensor Networks and Tensor Decompositions*. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1403.2048>
- CIDREB Centro de Información y Documentación. (1992). *Acontecer Universitario. (Memoria) Edición Especial 1977-1992*. San Jose; Costa Rica.
- Clifton, R. A., Perry, R. P., Stubbs, C. A., & Roberts, L. W. (2004). Faculty Environments, Psychosocial Dispositions, and the Academic Achievement of College Students. *Research in Higher Education*, *45*(8), 801–828. <http://doi.org/10.1007/s11162-004-5950-2>
- Coleman, J. (1966). *Equality of Educational Opportunity*. National Center for Educational Statistics. Retrieved from <http://1.usa.gov/1IOxgxm>
- Coleman, J. (1967). *The concept of Equality of Educational Opportunity (Report N. ED 015 157)*. Retrieved from <http://1.usa.gov/1IOxgxm>
- Crespo, N., & Pizarro, R. (1998). Inteligencias múltiples y aprendizajes escolares. *Investigación Educativa*, *2*(3), 69–74. Retrieved from <http://bit.ly/24C524a>
- Cupani, M. (2012). Análisis de Ecuaciones Estructurales: conceptos, etapas de desarrollo y un ejemplo de aplicación. *Revista Tesis, N.1*, 186–199. Retrieved from <http://bit.ly/1tcgszH>
- Cuzzocrea, A., & Bertino, E. (2013). Further theoretical contributions to a privacy preserving distributed OLAP framework. In *Proceedings - International Computer Software and Applications Conference* (pp. 234–239). Boston, MA. <http://doi.org/10.1109/COMPSAC.2013.39>
- Cuzzocrea, A., & Bertino, E. (2014a). A comprehensive theoretical framework for privacy preserving distributed OLAP. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, *8842*, 117–136. Retrieved from <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84910146794&partnerID=40&md5=2059a6fb46ce63652aef1cfbac039d67>
- Cuzzocrea, A., & Bertino, E. (2014b). Theory-inspired optimizations for privacy preserving distributed OLAP algorithms. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, *8480 LNAI*, 439–453. <http://doi.org/10.1007/978-3-319->

- D'Allegro, M. Lou, & Kerns, S. (2010). Is there such a thing as too much of a good thing when it comes to education? Reexamining first generation student success. *Journal of College Student Retention: Research, Theory and Practice*, 12(3), 293–317. <http://doi.org/10.2190/CS.12.3.c>
- Dawson-Saunders, B., & Doolen, D. R. (1981). An alternative method to predict performance: Canonical redundancy analysis. *Journal of Medical Education*, 56(4), 295–300. Retrieved from <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-0019795002&partnerID=40&md5=88a29a2ba4471fd2582bf7ceed701f47>
- De Clercq, M., Galand, B., Dupont, S., & Frenay, M. (2013). Achievement among first-year university students: an integrated and contextualised approach. *European Journal of Psychology of Education*, 28(3), 641–662. <http://doi.org/10.1007/s10212-012-0133-6>
- de la Fuente, J., Sander, P., Martínez-Vicente, J. M., Vera, M., Garzón, A., & Fadda, S. (2017). Combined Effect of Levels in Personal Self-Regulation and Regulatory Teaching on Meta-Cognitive, on Meta-Motivational, and on Academic Achievement Variables in Undergraduate Students. *Frontiers in Psychology*, 8. <http://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.00232>
- De Miguel, F., & Arias, J. (1999). La evaluación del rendimiento inmediato en la enseñanza universitaria. *Revista de Educación*, 320, 353–377. Retrieved from <http://bit.ly/1H1QGAT>
- De Raad, B., & Schouwenburg, H. (1996). Personality in learning and education. *European Journal of Personality*, 10(5), 303–336. [http://doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-0984\(199612\)10:5<303::AID-PER262>3.0.CO;2-2](http://doi.org/10.1002/(SICI)1099-0984(199612)10:5<303::AID-PER262>3.0.CO;2-2)
- Delfino, J. A. (1986). Los Determinantes del Aprendizaje y la Asignación de Recursos Escolares. *Revista de Economía y Estadística*, 27(1), 69–101. Retrieved from <http://bit.ly/29u9bVA>
- Dersimonian, R., & Laird, N. (1986). Meta-Analysis in Clinical Trials\*. *Statistics in Medicine*, 188, 177–188. [http://doi.org/10.1016/0197-2456\(86\)90046-2](http://doi.org/10.1016/0197-2456(86)90046-2)
- Dhandabani, L., & Sukumaran, R. (2015). Exploring the relationship between academic performances and brain dominances. *Indian Journal of Science and Technology*, 8(9), 889–896. <http://doi.org/10.17485/ijst/2015/v8i9/56513>
- Diseth, A. (2010). Validation of a Norwegian Version of the Approaches and Study Skills Inventory for Students (ASSIST): Application of structural equation modeling. *Scandinavian Journal of Educational Research*, 45(1), 381–394. Retrieved from <http://bit.ly/2BihDSx>
- Drineas, P., Kannan, R., & Mahoney, M. W. (2006). Fast Monte Carlo algorithms for matrices III: Computing a compressed approximate matrix decomposition. *SIAM Journal on Computing*, 36(1), 184–206. <http://doi.org/10.1137/S0097539704442702>
- Drineas, P., Kannan, R., & Mahoney, M. W. (2008). Sampling subproblems of heterogeneous max-cut problems and approximation algorithms. *Random Structures and Algorithms*, 32(3), 307–333. <http://doi.org/10.1002/rsa.20196>
- Drineas, P., & Mahoney, M. W. (2016). RandNLA: Randomized Numerical Linear Algebra. *COMMUNICATIONS OF THE ACM*, 59(6), 80–90. <http://doi.org/10.1145/2842602>
- Drineas, P., Mahoney, M. W., & Muthukrishnan, S. (2008). Relative-error cur matrix decompositions. *SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications*, 30(2), 844–881. <http://doi.org/10.1137/07070471X>
- Duran, P., Maside, J. M., Rodeiro, D., & Cantorna, S. (2016). Determinants Of Students' Performance In An Accounting Subject: The Case Of Students At USC. *Redu-Revista de Docencia Universitaria*, 14(1), 151–178. <http://doi.org/10.4995/redu.2016.5803>
- Eckart, C., & Young, G. (1936). The approximation of one matrix by another of lower rank. *Psychometrika*, 1(3). Retrieved from <https://link.springer.com/article/10.1007/BF02288367>
- Edel, R. (2003). El rendimiento académico: Concepto, investigación y desarrollo. *Revista Electrónica Iberoamericana Sobre Calidad, Eficacia y Cambio En Educación*, 2(2), 1–15. Retrieved from <http://bit.ly/1iW7FKs>



- 
- Entwistle, N. (2000). How students learn and study. *The Higher Education Academy*. Retrieved from <http://bit.ly/2DzEvIj>
- Entwistle, N., McCune, V., & Tait, H. (2013). *Approaches and Study Skills Inventory for Students (ASSIST): Report of the Development and Use of the Inventories*. Retrieved from <http://www.etl.tla.ed.ac.uk/questionnaires/ASSIST.pdf>
- Esteban, M., Bernardo, A., Tuero, E., Cervero, A., & Casanova, J. (2017). Variables that influence academic performance and university persistence. *European Journal of Education and Psychology, 10*(2), 75–81. <http://doi.org/10.1016/j.ejeps.2017.07.003>
- Ewert, S. (2012). Fewer Diplomas for Men: The Influence of College Experiences on the Gender Gap in College Graduation. *The Journal of Higher Education, 83*(6), 824–850. <http://doi.org/10.1080/00221546.2012.11777271>
- Farsides, T., & Woodfield, R. (2007). Individual and gender differences in good and first-class undergraduate degree performance. *British Journal of Psychology, 98*(3), 467–483. <http://doi.org/10.1348/000712606X150246>
- Fernández, E. (2001). ¿Cuál es el papel del alumnado dentro del proceso de enseñanza-aprendizaje en la universidad? *Revista de Educación, 325*, 201–217. Retrieved from <http://bit.ly/2njxo7u>
- Fieder, M., Prossinger, H., Iber, K., Schaefer, K., Wallner, B., & Huber, S. (2006). Season of birth contributes to variation in university examination outcomes. *American Journal of Human Biology, 18*(5), 714–717. <http://doi.org/10.1002/ajhb.20539>
- Fisher, R. A. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of Human Genetics, 7*(2), 179–188. Retrieved from <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/j.1469-1809.1936.tb02137.x>
- Flores, M., & Simonsson, M. (2012). Determining college performance of allied health students. *Radiol Technol, 83*(4), 325–336. Retrieved from <http://pesquisa.bvsalud.org/portal/resource/es/mdl-22461342>
- Fullana, J. (1998). La búsqueda de factores protectores del fracaso escolar en niños en situación de riesgo mediante un estudio de caso. *Revista de Investigación Educativa, 16*, 47–70. Retrieved from <http://bit.ly/1RXkPXF>
- Gadotti, M. (2002). Los aportes de Paulo Freire a la pedagogía crítica. *Revista Educación, 26*(2), 51–62.
- Gallego, E., Diaz Barcos, V., Correa Hernando, E. C., Sanchez Espinosa, E., & Callejo Ramos, A. (2016). Influence of the Perceived Workload of Students on the Academic Performance Rates. *International Journal of Engineering Education, 32*(2, A), 670–681.
- Ganiron, T. jr. (2013). Accelerated Learning Techniques: Teaching Critical Thinking in Qassim University. *Journal of Proceedings of the 41st Annual Conference of the European Society for Engineering Education, (June)*, 16–20.
- García, A. (2014). El portafolio docente Un instrumento para evaluación y mejora de la práctica docente. *CIDUI VIII Congreso Internacional de Docencia Universitaria e Innovación*, 1–13. Retrieved from <http://bit.ly/1MJJAEQ>
- García, J. L. (1986). *Estudio empírico sobre el rendimiento académico en la enseñanza a distancia*. (U. N. de E. a Distancia, Ed.). Madrid España: Universidad Nacional de educación a distancia. Retrieved from <http://bit.ly/2DuUhyF>
- García, L. (1989). Los alumnos de la Universidad Nacional de Educación a Distancia (UNED) Española (elaboración de un índice). *Revista de Tecnología Educativa, 11*(1), 69–95. Retrieved from <http://bit.ly/1T7Zx9A>
- Gardner, H. (2011). *Frames of mind: The theory of multiple intelligences*. Hachette UK.
- Gardner, H., & Hatch, T. (1989). Educational Implications of the Theory of Multiple Intelligences. *Educational Researcher, 18*(8), 4–10. <http://doi.org/10.3102/0013189X018008004>
- Gargallo, B., Suarez-Rodríguez, J. M., & Pérez-Pérez, C. (2009). El Cuestionario CEVEAPEU. Un Instrumento para la Evaluación de las Estrategias de Aprendizaje de los Estudiantes Universitarios. *Relieve, 15*(2), 1–

---

31. [http://doi.org/10.1016/S1138-6045\(07\)73665-1](http://doi.org/10.1016/S1138-6045(07)73665-1)

- Ghenghesh, P. (2015). The relationship between English language proficiency and academic performance of university students – should academic institutions really be concerned? *International Journal of Applied Linguistics and English Literature*, 4(2), 91–97. <http://doi.org/10.7575/aiac.ijalel.v.4n.2p.91>
- Goldberg, L. R., John, O., Kaiser, H., Lanning, K., & Peabody, D. (1990). An Alternative “Description of Personality”: The Big-Five Factor Structure. *Journal of Personality and Social Psychology*, 59(6), 1216–1229. <http://doi.org/10.1037//0022-3514.59.6.1216>
- Gomez-Benito, J., Balluerka, N., Gonzalez, A., Widaman, K. F., & Padilla, J.-L. (2017). Detecting differential item functioning in behavioral indicators across parallel forms. *Psicothema*, 29(1), 91–95. <http://doi.org/10.7334/psicothema2015.112>
- González, M. A. & López, E. (1985). Factores del rendimiento universitario. *Revista Española de Pedagogía*, 43(169), 497–519. Retrieved from <http://bit.ly/1UFv3Nm>
- González, M. P. (1996). Factores escolares que determinan el rendimiento de los estudiantes: Reflexiones teórico-empíricas. *Innovación Educativa*, 6, 25–34. Retrieved from <http://bit.ly/1UhTweR>
- González, R., Piñeiro, I., Rodríguez, S., Suárez, J., & Valle, A. (1998). Variables Motivacionales, Estrategias de aprendizaje y Rendimiento Académico en Estudiantes Universitarios: un modelo de relaciones causales. *Revista de Orientación y Psicopedagogía*, 9(16), 2178–2229. Retrieved from <http://bit.ly/23fMZC5>
- Gormley, M. J., DuPaul, G. J., Weyandt, L. L., & Anastopoulos, A. D. (2016). First-Year GPA and Academic Service Use Among College Students With and Without ADHD. *Journal of Attention Disorders*, 1(14), 108705471562304. <http://doi.org/10.1177/1087054715623046>
- Gotzens, C. (1995). En busca de metodologías alternativas para el estudio del comportamiento docente: el recurso autobiográfico. *Psicología de La Instrucción*, 3, 103–128. Retrieved from <http://bit.ly/1PiB8Lm>
- Greer, T; Brown, P. (2011). Minority status stress and coping processes among African American college students. *Journal of Diversity in Higher Education*, 4(1), 26–38. Retrieved from <http://psycnet.apa.org/fulltext/2011-02565-001.html>
- Gürpınar, E., Zayım, N., Basarici, I., Gündüz, F., Asar, M., & Oguz, N. (2009). Kardiyoloji egitiminde e-öğrenme ve probleme dayali öğrenme entegrasyonu. TT - [E-learning and problem based learning integration in cardiology education]. *Anadolu Kardiyol Derg*, 9(3), 158–164. Retrieved from <http://pesquisa.bvsalud.org/portal/resource/es/mdl-19520647>
- Gutiérrez-domènech, M. (2009). Factores determinantes del rendimiento educativo : el caso de Cataluña. *Documentos de Economía “La Caixa,”* 15, 1–31. Retrieved from <http://bit.ly/1ZACW8a>
- Haldane, T., Shehmar, M., Macdougall, C. F., Price-Forbes, A., Fraser, I., Petersen, S., & Peile, E. D. (2012). Predicting success in graduate entry medical students undertaking a graduate entry medical program. *MEDICAL TEACHER*, 34(8), 659–664. <http://doi.org/10.3109/0142159X.2012.689030>
- Hambleton, R. K. (1996). Guidelines for adapting educational and psychological tests: A progress report. *European Journal of Psychological Assessment*, 10(3), 229–244. <http://doi.org/10.1027/1015-5759.11.3.147>
- Hamid, S., & Singaram, V. S. (2016). Motivated strategies for learning and their association with academic performance of a diverse group of 1st-year medical students. *African Journal of Health Professions Education*, 8(1), 104–107. <http://doi.org/10.7196/AJHPE.2016.v8i1.757>
- Hanushek, E. A., & Taylor, L. L. (1990). Alternative Assessments of the Performance of Schools : Measurement of State Variations in Achievement. *The University of Wisconsin Press Journal Division*, 25(2), 179–201. Retrieved from <http://stanford.io/2Dvs37g>
- Harris, D. (1940). Factor affecting College Grades: A review of the literature, 1930-1937. *Psychological Bulletin*, 37(3), 125–167. <http://doi.org/10.1037/h0021468>
- Hastie, T. (2015). Elastic-Net for Sparse Estimation and Sparse PCA Package ‘elasticnet.’ Retrieved from <http://bit.ly/2BuJL6D>
- Hatamyar, P. W., & Sullivan, T. P. (2011). Active Learning and Law School Performance. *Journal of*

---

*Multidisciplinary Research (1947-2900)*, 3(2), 67–81. Retrieved from <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=a9h&AN=65048627&site=ehost-live>

- Hausman, R. (1982). Constrained multivariate analysis. *Optimization in Statistics*, 137–151.
- Hederich-Martínez, Christian; Caballero-Domínguez, C. (2016). Validación del cuestionario Maslach Burnout Inventory-Student Survey ( MBI- SS ) en contexto académico colombiano. *Revista CES Psicología*, 9(1). <http://doi.org/doi.org/10.21615/cesp.9.1.1>
- Herrera, M., Nieto, S., Rodríguez, M. J., & Sánchez, M. C. (1999). Factores implicados en el rendimiento académico de los alumnos: Universidad de Salamanca. *Revista de Investigación Educativa*, 17(1995), 413–421. Retrieved from <http://bit.ly/1IQ19jj>
- Herrera, M.G., Aráoz, F., De Lafuente, G., D’jorge, I., Granado, J., Rivero, A. & Paz, T. (2005). Techniques for multilevel data: Application to the determinants of educational performance. *MPRA Munich Personal RePEc Archive*, (39944). Retrieved from <http://bit.ly/1LWsKjz>
- Higgins, J. P. T., Thompson, S. G., Deeks, J. J., & Altman, D. G. (2003). Measuring inconsistency in meta-analyses. *BMJ*, 327(7414), 557–560. <http://doi.org/10.1136/bmj.327.7414.557>
- Hinton, D. P., & Higson, H. (2017). A large-scale examination of the effectiveness of anonymous marking in reducing group performance differences in higher education assessment. *PLoS ONE*, 12(8), 1–16. Retrieved from <http://10.0.5.91/journal.pone.0182711>
- Honey, P. and Mumford, A. (1982). *The Manual of Learning Style*. (A. House, Ed.). Maidenhead, Berkshire, SL6 6HB: Maidenhead, Berkshire: Ardingly House.
- Honey, P. and Mumford, A. (1986a). *The Manual of Learning Styles*. (A. House, Ed.). Maidenhead, Berkshire, SL6 6HB: Maidenhead, Berkshire: Ardingly House.
- Honey, P. and Mumford, A. (1986b). *Using your Learning Styles*. (A. House, Ed.). Maidenhead, Berkshire, SL6 6HB: Maidenhead, Berkshire: Ardingly House.
- Honey, P. and Mumford, A. (1992). *The Manual of Learning Styles*. (A. House, Ed.). Maidenhead, Berkshire, SL6 6HB: Maidenhead, Berkshire: Ardingly House.
- Hoque, S., & Weil, B. (2016). The relationship between comfort perceptions and academic performance in university classroom buildings. *Journal of Green Building*, 11(1), 108–117. <http://doi.org/10.3992/jgb.11.1.108.1>
- Hossainy, F. N., Zare, H., Hormozi, M., Shaghghi, F., & Kaveh, M. H. (2012). Designing and implementing a situated learning program and determining its impact on the students’ motivation and learning. *Turkish Online Journal of Distance Education*, 13(2), 36–47. Retrieved from <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84861654117&partnerID=40&md5=67218597dc4ac932520ef33d4549dbd1>
- Hotelling, H. (1933). Analysis of a Complex of Statistical Variables Into Principal Components. *Journal of Educational Psychology*, 24(6), 417–441. <http://doi.org/10.1037/h0071325>
- Houglum, J. E., Aparasu, R. R., & Delfinis, T. M. (2005). Predictors of academic success and failure in a pharmacy professional program. *American Journal of Pharmaceutical Education*, 69(3), 283–289. Retrieved from <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-27644442801&partnerID=40&md5=5a67a889b326896b2b582bf7b2a63113>
- Howard, L., & Jerosch-Herold, C. (2000). Can entry qualifications be used to predict fieldwork and academic outcomes in occupational therapy and physiotherapy students? *British Journal of Occupational Therapy*, 63(7), 329–334. <http://doi.org/10.1177/030802260006300706>
- Howell, A. J. (2009). Flourishing: Achievement-related correlates of students’ well-being. *The Journal of Positive Psychology*, 4(1), 1–13. <http://doi.org/10.1080/17439760802043459>
- Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling*, 6(1), 1–55. <http://doi.org/10.1080/10705519909540118>
- Hulsman, R. L., Van Der Ende, J. S. J., Oort, F. J., Michels, R. P. J., Casteelen, G., & Griffioen, F. M. M.

- 
- (2007). Effectiveness of selection in medical school admissions: Evaluation of the outcomes among freshmen. *Medical Education*, 41(4), 369–377. <http://doi.org/10.1111/j.1365-2929.2007.02708.x>
- IBM, C. (2016). IBM SPSS Statistics for Windows, Version 24.0. Armonk, NY: IBM Corp. Armonk, NY. Retrieved from <https://www.ibm.com/products/spss-statistics>
- ICAL. (2016). International Center for Acecelerative Learning. Retrieved May 15, 2018, from <http://www.center4al.com/>
- Instituto Nacional de Estadísticas y Censos. (2013). *Estimaciones y Proyecciones de Población por sexo y edad, 1950-2050*. Retrieved from [https://ccp.ucr.ac.cr/observa/CRnacional/pdf/Metodologia\\_estimaciones\\_y\\_proyecciones\\_resumida.pdf](https://ccp.ucr.ac.cr/observa/CRnacional/pdf/Metodologia_estimaciones_y_proyecciones_resumida.pdf)
- Isaza, V. L. (2014). Estilos de aprendizaje: Una apuesta por el desempeño académico de los estudiantes en la Educación Superior. *Encuentros*, 12(2), 25–34. Retrieved from <http://bit.ly/21YUuyd>
- Izar, J., Ynzunza, C., & López, H. (2011). Factores que afectan el desempeño académico de los estudiantes de nivel superior en Rioverde, San Luis Potosí, México. *Revista de Investigacion Educativa* 12, 1(1), 18. Retrieved from <http://bit.ly/1XbQxoh>
- Jacobson, M. J., Sherman, L., Perlman, I., Lefferts, R., & Soroff, H. (1986). Clerkship site and duration: Do they influence student performance? *Surgery*, 100(2), 306–311. Retrieved from <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-0022549567&partnerID=40&md5=b9c34cfd0491291aa5cd7c67c6f10a9>
- James, R. (2000). *The Lozanov method*. The University of San Francisco. Retrieved from <https://repository.usfca.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1139&context=diss>
- Jeynes, W. H. (2015). A meta-analysis: The relationship between father involvement and student academic achievement. *Urban Education*, 50(4), 387–423. <http://doi.org/10.1177/0042085914525789>
- Jiménez, C., González, C., & Celis, J. (2014). Definición de un modelo de gestión de calidad para promover el desarrollo académico y la evaluación del desempeño de los profesores de la Universidad Católica de Colombia. *Global Conference on Business and Finance Proceedings*, 9(1), 1725–1736. Retrieved from <http://bit.ly/1DmKDJ4>
- Johnson, M., & Kuennen, E. (2003). Basic Math Skills and Performance in an Introductory Statistics Course. *Journal of Statistics Education*, 14(2), 1–14. <http://doi.org/10.3200/JECE.35.1.3-23>
- Jolliffe, I. T. (2002). Rotation and Interpretation of Principal Components. In Springer (Ed.), *Principal Component Analysis* (2nd ed., Vol. 30, p. 487). Springer, New York, NY. Retrieved from <http://bit.ly/2nKnNXF>
- Jolliffe, I. T., Trendafilov, N. T., & Uddin, M. (2003). A Modified Principal Component Technique Based on the LASSO. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 12(3), 531–547. <http://doi.org/10.1198/1061860032148>
- Kaiser, H. F. (1958). The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis. *Psychometrika*, 23(3), 187–200. <http://doi.org/10.1007/BF02289233>
- Kappe, R., & van der Flier, H. (2012). Predicting academic success in higher education: what's more important than being smart? *European Journal of Psychology of Education*, 27(4), 605–619. <http://doi.org/10.1007/s10212-011-0099-9>
- Kayes, D. C. (2005). Internal validity and reliability of Kolb's learning style inventory version 3 (1999). *Journal of Business and Psychology*, 20(2), 249–257. <http://doi.org/10.1007/s10869-005-8262-4>
- Kershaw, D. (1989). Student selection for tertiary nursing courses: efficacy of the Anderson score as a performance predictor. *The Australian Journal of Advanced Nursing : A Quarterly Publication of the Royal Australian Nursing Federation*, 6(3), 34–39. Retrieved from <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-0024626015&partnerID=40&md5=bd4af9c834533b042cf73e92c1c84713>
- King, F. B. (2001). Perceptions of technology: A factor in distance education course achievement? *Journal of Educational Computing Research*, 24(4), 407–418. <http://doi.org/10.2190/VYD1-VVKK-MFG7-DRYJ>

- 
- Kolb, A. Y., & Kolb, D. a. (2005). The Kolb Learning Style Inventory — Version 3 . 1 2005 Technical Specifications. *LSI Technical Manual*, 1–72. [http://doi.org/10.1016/S0260-6917\(95\)80103-0](http://doi.org/10.1016/S0260-6917(95)80103-0)
- Kolda, T. G., & Bader, B. W. (2009). Tensor Decompositions and Applications. *SIAM Review*, *51*(3), 455–500. <http://doi.org/10.1137/07070111X>
- Kridiotis, C. A., Bezuidenhout, J., & Raubenheimer, J. (2016). Selection criteria for a radiography programme in South Africa: Predictors for academic success in the first year of study. *Health SA Gesondheid*, *21*, 206–213. <http://doi.org/10.1016/j.hsag.2016.01.005>
- Krieg, R. & Uyar, B. (1997). Correlates of student performance in business and economics statistics. *Journal of Economics and Finance*, *21*(3), 65–74. Retrieved from <http://bit.ly/1N7XvSK>
- Kurihara, Y., Kuramoto, S., Matsuura, K., Miki, Y., Oda, K., Seo, H., ... Qayumi, A. K. (2004). Academic performance and comparative effectiveness of computer- and textbook-based self-instruction. *Stud Health Technol Inform*, *107*(Pt 2), 894–897. Retrieved from <http://pesquisa.bvsalud.org/portal/resource/es/mdl-15360941>
- Kwizera, E. N., Dambisya, Y. M., & Aguirre, J. H. (2001). Does tutor subject-matter expertise influence student achievement in the problem-based learning curriculum at UNITRA medical school? *South African Medical Journal*, *91*(6), 514–516. Retrieved from <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-0034931325&partnerID=40&md5=e866a27271de29f7bee5377408c8501f>
- Lackey, L. W., Lackey, W. J., Grady, H. M., & Davis, M. T. (2003). Efficacy of using a single, non-technical variable to predict the academic success of freshmen engineering students. *Journal of Engineering Education*, *92*(1), 41–48. <http://doi.org/10.1002/j.2168-9830.2003.tb00736.x>
- Larose, S., & Bernier, A. (2005). Attachment state of mind, learning dispositions, and academic performance during the college transition. *Psycnet.Apa.Org*. Retrieved from <http://psycnet.apa.org/record/2005-00130-024>
- Larson, M., Orr, M., & Warne, D. (2016). Using Student Health Data to Understand and Promote Academic Success in Higher Education Settings. *College Student Journal*, *50*(4), 590–602. Retrieved from [https://www.researchgate.net/profile/Kristin\\_Perrone-McGovern/publication/310327165\\_Differences\\_in\\_psychological\\_distress\\_and\\_esteem\\_based\\_on\\_sexual\\_identity\\_development/links/5842620d08ae61f75dd10ac5/Differences-in-psychological-distress-and-esteem-based](https://www.researchgate.net/profile/Kristin_Perrone-McGovern/publication/310327165_Differences_in_psychological_distress_and_esteem_based_on_sexual_identity_development/links/5842620d08ae61f75dd10ac5/Differences-in-psychological-distress-and-esteem-based)
- Lechien, J. R., Kempnaers, C., Dramaix, M., & Linkowski, P. (2016). Influence of gender and selection procedures on the academic performance of undergraduate medical students. *Acta Medica Academica*, *45*(2), 145–151. <http://doi.org/10.5644/ama2006-124.170>
- Leeds, I. L., Hugar, L. A., Pettitt, B. J., Srinivasan, J., & Master, V. A. (2013). International surgical clerkship rotation: Perceptions and academic performance. *American Journal of Surgery*, *206*(2), 280–286. <http://doi.org/10.1016/j.amjsurg.2012.10.034>
- Lei, H., & Liu, J. (2017). Preference Feature Extraction Based on Column Union Row Matrix Decomposition. *Moshi Shibia Yu Rengong Zhineng/Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, *30*(3), 279–288. <http://doi.org/10.16451/j.cnki.issn1003-6059.201703010>
- León, M., & Vargas, T. (2009). Validación y estandarización de la Escala de Asertividad de Rathus (RAS) en una muestra de adultos costarricenses Validation and Standardization of the Rathus Assertiveness Schedule (RAS) in a Costa Rican Adult Sample. *Revista Costarricense de Psicología*, *28*(41–42), 187–205. Retrieved from <http://bit.ly/2isLgMO>
- Lewis, S. E., & Lewis, J. E. (2008). Seeking effectiveness and equity in a large college chemistry course: An HLM investigation of peer-led guided inquiry. *Journal of Research in Science Teaching*, *45*(7), 794–811. <http://doi.org/10.1002/tea.20254>
- Ley N. 6044. Creación de la Universidad Estatal a Distancia (UNED) (1977). Costa Rica, 22 de Febrero de 1977. Retrieved from <http://bit.ly/1H2EnUM>
- Li, C., Wang, X., Dong, W., Yan, J., Liu, Q., & Zha, H. (2018). Joint Active Learning with Feature Selection via CUR Matrix Decomposition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. <http://doi.org/10.1109/TPAMI.2018.2840980>

- 
- Liu, Y., & Shao, J. (2010). High Dimensionality Reduction Using CUR Matrix Decomposition and Auto-encoder for Web Image Classification. In Qiu, GP and Lam, KM and Kiya, H and Xue, XY and Kuo, CCJ and Lew, MS (Ed.), *ADVANCES IN MULTIMEDIA INFORMATION PROCESSING-PCM 2010, PT II* (Vol. 6298, pp. 1–12). HEIDELBERGER PLATZ 3, D-14197 BERLIN, GERMANY: SPRINGER-VERLAG BERLIN.
- Lord, F. M. (1980). *Applications of item response theory to practical testing problems. Applied Psychological Measurement* (Vol. 5). New York: Lawrence Erlbaum Associates, Hillsdale. N.J.  
<http://doi.org/10.1177/014662168100500412>
- Lorezo-seva, U., & Ferrando, P. J. (2011). Factor: Manual of the program. Retrieved from  
<http://psico.fccep.urv.es/utilitats/factor/documentation/Manual-of-the-Factor-Program-v92.pdf>
- Lozanov, G. (1979). *Suggestology and suggestopedia: theory and practice*. United Nations Educational, Scientific, and Cultural Organization.
- Lozanov, G. (2005). Suggestopaedia-desuggestive teaching communicative method on the level of the hidden reserves of the human mind, 131.
- Lozanov, G., & Gateva, E. (1988). *The Foreign Language Teacher's Suggestopedic Manual*. New York: Gordon and Beach Science Publishers S.A., New York.
- Lundberg, C. (2003). The Influence of Time-Limitations, Faculty, and Peer Relationships on Adult Student Learning: A Causal Model. *The Journal of Higher Education*, 74(6), 665–688.  
<http://doi.org/10.1353/jhe.2003.0045>
- Macías, A., Velázquez, C., Álvarez, F., & Patlán, F. (2014). Creación y Validación de Instrumentos para la Gestión de Calidad en el Desarrollo de Objetos de Aprendizaje basados en el Modelo de Madurez del e-Learning (eMM). *IX Conferencia Latinoamericana de Objetos y Tecnología de Aprendizaje*, 41–52.
- Mahoney, M. W., & Drineas, P. (2009a). {CUR} matrix decompositions for improved data analysis. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 106(3), 697–702.  
<http://doi.org/10.1073/pnas.0803205106>
- Mahoney, M. W., & Drineas, P. (2009b). CUR matrix decompositions for improved data analysis. *PROCEEDINGS OF THE NATIONAL ACADEMY OF SCIENCES OF THE UNITED STATES OF AMERICA*, 106(3), 697–702. <http://doi.org/10.1073/pnas.0803205105>
- Mahoney, M. W., Maggioni, M., & Drineas, P. (2008a). Tensor-CUR Decompositions for Tensor-Based Data. *SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications*, 30(3), 957–987. <http://doi.org/10.1137/060665336>
- Mahoney, M. W., Maggioni, M., & Drineas, P. (2008b). TENSOR-CUR DECOMPOSITIONS FOR TENSOR-BASED DATA. *SIAM JOURNAL ON MATRIX ANALYSIS AND APPLICATIONS*, 30(3, SI), 957–987.  
<http://doi.org/10.1137/060665336>
- Mahoney, M. W. W., Maggioni, M., & Drineas, P. (2006). Tensor-CUR decompositions for tensor-based data. In *Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (Vol. 2006, pp. 327–336). Philadelphia, PA. Retrieved from  
<https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-33749575020&partnerID=40&md5=3bdb7d1ae680abd7b324cf90317cae41>
- Mandilaras, A. (2004). Industrial Placement and Degree Performance: Evidence from a British Higher Institution. *International Review of Economics Education*, 3(1), 39–51. [http://doi.org/10.1016/S1477-3880\(15\)30146-8](http://doi.org/10.1016/S1477-3880(15)30146-8)
- Mansouri, S. A., & Piki, A. (2016). An exploration into the impact of blogs on students' learning: case studies in postgraduate business education. *Innovations in Education & Teaching International*, 53(3), 260–273. Retrieved from <http://10.0.4.56/14703297.2014.997777>
- Marcotte, D., Diallo, T. M. O., & Paré, M.-L. (2017). Adjustment to college and prediction of depression during post-secondary transition. *European Journal of Psychology of Education*. <http://doi.org/10.1007/s10212-017-0346-9>
- Marrs, H. (2012). Male academic performance in college: The possible role of study strategies. *Psycnet.Apa.Org*. Retrieved from <http://psycnet.apa.org/fulltext/2011-04773-001.html>

- 
- Martín, E., García, L., Torbay, A., & Rodríguez, T. (2008). Estrategias de aprendizaje y rendimiento académico en estudiantes universitarios. *International Journal of Psychology and Psychological Therapy*, 8(3), 401–412. Retrieved from <http://bit.ly/1UhY15T>
- Martin, R. J., Cremeens, J. L., Umstattd, M. R., Usdan, S. L., Talbott-Forbes, L., & Garner, M. M. (2012). Drinking behaviour, protective behavioural strategies and school performance of college students. *Drugs: Education, Prevention and Policy*, 19(1), 64–71. <http://doi.org/10.3109/09687637.2011.560910>
- Martínez, I.M., & Marques, P. (2005). Burnout en estudiantes universitarios de España y Portugal y su relación con variables académicas. *Aletheia*, 21, 21–30. Retrieved from <http://bit.ly/23g4kuy>
- Martins, S., Carvalho, H., Ávila, P., & Firmino da Costa, A. (2017). Policies for widening participation and success factors in Portuguese higher education. *Creative Education*, 8, 210–230. Retrieved from <https://repositorio.iscte-iul.pt/handle/10071/13279>
- Martirosyan, N. M., Hwang, E., & Wanjohi, R. (2015). Impact of english proficiency on academic performance of international students. *Journal of International Students*, 5(1), 60–71. Retrieved from <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84964033686&partnerID=40&md5=8f4095e324870421d4864098609dc764>
- McCabe, G. (1982). *Principal Variables*. Retrieved from [http://www.stat.purdue.edu/research/technical\\_reports/pdfs/1982/tr82-03.pdf](http://www.stat.purdue.edu/research/technical_reports/pdfs/1982/tr82-03.pdf)
- McCall, K. L., Allen, D. D., & Fike, D. S. (2006). Predictors of academic success in a doctor of pharmacy program. *American Journal of Pharmaceutical Education*, 70(5). <http://doi.org/10.5688/aj7005106>
- Mellenbergh, G. J. (1989). Item bias and item response Theory. *International Journal of Educational Research*, 13, 127–143. Retrieved from <http://bit.ly/1NrK9DS>
- Mihăilescu, A. I., Diaconescu, L. V., Ciobanu, A. M., Donisan, T., & Mihailescu, C. (2016). The impact of anxiety and depression on academic performance in undergraduate medical students. *European Psychiatry*, 33, S341–S342. <http://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/j.eurpsy.2016.01.761>
- Mikail Ibrahim, Hazleena Baharun, H. H. & (2017). Antecedents of intrinsic motivation, metacognition and their effects on students' academic performance in fundamental knowledge for matriculation courses. *Malaysian Journal of Learning and Instruction*, 14(2), 211–246. Retrieved from <http://mjli.uum.edu.my/images/vol14no2dec17/211-246.pdf>
- Mitrovic, N., Asif, M. T., Rasheed, U., Dauwels, J., & Jaillet, P. (2013). CUR decomposition for compression and compressed sensing of large-scale traffic data. In *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, Proceedings, ITSC* (pp. 1475–1480). The Hague. <http://doi.org/10.1109/ITSC.2013.6728438>
- Mohammad, Y. H. J., & Almahmeed, M. A. H. (1988). An evaluation of traditional admission standards in predicting Kuwait University students' academic performance. *Higher Education*, 17(2), 203–217. <http://doi.org/10.1007/BF00137972>
- Mohanam, L. K., Harichandran, D. T., & Vijayan, S. M. (2017). Association of class attendance and academic performance of MBBS students in pharmacology - A retrospective cohort study. *National Journal of Physiology, Pharmacy and Pharmacology*, 7(10), 1056–1060. <http://doi.org/10.5455/njppp.2017.7.0514315052017>
- Moher, D., Schulz, K. F., Simera, I., & Altman, D. G. (2010). Guidance for developers of health research reporting guidelines. *PLoS Medicine*, 7(2), 1–9. <http://doi.org/10.1371/journal.pmed.1000217>
- Moher, D., Shamseer, L., Clarke, M., Ghersi, D., Liberati, A., Petticrew, M., ... Whitlock, E. (2015). Preferred reporting items for systematic review and meta-analysis protocols (PRISMA-P) 2015 statement. *Systematic Reviews*, 4(1), 1–9. <http://doi.org/10.1186/2046-4053-4-1>
- Montero, E., Villalobos, J., & Valverde, A. (2007). Factores institucionales, pedagógicos, psicosociales y sociodemográficos asociados al rendimiento académico en la Universidad de Costa Rica: Un análisis multinivel. *Revista Electrónica de Investigación y Evaluación Educativa*, 13(2), 215–234. Retrieved from <http://bit.ly/1JzKkd5>
- Montero, E. (2000). La teoría de respuesta a los ítems: una moderna alternativa para el análisis psicométrico de instrumentos de medición. *Revista de Matemática: Teoría y Aplicaciones*, 7, 217–228. Retrieved from

---

<http://bit.ly/1mMvaKB>

- Moos, Rudolf; Moos, Bernice; Trickett, E. (1987). *Escalas de clima social: familia, trabajo, instituciones penitenciarias, centro escolar*. (TEA, Ed.). Madrid España: TEA. Retrieved from <http://bit.ly/2DDaLUT>
- Morales, C. F., Pérez, V. B., León, S. O., Medrano, A. J., Aguilar, M. E. U., & Guevara-Guzmán, R. (2013). Depressive symptoms and academic performance in medical students. *Salud Mental*, 36(1), 57–63. Retrieved from <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84877067545&partnerID=40&md5=42b02530fc04236d59da836bb9b0155c>
- Musayón, F. (2001). Relación entre puntaje de ingreso y rendimiento académico en el segundo año en las alumnas de enfermería en una universidad peruana. *Revista Universidades*, 22, 1–14.
- Naciones Unidas. (2012). Declaración Universal de Derechos Humanos. *Naciones Unidas*, (Iii), 1. <http://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Niessen, A. S. M., Meijer, R. R., & Tendeiro, J. N. (2016). Predicting Performance in Higher Education Using Proximal Predictors. *PLoS ONE*, 11(4), 1–14. Retrieved from <http://10.0.5.91/journal.pone.0153663>
- Ning-min, S., & Jing, L. (2015). A Literature Survey on High-Dimensional Sparse Principal Component Analysis. *International Journal of Database Theory and Application*, 8(6), 57–74. <http://doi.org/10.14257/ijta.2015.8.6.06>
- Niraula, S. R., & Khanal, S. S. (2006). Critical analysis of performance of medical students. *Education for Health: Change in Learning and Practice*, 19(1), 5–13. <http://doi.org/10.1080/13576280500534578>
- Novikova, I. A., & Vorobyeva, A. A. (2017). Big Five Factors and academic achievement in Russian students. *Psychology in Russia: State of the Art*, 10(4), 93–106. <http://doi.org/10.11621/pir.2017.0409>
- Ocaña, Y. (2011). Variables académicas que influyen en el rendimiento académico de los estudiantes universitarios. *Investigación Educativa*, 15, 165–179. Retrieved from <http://bit.ly/2500CgC>
- Oliva, A., Antolín, L., Pertegal, M. A., & Ríos, M. (2011). *Instrumentos para la evaluación de la salud mental y desarrollo positivo adolescente y los activos que los promueven*. (J. de A. C. de Salud, Ed.). Retrieved from <http://bit.ly/2xejYgr>
- Page, M. (1990). *Hacia un modelo causal del rendimiento académico*. Centro de Investigación, documentación y evaluación C.I.D.E. Retrieved from <http://bit.ly/1U981ym>
- Papalexakis, E. E., Faloutsos, C., & Sidiropoulos, N. D. (2017). Tensors for Data Mining and Data Fusion: Models, Applications, and Scalable Algorithms. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 8(2), 240. <http://doi.org/10.1145/2915921>
- Parmar, J. R., Tejada, F. R., Lang, L. A., Purnell, M., Acedera, L., & Ngonga, F. (2015). Assessment of communications-related admissions criteria in a three-year pharmacy program. *American Journal of Pharmaceutical Education*, 79(6). <http://doi.org/10.5688/ajpe79686>
- Pascarella, E. T., Ethington, C. A., & Smart, J. C. (1988). The Influence of College on Humanitarian/ Civic Involvement Values. *The Journal of Higher Education*, 59(4), 412–437. <http://doi.org/10.2307/1981919>
- Payandeh Najafabadi, A. T., Najafabadi, M. O., & Farid-Rohani, M. R. (2013). Factors contributing to academic achievement: A Bayesian structure equation modelling study. *International Journal of Mathematical Education in Science and Technology*, 44(4), 490–500. <http://doi.org/10.1080/0020739X.2012.742149>
- Pearson, K. (1901). On lines and planes of closest fit to systems of points in space. *Philosophical Magazine Series 6*, 2(11), 559–572. <http://doi.org/10.1080/14786440109462720>
- Pérez, M., Díaz, A., González-Pienda, J., Núñez, J., & Rosario, P. (2009). Escala de metas de estudio para estudiantes universitarios. *Revista Interamericana de Psicología*, 43(3), 449–55. Retrieved from <http://bit.ly/2vUOGMP>
- Pintrich, P. (1995). Understanding self-regulated learning. *New Directions for Teaching and Learning: Understanding Self-Regulated Learning*, 63, 3–12. <http://doi.org/10.1002/tl.37219956304>
- Pottinger, A. M. (1985). Relationship between stress and academic achievement in pre-clinical medical undergraduates. Retrieved from <http://pesquisa.bvsalud.org/portal/resource/es/med-13670>



- 
- Price, E. (1991). *The Journal of the Society for Accelerative Learning and Teaching* (Vol. 16).
- Prieto, L. (2003). La autoeficacia en el contexto académico. *Educational Psychology*, 1–14. Retrieved from <http://bit.ly/1WGHdZV>
- Prospero, M., & Vohra-Gupta, S. (2007). First Generation College Students: Motivation, Integration, and Academic Achievement. *Community College Journal of Research and Practice*, 31(12), 963–975. <http://doi.org/10.1080/10668920600902051>
- Rajú, N. S. (1999). DFITP5: A Fortran program for calculating dichotomous DIF/DTF (Computer program), Chicago, IL: Illinois Institute of Technology. Institute of Technology, Chicago, IL.
- Reisbig, A. M. J., Danielson, J. A., Wu, T.-F., Hafen, M., Krienert, A., Girard, D., & Garlock, J. (2012). A Study of Depression and Anxiety, General Health, and Academic Performance in Three Cohorts of Veterinary Medical Students across the First Three Semesters of Veterinary School. *Journal of Veterinary Medical Education*, 39(4), 341–358. <http://doi.org/10.3138/jvme.0712-065R>
- Reyes, R., Godínez, F., Ariza, F., Sánchez, F. & Torreblanca, I. (2014). Un modelo empírico para explicar el desempeño académico de estudiantes de bachillerato. *Perfiles Educativos*, 36(146), 45–62. [http://doi.org/10.1016/S0185-2698\(14\)70127-8](http://doi.org/10.1016/S0185-2698(14)70127-8)
- Rindermann, H., & Neubauer, A. (2001). The influence of personality on three aspects of cognitive performance: Processing speed, intelligence and school performance. *Personality and Individual Differences*, 30(5), 829–842. [http://doi.org/10.1016/S0191-8869\(00\)00076-3](http://doi.org/10.1016/S0191-8869(00)00076-3)
- Rock, D. A., Centra, J. A., & Linn, R. L. (1970). Relationships between College Characteristics and Student Achievement. *American Educational Research Journal*, 7(1), 109–121. <http://doi.org/10.3102/00028312007001109>
- Rodger, S., Murray, H. G., & Cummings, A. L. (2007). Effects of teacher clarity and student anxiety on student outcomes. *Teaching in Higher Education*, 12(1), 91–104. <http://doi.org/10.1080/13562510601102255>
- Rodriguez, M; Coello, M. (2008). Prediction of university students' academic achievement by linear and logistic models. *The Spanish Journal of Psychology*, 11(1), 275–288. Retrieved from <https://www.cambridge.org/core/journals/spanish-journal-of-psychology/article/prediction-of-university-students-academic-achievement-by-linear-and-logistic-models/2D90CAC48899C6BE299CA9659740ABEF>
- Rodriguez, G. J. (2006). *Modelo de asociación entre los enfoques y estilos de aprendizajes en estudiantes universitarios del Estado de Nuevo León*. Universidad de Morelos. Retrieved from <http://dspace.biblioteca.um.edu.mx/jspui/handle/20.500.11972/155>
- Romanville, M. & Noel, B. (1998). Learning Support for First-year University Student. *Journal Of The Programme On Institutional Management In Higher Education - OECD*, 10(2), 59–76. Retrieved from <http://bit.ly/1UG1sTS>
- Rospenda, K.; Halpert, J; Richaman, J. (1994). Effects of Social Support on Medical Students' Performances. *ACADEMIC MEDICINE*, 69(6), 496–500. <http://doi.org/10.1097/00001888-199406000-00018>
- Ross, S., Cleland, J., & MacLeod, M. J. (2006). Stress, debt and undergraduate medical student performance. *MEDICAL EDUCATION*, 40(6), 584–589. <http://doi.org/10.1111/j.1365-2929.2006.02448.x>
- Rowe, P. H. (2002). Educational achievements of students on a five-year MPharm sandwich course compared with those of students on a standard four-year course. *Pharmaceutical Journal*, 269(7225), 750–751. Retrieved from <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-0037164446&partnerID=40&md5=7cc9efd1c1cf681f4aa31bc8659f9a95>
- Rudy, J. O., Singleton, J. A., Lewis, L. H., & Quick, R. N. (2017). Admissions Criteria that Influence Dental Hygiene Students' Performance on Board Examinations. *Journal of Dental Hygiene*, 91(1), 24–29. Retrieved from <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=a9h&AN=121858203&site=ehost-live>
- Ruiz, B. M. (2007). La pedagogía crítica y Paulo Freire : aportaciones conceptuales. *Revista de Ciencias de La Educación (Madrid)*, (212), 397–408.
- Sackett, P; Kuncel, N; Arneson, j; Cooper, S; Waters, S. (2009). Does socioeconomic status explain the

- relationship between admissions tests and post-secondary academic performance? *American Psychological Association*, 135(1), 1–22. Retrieved from <http://psycnet.apa.org/journals/bul/135/1/1/>
- Saibaba, A. K. A. K. A. K. (2016). HOID: HIGHER ORDER INTERPOLATORY DECOMPOSITION FOR TENSORS BASED ON TUCKER REPRESENTATION. *SIAM JOURNAL ON MATRIX ANALYSIS AND APPLICATIONS*, 37(3), 1223–1249. <http://doi.org/10.1137/15M1048628>
- Salanova, M., Schaufeli, W., Llorens, S. & Peiro, J. (2000). Desde el Burnout al Engagement: ¿Una nueva perspectiva? *Revista de Psicología*, 16(2), 117–134. Retrieved from [https://www.researchgate.net/publication/285664898\\_Desde\\_el\\_burnout\\_al\\_engagement\\_una\\_nueva\\_perspectiva](https://www.researchgate.net/publication/285664898_Desde_el_burnout_al_engagement_una_nueva_perspectiva)
- Salanova, M.; Martínez, I.; Bresó, E.; Llorens, S.; Grau, R. (2005). Bienestar psicológico en estudiantes universitarios: Facilitadores y obstaculizadores del desempeño académico. [Psychological well-being among university students: Facilitators and obstacles of academic performance.]. *Anales de Psicología*, 21(1), 170–180. Retrieved from <http://bit.ly/1JzLYTW>
- Salanova, M., Schaufeli, W., Martínez, I., & Bresó, E. (2010). How obstacles and facilitators predict academic performance: the mediating role of study burnout and engagement. *Anxiety Stress Coping*, 23(1), 53–70. Retrieved from <http://dx.doi.org/10.1080/10615800802609965>
- Salazar, O. C., López, R. I. G., García, J. J. V., & Medina, I. R. C. (2017). Monitoring the Results of the Tutoring Program in Its Face-to-Face and Virtual Modalities on the Academic Achievement of Students at a Mexican University. *International Journal of Higher Education*, 6(2), 169–181. Retrieved from <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=eric&AN=EJ1140631&site=ehost-live>
- Salguero, José M; Fernández-Berrocal, Pablo; Balluerka, Nekane; Aritzeta, A. (2010). Measuring perceived emotional intelligence in adolescent population: Validation of the short trait Meta-Mood Scale (TMMS-23). *Social Behavior and Personality*, 38(9), 1197–1210. <http://doi.org/10.2224/sbp.2010.38.9.1197>
- Samejima, F. (1969). Estimation of latent ability using a response pattern of graded scores. *Psychometrika Monograph Supplement.*, 34(Supplement 1), 1–97. Retrieved from <http://bit.ly/1OcAkZP>
- Sanchez, R. O., & Ledesma, D. (2013). Listado de Adjetivos para Evaluar Personalidad: Propiedades y normas para una población argentina. *Revista Argentina de Clínica Psicológica*, 12, 147–160. Retrieved from <http://bit.ly/2g36FLJ>
- Sanjuán, P., Pérez, A. & Bermúdez, J. (2000). Escala de autoeficacia general : datos psicométricos de la adaptación para población española. *Psicothema*, 12, 509–513. Retrieved from <http://bit.ly/1Ivgho3>
- Sarwar, M., & Ashrafi, G. M. (2014). Students' commitment, engagement and locus of control as predictor of academic achievement at higher education level. *Current Issues in Education*, 17(3), 1–10. Retrieved from <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84911888408&partnerID=40&md5=6a856b112ae91d983d6b6f20dd9b1ef2>
- Saturno, P., Hernández, M., Magaña, L., García, S., & Vértiz, J. (2015). Estrategia integral de formación para la mejora continua de la calidad de los servicios de salud. *Salud Pública de México*, 57(3).
- Schaufeli, W., Martínez, I., Pinto, M., Salanova, M., & Bakker, B. (2002). Burnout and Engagement in University Students: A Cross-National Study. *Journal of Cross-Cultural Psychology*, 33(5), 464–481. <http://doi.org/10.1177/0022022102033005003>
- Schmidt, J; Lockwood, B. (2017). Love and other grades: A study of the effects of romantic relationship status on the academic performance of university students. *Journal of College Student Retention: Research, Theory & Practice*. Retrieved from <http://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1177/1521025115611614>
- Scholz, U., Gutiérrez, B., Sud, S., & Schwarzer, R. (2002). Is General Self-Efficacy a Universal Construct? *European Journal of Psychological Assessment*, 18(3), 242–251. <http://doi.org/https://doi.org/10.1027//1015-5759.18.3.242>
- Schunk, D. (1989). Self-efficacy and achievement behaviors. *Educational Psychology Review*, 19(1), 48–58. <http://doi.org/10.1080/00461528409529281>
- Schwarzer, R.; Jerusalem, M. (1995). Generalized Self-Efficacy scale. *Measures in Health Psychology: A User's Portfolio. Causal and Control Beliefs*, 35–37. <http://doi.org/10.1027//1015-5759.18.3.242>.

- Seipel, S. J., & Apigian, C. H. (2005). Perfectionism in Students: Implications in the Instruction of Statistics. *Journal of Statistics Education*, 13(2). Retrieved from <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=eric&AN=EJ850652&site=ehost-live>
- Sellers, R. M. (1992). Racial Differences in the Predictors for Academic Achievement of Student-Athletes in Division I Revenue Producing Sports. *Sociology of Sport Journal*, 9(1), 48–59. <http://doi.org/10.1123/ssj.9.1.48>
- Shamsali, Z., & Vahdat, R. (2016). Analysis the simple and multiple investigate relation between achievement goals, achievement motivation and spiritual intelligence with postgraduate students of Islamic Azad University of Urmia. *Social Sciences (Pakistan)*, 11(14), 3592–3596. <http://doi.org/10.3923/sscience.2016.3592.3596>
- Shuell, T. (1993). Towards an integrated theory of teaching and learning. *Educational Psychologist*, 28(4), 291–311. <http://doi.org/10.1207/s15326985ep2804>
- Sigurdsson, J., Ulfarsson, M. O., Sveinsson, J. R., & Benediktsson, J. A. (2013). Sparse representation of hyperspectral data using CUR matrix decomposition. In *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (pp. 433–436). Melbourne, VIC. <http://doi.org/10.1109/IGARSS.2013.6721185>
- Singer, A., & Cucuringu, M. (2010). Uniqueness of low-rank matrix completion by Rigidity Theory. *SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications*, 31(4), 1621–1641.
- Singleton, R. A. (2007). Collegiate Alcohol Consumption and Academic Performance. *Journal of Studies on Alcohol and Drugs*, 68(4), 548–555. <http://doi.org/10.15288/jsad.2007.68.548>
- Singleton, R. A., & Wolfson, A. R. (2009). Alcohol Consumption, Sleep, and Academic Performance Among College Students. *Journal of Studies on Alcohol and Drugs*, 70(3), 355–363. <http://doi.org/10.15288/jsad.2009.70.355>
- Sireci, S., & Padilla, J.-L. (2014). Validating assessments: Introduction to the Special Section. *Psicothema*, 26(1), 97–9. <http://doi.org/10.7334/psicothema2013.255>
- Smilde, A. K., Bro, R., & Geladi, P. (2004). *Multi-way analysis with applications in the chemical sciences*.
- Smith, E. (2016). Can higher education compensate for society? Modelling the determinants of academic success at university. *British Journal of Sociology of Education*, 37(7), 970–992. <http://doi.org/10.1080/01425692.2014.987728>
- Sobrinho, J. D. (2007). La educación superior en el mundo 2007: Acreditación de la educación superior en América Latina y el Caribe. *UPCommons. Portal Del Coneixement Obert de La UPC*, 282–295. Retrieved from <http://bit.ly/1eQgzJY>
- Song, Z., Woodruff, D. P., & Zhong, P. (2017). Relative Error Tensor Low Rank Approximation. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1704.08246>
- Spearman, C. (1904). The Proof and Measurement of Association between Two Things. *The American Journal of Psychology*, 15(3), 72–101. Retrieved from <https://www.jstor.org/stable/1412159>
- Stover, J., & Hoffmann, A. (2014). Predicting academic achievement: The role of motivation and learning strategies. *Problems of Psychology in the 21st Century*, 8(1). Retrieved from [http://www.scientiasocialis.lt/ppc/files/pdf/71-84.Stover\\_Vol.8\\_ppc.pdf](http://www.scientiasocialis.lt/ppc/files/pdf/71-84.Stover_Vol.8_ppc.pdf)
- Suárez-Alvarez, J., Pedrosa, I., Lozano, L. M., García-Cueto, E., Cuesta, M., & Muñoz, J. (2018). Using reversed items in likert scales: A questionable practice. *Psicothema*, 30(2), 149–158. <http://doi.org/10.7334/psicothema2018.33>
- Subramaniam, B., Hande, S., & Komattil, R. (2013). Attendance and achievement in medicine: investigating the impact of attendance policies on academic performance of medical students. *Ann Med Health Sci Res*, 3(2), 202–205. Retrieved from <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3728863/?tool=pubmed>
- Tafari, R., Bosch, E., Caminati, R., & Chiesa, G. (2011). Educación y salud como imput del capital humano. Rendimiento académico de estudiantes de la Facultad de Ciencias Económicas. UNRC. *Revista de Salud Pública*, 15, 65–75. Retrieved from <http://bit.ly/1CCTBYN>
- Tahir, M. A., Saleem, M., & Zafar, M. (2014). Impact of Impulsivity on Educational Performance of Smoker and

- 
- Non-Smoker Undergraduate Students of a Higher Learning Institute of Pakistan. *New Horizons* (1992-4399), 8(1), 4. Retrieved from <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=a9h&AN=113658249&site=ehost-live>
- Team, R. C. (2017). The R Project for Statistical Computing. Retrieved from <https://www.r-project.org/>.
- Tejada, F. R., Parmar, J. R., Lang, L. A., & Ghogomu, J. (2016). A comparison of pharmacy technician experience, degree and major as predictors of academic performance between two racial groups at a historically black university. *Currents in Pharmacy Teaching and Learning*, 8(1), 112–118. <http://doi.org/10.1016/j.cptl.2015.09.018>
- Tejada Rodríguez, Y. E., Ones, V. G., Sánchez García, J. E., Velar, R. C., Rodríguez, Y. E. T., Ones, V. G., ... Velar, R. C. (2012). Utilización combinada de métodos exploratorios y confirmatorios para el análisis de la actividad antibacteriana de la cefalosporina (PARTE II). *Investigacion Operacional*, 33(2), 114–120. Retrieved from <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84874745416&partnerID=40&md5=346ac77ee40b6e6f77f3304f557bb2bb>
- Tejedor, F., & García, A. (2007). Causas del bajo rendimiento del estudiante universitario (en opinión de los profesores y alumnos): propuestas de mejora en el marco del EEES. *Revista de Educación*, 343, 443–473. Retrieved from <http://bit.ly/1HxPhn6>
- Tejedor, F. (2003). Poder explicativo de algunos determinantes del rendimiento en los estudios universitarios. *Revista Española de Pedagogía*, LXI(224), 5–32. Retrieved from <http://bit.ly/1N8cyLY>
- Thissen, D. (1991). MULTILOG user's guide: Multiple, categorical item analysis and test scoring using item response theory. Scientific Software International. Retrieved from <http://bit.ly/2DOT8SO>
- Thissen, D. (2003). MULTILOG 7: Multiple categorical item analysis and test scoring using item response theory. Chicago, IL: Scientific Software International.
- Tibshirani, R. (1996). Regression Shrinkage and Selection via the Lasso. *Journal of the Royal Statistical Society Series B*, 58(1), 267–288. Retrieved from <http://bit.ly/1IVDNNn>
- Tickell, G., & Smyrnios, K. X. (2005). Predictors of Tertiary Accounting Students' Academic Performance: A comparison of Year 12-to-university students with TAFE-to-university students. *Journal of Higher Education Policy and Management*, 27(2), 239–259. <http://doi.org/10.1080/13600800500120142>
- Toca, T., & Tourón, J. (1989). Factores del rendimiento académico en los estudios de Arquitectura. *Revista de Investigación Educativa*, 7(14), 31–48.
- Toledo, S; Núñez, M; Rodríguez, Y. (2011). Responsabilidad: Valor necesario para la formación integral del estudiante universitario. *Odiseo Revista Electrónica de Pedagogía*. Retrieved from <http://www.odiseo.com.mx/correos-lector/responsabilidad-valor-necesario-para-formacion-integral-estudiante-universitario>
- Torres, J. C. (2007). 27 Cuestionarios y Escalas: Cuestionario sobre Autorregulación para el Aprendizaje Académico en la Universidad. Retrieved from <http://bit.ly/2vUpy8N>
- Torres, M., & Trujillo, A. (2014). Reflections about pedagogical tasks in a quality management. *Revista Calidad En La Educación Superior*, 5(1), 223–239. Retrieved from <http://bit.ly/1DpHsjs>
- Trillo, F., & Porto, M. (1999). La Percepción de los estudiantes sobre su evaluación en la Universidad. Un estudio en la Facultad de Ciencias de la Educación. *Innovación Educativa*, 9, 55–75. Retrieved from <http://bit.ly/2vr1IOK>
- Turner, D., Thompson, M., Brunner, H., & Arif, A. (2012). Depressive symptoms and academic performance of North Carolina college students. *Classic.Ncmedicaljournal.Com*, 73(3). Retrieved from <http://classic.ncmedicaljournal.com/archives/?73301>
- Valle, A. , González, R. , Nuñez, C. , Vieiro, P. , Gómez, M. , & Rodríguez, S. (1999). Un modelo cognitivo-motivacional explicativo del rendimiento académico en la universidad A cognitive-motivational model explanatory of the academic achievement in the university. *Estudios de Psicología*, 20(62), 77–100. <http://doi.org/10.1174/02109390260288631>
- Vallerand, R. J., Pelletier, L. G., Blais, M. R.; Briere, N. M.; Senecal, C., & Vallieres, E. F. (1992). The academic motivation scale: a measure of intrinsic, extrinsic, and amotivation in education. *Educational*

- 
- and *Psychological Measurement*, 52(4), 1003–1017. Retrieved from <http://bit.ly/2wvS2ay>
- Van Eck, Nees Jan; Waltman, L. (2013). VOSviewer Manual versión 1.6.7. *CWTS Meaningful Metrics*. Universiteit Leiden. <http://doi.org/10.3402/jac.v8.30072>
- Van Eck, N. J., Waltman, L., Dekker, R., & Van Den Berg, J. (2010). A comparison of two techniques for bibliometric mapping: Multidimensional scaling and VOS. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 61(12), 2405–2416. <http://doi.org/10.1002/asi.21421>
- Vega-Hernández, M. (2018). *Caracterización multivariante de los estilos y estrategias de aprendizaje en alumnos de la Universidad de Salamanca*. Universidad de Salamanca.
- Viera, B. D. (2010). Estilos de uso do espaço virtual: Novas perspectivas para os ambientes de aprendizagem online. *Revista Estilos de Aprendizaje*, 6, 1–32. Retrieved from <http://bit.ly/2tt60sK>
- Villar, E. (1998). Determinantes del progreso en los estudios de doctorado. Diferencias Entre Disciplinas Científico-Tecnológicas Versus Ciencias y Humanidades. *Revista de Investiga*, 16, 101–121. Retrieved from <http://bit.ly/28o8c0i>
- Villegas, G., Galindo-Villardón, M. P., & Sánchez-Barba, M. (2016). Un modelo de gestión académica para la mejora continua y su relación con el rendimiento académico: Visión multivariante basada en BIPLLOT y STATIS. In K. Corp. (Ed.), *La gestión del Talento Humano en Latinoamérica. Análisis de Algunas Experiencias* (Primera, pp. 117–154). Estados Unidos: Sergio Tobón y Haydeé Parra. Retrieved from <http://amzn.to/2At6Jub>
- Villegas, G., Galindo, M. P., & Sánchez, M. (2015). *Factores que influyen en el rendimiento académico de estudiantes universitarios a distancia . Visión multivariante basada en BIPLLOT y STATIS*. Universidad de Salamanca. Retrieved from <http://bit.ly/25QeaIh>
- Villegas, G. ., Sánchez-Barba, M. ., Sánchez-García, A. B. ., & Galindo-Villardón, M. P. (2018). Correlación entre cuatro escalas de estilos de aprendizaje y rendimiento académico. In Redine (Ed.), *Innovative strategies for higher Education in Spain* (Primera ed, pp. 151–174). Eindhoven, The Netherlands: Adaya press H.H. van Brabantplein. Retrieved from <http://www.adayapress.com/innovative-strategies-for-higher-education-in-spain/>
- Villegas, G., González-García, N., Sánchez-García, A., Sánchez, M., & Galindo-Villardón, M. P. (2018). Seven methods to determine the dimensionality of tests : application to the General Self-Efficacy Scale in twenty-six countries, 30(4), 442–448. <http://doi.org/10.7334/psicothema2018.113>
- Viloria, A., & Parody, A. (2016). Methodology for obtaining a predictive model academic performance of students from first partial note and percentage of absence. *Indian Journal of Science and Technology*, 9(46). <http://doi.org/10.17485/ijst/2016/v9i46/107369>
- Vines, S. K. (2000). Simple principal components. *Journal of the Royal Statistical Society. Series C: Applied Statistics*, 49(4), 441–451. <http://doi.org/10.1111/1467-9876.00204>
- Vogel, F. R., & Human-Vogel, S. (2016). Academic commitment and self-efficacy as predictors of academic achievement in additional materials science. *Higher Education Research & Development*, 35(6), 1298–1310. <http://doi.org/10.1080/07294360.2016.1144574>
- Wang, S., & Zhang, Z. (2012). A scalable CUR matrix decomposition algorithm: Lower time complexity and tighter bound. In *Advances in Neural Information Processing Systems* (Vol. 1, pp. 647–655). Lake Tahoe, NV. Retrieved from <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84877761178&partnerID=40&md5=5742c622c1b21a2755292bae8419d90c>
- Wang, S., & Zhang, Z. (2013). Improving CUR matrix decomposition and the nystrom approximation via adaptive sampling. *Journal of Machine Learning Research*, 14, 2729–2769. Retrieved from <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84885649693&partnerID=40&md5=01023065f2d35eaf173df4aa9ba21ba9>
- Wang, S., Zhang, Z., & Zhang, T. (2016). Towards more efficient SPSD matrix approximation and CUR matrix decomposition. *Journal of Machine Learning Research*, 17, 1–49. Retrieved from <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85008324774&partnerID=40&md5=aa6af41a75321dbe4b973d4a1b452968>

- 
- Wang, Y., & Singh, A. (2015). Provably Correct Algorithms for Matrix Column Subset Selection with Selectively Sampled Data, *18*(1), 1–42. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1505.04343>
- Weiner, B. (1990). History of motivational research in education. *Journal of Educational Psychology*, *82*(4), 616–622. <http://doi.org/10.1037/0022-0663.82.4.616>
- Whitfield, A., & Bennett, R. (1983). *University Characteristics and Student Achievement*. South Carolina, Columbia. Retrieved from <http://1.usa.gov/1YgAIMT>
- Wigen, K., Holen, A., & Ellingsen, Ø. (2003). Predicting academic success by group behavior in PBL. *Medical Teacher*, *25*(1), 32–37. <http://doi.org/10.1080/0142159021000061396>
- Wolfe, R., & Scott, J. (1995). Personality as a predictor of College Performance. *Journal of Composite Materials*, *16*(4), 928–940. <http://doi.org/0803973233>
- Wu, M., & Marsono. (2016). An investigation of the critical factors that foster engineering students' creative thinking, self-efficacy, academic motivation, social support and academic achievement. *World Transactions on Engineering and Technology Education*, *14*(2), 266–270. Retrieved from <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84996956050&partnerID=40&md5=7d3403495040cecb74166cdcae1d2806>
- Xu, M., Jin, R., & Zhou, Z.-H. (2015). CUR algorithm for partially observed matrices. In B. F. Blei D. (Ed.), *32nd International Conference on Machine Learning, ICML 2015* (Vol. 2, pp. 1412–1421). International Machine Learning Society (IMLS). Retrieved from <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84969850203&partnerID=40&md5=fe012a2310e99a7360ba4a01cd50437b>
- Yang, J., Ruebel, O., Prabhat, Mahoney, M. W., & Bowen, B. P. (2015). Identifying Important Ions and Positions in Mass Spectrometry Imaging Data Using CUR Matrix Decompositions. *ANALYTICAL CHEMISTRY*, *87*(9), 4658–4666. <http://doi.org/10.1021/ac5040264>
- Yazdanpanah, M., Sahragard, R., & Rahimi, A. (2010). The interplay of locus of control and academic achievement among Iranian English foreign language learners. *Cypriot Journal of Educational Sciences*, *5*(3), 181–202. Retrieved from <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=psych&AN=2011-20965-003&site=ehost-live>
- Yean Yng Ling, F., Khai Ng, P., & Leung, M.-Y. (2011). Predicting the academic performance of construction engineering students by teaching and learning approaches: Case study. *Journal of Professional Issues in Engineering Education and Practice*, *137*(4), 277–284. [http://doi.org/10.1061/\(ASCE\)EI.1943-5541.0000060](http://doi.org/10.1061/(ASCE)EI.1943-5541.0000060)
- Yip, C.-W., Mahoney, M. W., Szalay, A. S., Csabai, I., Budavári, T., Wyse, R. F. G., & Dobos, L. (2014). Objective identification of informative wavelength regions in galaxy spectra. *Astronomical Journal*, *147*(5). <http://doi.org/10.1088/0004-6256/147/5/110>
- Yzidi, F. Z. (1986). *La sugestopedia : teoría y casos de aplicación*. Universidad de Orán. Retrieved from <https://theses.univ-oran1.dz/document/TH3811.pdf>
- Zaballa, G., & Liñero, I. (2014). La mejora continua de nuestros procesos aspecto clave para asegurar la calidad de nuestros programas formativos. *CIDUI VIII Congreso Internacional de Docencia Universitaria e Innovación*, 1–7. Retrieved from <http://bitly.com/1Ivij7O>
- Zimmerman, B. (1994). Dimensions of academic self-regulation: A conceptual framework for education. *Issues and Educational Applications*, *1*, 21–33. Retrieved from <http://bit.ly/1UG9RGN>
- Zou, H., & Hastie, T. (2005). Regularization and Variable Selection via the Elastic Net. *Journal of the Royal Statistical Society Series B (Statistical Methodology)*, *67*(2), 301–320.
- Zou, H., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2006). Sparse principal component analysis. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, *15*(2), 265–286. <http://doi.org/10.1198/106186006X113430>
- Zwick, R., & Himelfarb, I. (2011). The effect of high school socioeconomic status on the predictive validity of SAT scores and high school grade-point average. *Journal of Educational Measurement*, *48*(2), 101–121. <http://doi.org/10.1111/j.1745-3984.2011.00136.x>

---

## APÉNDICES

### Apéndice capítulo 2:

Nota: Por razones de la extensión de algunos apéndices fue necesario presentarlos en forma digital, todos ellos se pueden obtener en con el siguiente código QR



## Apéndice 2.1 Listado de variables para explicar el rendimiento académico universitario

Ranking	Relacionado con	Variable	Autor (Señaladas como significativas)	Autor (Señaladas como no significativas)	Cluster	N. de artículos	% de artículos que la usan	N. de artículos en la que aparece o se menciona significativa	% de artículos en la que se aparece o menciona significativa
1	ESTUDIANTE	Género	(Barahona, 2014; Bers, 1994; D'Allegro & Kerns, 2010; Duran et al., 2016; Ewert, 2012; Gutiérrez-domènech, 2009; Hinton & Higson, 2017; Houghlum et al., 2005; Izar, Ynzunza & López, 2011; Johnson & Kuennen, 2003; Larson et al., 2016; Lechien et al., 2016; Marrs, 2012; Martin et al., 2012; Martins et al., 2017; Mohammad & Almahmeed, 1988; Morales et al., 2013; Reyes, Godínez, Ariza, Sánchez & Torreblanca, 2014; Singleton, 2007; Singleton & Wolfson, 2009; Smith, 2016; Tickell & Smyrnios, 2005)	(Bahsi et al., 2017; Bodger et al., 2011; Clifton et al., 2004; De Clercq et al., 2013; De Miguel & Arias, 1999; Esteban et al., 2017; García, 1989; Gree & Brown, 2011; Haldane et al., 2012; Hamid & Singaram, 2016; Hatamyar & Sullivan, 2011; Herrera, Aráoz, De Lafuente, D'jorge, Granado, Rivero & Paz, 2005; Herrera, 1999; Montero, Villalobos & Valverde, 2007; Pottinger, 1985; Ross, Cleland, & MacLeod, 2006; Rudy et al., 2017; M. Salanova & Martínez, Bresó, Llorens & Grau, 2005; Salazar et al., 2017; Tafani et al., 2011; Yazdanpanah et al., 2010)	1	43	15,9%	22	51,2%
2	ESTUDIANTE	Motivación/motivación académica/Motivación específica	(Alrabai, 2016; Álvarez, García, Gil, Romero & Rodríguez, 1999; Busato et al., 2000; Celorrio, 1999; De la Fuente et al., 2017; Duran et al., 2016; Edel, 2003; Hossainy, Zare, Hormozi, Shaghaghi, & Kaveh, 2012; Hulsman et al., 2007; Kappe & Van der Flier, 2012; Mikail & Baharun, 2017; Montero, Villalobos & Valverde, 2007; Prospero et al., 2007; Schunk, 1989; Shamsali & Vahdat, 2016; Stover & Hoffmann, 2014; Tejedor & García, 2007; Toca & Tourón, 1989; Weiner, 1990; Wu & Marsono, 2016)	(De Clercq et al., 2013; García, 1989; Tejedor, 2003; Tickell & Smyrnios, 2005)	3	25	9,2%	21	84,0%
3	ESTUDIANTE	Edad	(Bers, 1994; Clifton, Perry, Stubbs, & Roberts, 2004; De Clercq, Galand, Dupont, & Frenay, 2013; Farsides & Woodfield, 2007; Greer & Brown, 2011; Hamid & Singaram, 2016; Hatamyar & Sullivan, 2011; Martins et al., 2017; Mohammad & Almahmeed, 1988; Smith, 2016; Tafani, Bosch, Caminati, & Chiesa,	(Barahona, 2014; Bodger et al., 2011; De Miguel & Arias, 1999; García, 1989; Gutiérrez-domènech, 2009; Haldane et al., 2012; Herrera, 1999; Montero, Villalobos & Valverde, 2007; Pottinger, 1985; Salanova & Martínez, Bresó, Llorens, & Grau, 2005)	1	23	8,5%	13	56,5%



Ranking	Relacionado con	Variable	Autor (Señaladas como significativas)	Autor (Señaladas como no significativas)	Cluster	N. de artículos	% de artículos que la usan	N. de artículos en la que aparece o se menciona significativa	% de artículos en la que se aparece o menciona significativa
			2011; Tickell & Smyrnios, 2005; Smith, 2016)						
4	ESTUDIANTE	Nivel socioeconómico	(Brophy, 1986; Herrera, Araújo, De Lafuente, D'jorge, Granado, Rivero, & Paz, 2005; Hinton & Higson, 2017; Tejedor, 2003; Yazdanpanah, Sahragard, & Rahimi, 2010, Sackett, Kuncel, Arneson, Cooper & Waters, 2009, Schmidt & Lockwood, 2017)	(Coleman, 1967; Delfino, 1986; Esteban et al., 2017; García, 1989; González, Piñeiro, Rodríguez, Suárez, & Valle, 1998; Izar, Ynzunza & López, 2011; Johnson & Kuennen, 2003; Mohammad & Almahmeed, 1988; Montero, Villalobos & Valverde, 2007; Reyes, Godínez, Ariza, Sánchez & Torreblanca, 2014; Ross, Cleland, & MacLeod, 2006; Sellers, 1992; Singleton, 2007; Tafani, Bosch, Caminati, & Chiesa, 2011)	1	21	7,7%	7	33,3%
5	ESTUDIANTE	Nota promedio previas en la universidad	(Bahsi et al., 2017; Bers, 1994; Celorrio, 1999; D'Allegro & Kerns, 2010; Dawson-Saunders & Doolen, 1981; De Miguel & Arias, 1999; García, 1989; Herrera, 1999; Kappe & van der Flier, 2012; Lackey, Lackey, Grady, & Davis, 2003; Lewis & Lewis, 2008; McCall et al., 2006; Niraula & Khanal, 2006; Ocaña, 2011; Salanova & Martínez, Bresó, Llorens & Grau, 2005; Salanova et al., 2010; Tickell & Smyrnios, 2005)	(Esteban et al., 2017; Salazar et al., 2017)	1	20	7,4%	18	90,0%
6	ESTUDIANTE	Nota de ingreso a la universidad	(Bahsi et al., 2017; Bodger et al., 2011; Edel, 2003; Esteban et al., 2017; Farsides & Woodfield, 2007; Haldane et al., 2012; Hatamyar & Sullivan, 2011; Houghlum, Aparasu, & Delfinis, 2005; Howard & Jerosch-Herold, 2000; Kershaw, 1989; Kridiotis, Bezuidenhout, & Raubenheimer, 2016; Montero, Villalobos & Valverde, 2007; Musayón, 2001; Niessen, Meijer, & Tendeiro, 2016; Ocaña, 2011; Tejedor & García, 2007)	(Duran et al., 2016; Greer & Brown, 2011)	1	18	6,6%	16	88,9%

Ranking	Relacionado con	Variable	Autor (Señaladas como significativas)	Autor (Señaladas como no significativas)	Cluster	N. de artículos	% de artículos que la usan	N. de artículos en la que aparece o se menciona significativa	% de artículos en la que aparece o menciona significativa
7	ESTUDIANTE	Nota media secundaria	(Al-Nasir & Robertson, 2001; Anderton, Hine, & Joyce, 2017; Ayán, Psychology, & 2008, n.d.; Bodger et al., 2011; De Miguel & Arias, 1999; Edel, 2003; Flores & Simonsson, 2012; Herrera, 1999; Izar, J., Ynzunza, C., & López, 2011; Mohammad & Almahmeed, 1988; Niessen et al., 2016; Sellers, 1992)	(McCall et al., 2006; Niraula & Khanal, 2006; Rudy et al., 2017; Salazar et al., 2017; Tejedor, 2003)	1	17	6,3%	12	70,6%
8	ESTUDIANTE	Asiste a clases	(Álvarez, García, Gil, Romero & Rodríguez, 1999; Cabrera 2016; Chamorro-Premuzic & Furnham, 2003; Esteban et al., 2017; Fernández, 2001; Herrera, Aráoz, De Lafuente, D'jorge, Granada, Rivero & Paz, 2005; Krieg & Uyar, 1997; Mohanan, Harichandran, & Vijayan, 2017; Ocaña, 2011; Salazar et al., 2017; Subramaniam, Hande, & Komattil, 2013; Tejedor & García, 2007; Vilorio & Parody, 2016)	(Duran et al., 2016; Montero, Villalobos & Valverde, 2007; Tejedor, 2003)	4	16	5,9%	13	81,3%
9	ESTUDIANTE	Escolaridad del padre	(D'Allegro & Kerns, 2010; Gutiérrez-domènech, 2009; Herrera, Aráoz, De Lafuente, D'jorge, Granada, Rivero, & Paz, 2005; Mohammad & Almahmeed, 1988; Singleton & Wolfson, 2009; Tafani et al., 2011; Tejedor, 2003)	(Barahona, 2014; Coleman, 1967; De Clercq et al., 2013; García, 1989; Herrera, 1999; Izar, Ynzunza & López, 2011; Martins et al., 2017; Reyes, Godínez, Ariza, Sánchez & Torreblanca, 2014)	1	15	5,5%	7	46,7%
10	ESTUDIANTE	Personalidad	(Blickle, 1996; Busato et al., 2000; Cacioppo, Petty, Feinstein, & Blair, 1996; Cashdan & Welsh, 1966; Chamorro-Premuzic & Furnham, 2003; De Raad, B., & Schouwenburg, 1996; Farsides & Woodfield, 2007; Novikova & Vorobyeva, 2017; De Raad & Schouwenburg, 1996; Pottinger, 1985; Marisa Salanova et al., 2010; Wigen et al., 2003; Wolfe & Scott, 1995)	(Herrera, M., Nieto, S., Rodríguez, M. J., & Sánchez, 1999)	4	14	5,2%	13	92,9%
11	ESTUDIANTE	Etnia	(Álvarez, García, Gil, Romero & Rodríguez, 1999; Bers, 1994; D'Allegro & Kerns, 2010; Ewert,	(Bodger et al., 2011; Hatamyar & Sullivan, 2011; Johnson & Kuennen,	1	14	5,2%	9	64,3%

Ranking	Relacionado con	Variable	Autor (Señaladas como significativas)	Autor (Señaladas como no significativas)	Cluster	N. de artículos	% de artículos que la usan	N. de artículos en la que aparece o se menciona significativa	% de artículos en la que se aparece o menciona significativa
			2012; Fernández, 2001; Hinton & Higson, 2017; Martin et al., 2012; Singleton & Wolfson, 2009; Smith, 2016)	2003; Rudy et al., 2017; Tickell & Smyrnios, 2005)					
12	ESTUDIANTE	Autoeficacia	(Bandura, 1993; Blanco, Martínez, Zueck & Gastélum, 2011; Cupani, 2012; De Clercq et al., 2013; Herrera, 1999; Prieto, 2003; M. Salanova & Martínez, Bresó, Llorens & Grau, 2005; Sanjuán, Pérez & Bermúdez, 2000; Schunk, 1989; Valle et al., 2014; Vogel & Human-Vogel, 2016; Wu & Marsono, 2016)		2	12	4,4%	12	100,0%
13	ESTUDIANTE	Habilidades sociales	(Asiamah, 2010; Brophy, 1986; Canabal, 1998; Clifton, Perry, Stubbs, & Roberts, 2004; Edel, 2003; Ewert, 2012; García, 1989; Parmar et al., 2015; Prospero & Vohra-Gupta, 2007; Reyes, R., Godínez, Ariza, Sánchez & Torreblanca, 2014)	(Esteban, Bernardo, Tuero, Cervero, & Casanova, 2017; Greer & Brown, 2011)	1	12	4,4%	10	83,3%
14	ESTUDIANTE	Trabaja el estudiante	(Barahona, 2014; Canabal, 1998; Ewert, 2012; Herrera, et.al, 2005; Herrera, 1999; Mohammad & Almahmeed, 1988; Tafani et al., 2011)	(Duran, Maside, Rodeiro, & Cantorna, 2016; García, 1989; Greer & Brown, 2011; Montero, Villalobos & Valverde, 2007; Martins et al., 2017)	1	12	4,4%	7	58,3%
15	ESTUDIANTE	Estilos de aprendizaje	(Blumen et al., 2011; Busato et al., 2000; Cabrera, 2016; Crespo, N., & Pizarro, 1998; De Clercq et al., 2013; Martín, García, Torbay, & Rodríguez, 2008; Ocaña, 2011; Tejedor, F., & García, 2007; Valle et al., 1999; Wigen et al., 2003)	(Mansouri & Piki, 2016)	4	11	4,1%	10	90,9%
16	ESTUDIANTE	Escolaridad de la madre	(Coleman, 1967; Herrera, Aráoz, De Lafuente, D'jorge, Granado, Rivero & Paz, 2005; Herrera, 1999; Mohammad & Almahmeed, 1988; Tafani et al., 2011; Tejedor, 2003)	(Barahona, 2014; Izar, Ynzunza & López, 2011; Martins et al., 2017; Reyes, Godínez, Ariza, Sánchez & Torreblanca, 2014)	1	10	3,7%	6	60,0%
17	ESTUDIANTE	Autorregulación del proceso de aprendizaje	(Álvarez, García, Gil, Romero & Rodríguez, 1999; de la Fuente et al., 2017; Hossainy et al., 2012; Pintrich, 1995; Tejedor & García, 2007; Zimmerman, 1994)	(King, 2001; Kridiotis et al., 2016)	5	8	3,0%	6	75,0%

Ranking	Relacionado con	Variable	Autor (Señaladas como significativas)	Autor (Señaladas como no significativas)	Cluster	N. de artículos	% de artículos que la usan	N. de artículos en la que aparece o se menciona significativa	% de artículos en la que se aparece o menciona significativa
18	INSTITUCION	Acompañamiento pedagógico durante el curso	(Brophy, 1986; Jeynes, 2015; Lewis & Lewis, 2008; Lundberg, 2003; Ocaña, 2011; Romanville & Noel, 1998)	(De Clercq et al., 2013)	1	8	3,0%	6	75,0%
19	ESTUDIANTE	Tipo de colegio público o privado	(González, 1996; Gutiérrez-domènech, 2009; Herrera, Aráoz, De Lafuente, D'jorge, Granado, Rivero & Paz, 2005; Ocaña, 2011)	(Barahona, 2014; De Miguel & Arias, 1999; Montero, Villalobos, & Valverde, 2007; Rodríguez & Coello, 2008)	5	8	3,0%	4	50,0%
20	ESTUDIANTE	N. de horas de trabajo a la semana	(Johnson & Kuennen, 2003; Tafani et al., 2011)	(García, 1989; Krieg, R. & Uyar, 1997; Lundberg, 2003; Montero, Villalobos & Valverde, 2007; Reyes, Godínez, Ariza, Sánchez & Torreblanca, 2014; Ross et al., 2006)	1	8	3,0%	2	25,0%
21	ESTUDIANTE	Metas/Metas académicas/Metas de aprendizaje y Metas de rendimiento, metas de logro	(Cupani, 2012; Fullana, 1998; Pintrich, 1995; Shamsali & Vahdat, 2016; Valle et al., 2014; Zimmerman, 1994)	(De Clercq et al., 2013)	5	7	2,6%	6	85,7%
22	INSTITUCION	Clima de clase	(Alshehri, Alshehri, & Erwin, 2012; Boersma & Chapman, 1981; Hoque & Weil, 2016; Kappe & Van der Flier, 2012; Payandeh et al., 2013; Tejedor & García, 2007)	(De Clercq et al., 2013)	3	7	2,6%	6	85,7%
23	ESTUDIANTE	Satisfacción con la carrera (carrera)	(Barahona, 2014; García, 1989; Ocaña, 2011; Salanova & Martínez, Bresó, Llorens & Grau, 2005; Tejedor, 2003)	(Herrera, 1999; Montero, Villalobos & Valverde, 2007)	2	7	2,6%	5	71,4%
24	ESTUDIANTE	Estado civil	(Ewert, 2012; Tafani et al., 2011)	(De Miguel, F., & Arias, 1999; L. García, 1989; Greer, T; Brown, 2011; Herrera, M., Nieto, S., Rodríguez, M. J., & Sánchez, 1999; Mohammad & Almahmeed, 1988)	1	7	2,6%	2	28,6%
25	ESTUDIANTE	Número de horas de estudio semanales (en general, de la materia)	(Álvarez, García, Gil, Romero & Rodríguez, 1999; De Clercq et al., 2013; Duran et al., 2016; García, 1989; Reyes, Godínez, Ariza, Sánchez, & Torreblanca, 2014)	(Tafani et al., 2011)	1	6	2,2%	5	83,3%
26	ESTUDIANTE	Inteligencia	(Busato, Prins, Elshout, & Hamaker, 2000; Edel, 2003; Farsides & Woodfield, 2007; González & López, 1985; Kappe & Van der Flier, 2012)	(Herrera, M., Nieto, S., Rodríguez, M. J., & Sánchez, 1999)	4	6	2,2%	5	83,3%

Ranking	Relacionado con	Variable	Autor (Señaladas como significativas)	Autor (Señaladas como no significativas)	Cluster	N. de artículos	% de artículos que la usan	N. de artículos en la que aparece o se menciona significativa	% de artículos en la que se aparece o menciona significativa
27	ESTUDIANTE	Ansiedad	(Aritzeta et al., 2017; De la Fuente et al., 2017; Mihăilescu, Diaconescu, Ciobanu, Donisan, & Mihăilescu, 2016; Payandeh Najafabadi, Najafabadi, & Farid-Rohani, 2013; Rodger, Murray, & Cummings, 2007)	(Kappe & Van der Flier, 2012)	3	6	2,2%	5	83,3%
28	ESTUDIANTE	Satisfacción con la universidad	(García, 1989; Herrera, 1999; Ocaña, 2011; Tejedor, 2003)	(Montero, Villalobos & Valverde, 2007; Salanova & Martínez, Bresó, Llorens & Grau, 2005)	2	6	2,2%	4	66,7%
29	ESTUDIANTE	Nivel de inglés (y si es primer idioma)	(Bers, 1994; Ghenghesh, 2015; Johnson & Kuennen, 2003; Martirosyan, Hwang, & Wanjohi, 2015)	(Parmar et al., 2015; Tickell & Smyrnios, 2005)	1	6	2,2%	4	66,7%
30	ESTUDIANTE	Escolaridad previa del estudiante	(Clifton et al., 2004; Gutiérrez-domènech, 2009; Houglum et al., 2005; Tejada, Parmar, Lang, & Ghogomu, 2016)	(Haldane et al., 2012; Rudy et al., 2017)	1	6	2,2%	4	66,7%
31	ESTUDIANTE	Nacionalidad	(Ewert, 2012; Mandilaras, 2004; Mohammad & Almahmeed, 1988)	(Bers, 1994; Bodger et al., 2011)	1	6	2,2%	3	50,0%
32	ESTUDIANTE	Riesgo de salud (consumo de licor, drogas, cigarrros).	(Larson et al., 2016; Marrs, 2012; Martin et al., 2012; Schmidt, J; Lockwood, 2017; Singleton, 2007)		3	5	1,8%	5	100,0%
33	ESTUDIANTE	Depresión	(Marcotte et al., 2017; Mihăilescu et al., 2016; Morales et al., 2013; Reisbig et al., 2012; Turner, Thompson, Brunner, & Arif, 2012)		3	5	1,8%	5	100,0%
34	ESTUDIANTE	Clima educativo familiar	(Asiamah, 2010; García, 1986; Marcotte et al., 2017; Payandeh Najafabadi et al., 2013; Tafani et al., 2011)		3	5	1,8%	5	100,0%
35	ESTUDIANTE	Autoestima	(Álvarez, García, Gil, Romero & Rodríguez, 1999; Asiamah, 2010; Clifton et al., 2004; Payandeh Najafabadi et al., 2013; Weiner, 1990)		3	5	1,8%	5	100,0%
36	ESTUDIANTE	Uso de plataforma virtual (blogs, e-learning)	(Al-Qudah, 2012; Alzahrani, 2017; Gürpınar et al., 2009; Mansouri & Piki, 2016)	(Duran et al., 2016)	4	5	1,8%	4	80,0%
37	ESTUDIANTE	Selección de la carrera	(Esteban et al., 2017; García, 1986; Ocaña, 2011; Salanova & Martínez, Bresó, Llorens, & Grau, 2005)	(De Clercq et al., 2013)	3	5	1,8%	4	80,0%

Ranking	Relacionado con	Variable	Autor (Señaladas como significativas)	Autor (Señaladas como no significativas)	Cluster	N. de artículos	% de artículos que la usan	N. de artículos en la que aparece o se menciona significativa	% de artículos en la que se aparece o menciona significativa
38	ESTUDIANTE	Estrategias de aprendizaje	(Clifton et al., 2004; Hamid & Singaram, 2016; Marrs, 2012; Rodger et al., 2007)	(De Clercq et al., 2013)	3	5	1,8%	4	80,0%
39	ESTUDIANTE	Dedicación solo a estudios	(Álvarez, García, Gil, Romero, & Rodríguez, 1999; Herrera, 1999; Marisa Salanova, Schaufeli, Martinez, & Bresó, 2010; Tejedor, 2003)	(García, 1989)	4	5	1,8%	4	80,0%
40	ESTUDIANTE	Estrés	(Larson, Orr, & Warne, 2016; Reisbig et al., 2012; Rospenda, Halpert & Richaman, 1994)	(Greer & Brown, 2011; Pottinger, 1985)	3	5	1,8%	3	60,0%
41	ESTUDIANTE	N. de horas de estudio	(Clifton et al., 2004; Johnson & Kuennen, 2003)	(Bahsi et al., 2017; Duran et al., 2016; Sellers, 1992)	1	5	1,8%	2	40,0%
42	ESTUDIANTE	Participación en clase	(Cabrera, 2016; Leeds, Hugar, Pettitt, Srinivasan, & Master, 2013; Ocaña, 2011; Tejedor & García, 2007)		4	4	1,5%	4	100,0%
43	INSTITUCION	Momento de la selección de la carrera	(Ewert, 2012; Fieder et al., 2006; Martin et al., 2012; Sanjuán, Pérez & Bermúdez, 2000)		2	4	1,5%	4	100,0%
44	ESTUDIANTE	Locus de control	(Biniaminov & Glasman, 1983; Sarwar & Ashrafi, 2014; Wigen et al., 2003; Yazdanpanah et al., 2010)		2	4	1,5%	4	100,0%
45	ESTUDIANTE	Creatividad	(Álvarez, García, Gil, Romero, & Rodríguez, 1999; Cashdan & Welsh, 1966; Chamorro-Premuzic & Furnham, 2003; Fernández, 2001)		4	4	1,5%	4	100,0%
46	ESTUDIANTE	Burnout académico	(Martínez & Marques, 2005; Salanova, Schaufeli, Llorens & Peiro, 2000; Schaufeli, Martinez, Pinto, Salanova, & Bakker, 2002)		2	4	1,5%	4	100,0%
47	ESTUDIANTE	Actividades extraacadémicas	(De Clercq et al., 2013; Hulsman et al., 2007; Schmidt, J; Lockwood, 2017; Singleton, 2007)		3	4	1,5%	4	100,0%
48	ESTUDIANTE	Actividad física	(Astin & Sax, 1998; Ewert, 2012; Johnson & Kuennen, 2003; Singleton, 2007)		1	4	1,5%	4	100,0%
49	ESTUDIANTE	Opinión sobre sistema de evaluación	(Gotzens, 1995; Tejedor, F. & García, 2007; Valle et al., 1999)	(García, 1989)	2	4	1,5%	3	75,0%
50	ESTUDIANTE	Actitud frente a los estudios	(Álvarez, García, Gil, Romero & Rodríguez, 1999; Flores & Simonsson, 2012; Tejedor & García, 2007)	(Herrera, M., Nieto, S., Rodríguez, M. J., & Sánchez, 1999)	9 sin cluster	4	1,5%	3	75,0%

Ranking	Relacionado con	Variable	Autor (Señaladas como significativas)	Autor (Señaladas como no significativas)	Cluster	N. de artículos	% de artículos que la usan	N. de artículos en la que aparece o se menciona significativa	% de artículos en la que se aparece o menciona significativa
51	ESTUDIANTE	Tenencia de beca (financiación de estudios)	(Ocaña, 2011; Villar, 1998)	(Duran et al., 2016; Ocaña, 2011; Reyes, Godínez, Ariza, Sánchez & Torreblanca, 2014; Villar, 1998)	1	4	1,5%	2	50,0%
52	ESTUDIANTE	Número de hijos	(Ewert, 2012; Tafani et al., 2011)	(L. García, 1989; Mohammad & Almahmeed, 1988)	1	4	1,5%	2	50,0%
53	ESTUDIANTE	Expectativas de resultados	(Cupani, 2012; Izar, Ynzunza & López, 2011)	(De Miguel & Arias, 1999; García, 1989)	5	4	1,5%	2	50,0%
54	ESTUDIANTE	Engagement	(de la Fuente et al., 2017; Sarwar & Ashrafi, 2014)	(De Clercq et al., 2013; Salanova & Martínez, Bresó, E., Llorens & Grau, 2005)	2	4	1,5%	2	50,0%
55	ESTUDIANTE	Área de estudio	(Herrera, M., Nieto, S., Rodríguez, M. J., & Sánchez, 1999)	(Bodger et al., 2011; Esteban et al., 2017; Ewert, 2012)	1	4	1,5%	1	25,0%
56	INSTITUCION	Modalidad del curso	(Ewert, 2012; Hinton & Higson, 2017; Valle et al., 1999)		2	3	1,1%	3	100,0%
57	PROFESOR	Estilos y estrategias de enseñanza	(Aritzeta et al., 2017; De Raad & Schouwenburg, 1996; Mandilaras, 2004)		2	3	1,1%	3	100,0%
58	PROFESOR	Edad del profesor	(Albert Bandura, 1993; Ewert, 2012; Mandilaras, 2004)		2	3	1,1%	3	100,0%
59	PROFESOR	Relaciones que estable con el alumno	(Barahona, 2014; Cacioppo et al., 1996; Mandilaras, 2004)		2	3	1,1%	3	100,0%
60	ESTUDIANTE	Tipo de asignatura matriculada	(Bulstrode, Gallagher, Pilling, Furniss, & Proctor, 2003; L. García, 1989; Rowe, 2002)		2	3	1,1%	3	100,0%
61	ESTUDIANTE	Salud mental	(Ali & Iran-Pour, 2011; Howell, 2009; Larson et al., 2016)		3	3	1,1%	3	100,0%
62	ESTUDIANTE	Opinión sobre el centro de estudios	(Biniaminov & Glasman, 1983; L. García, 1989; Ocaña, 2011)		2	3	1,1%	3	100,0%
63	ESTUDIANTE	Inteligencia emocional	(Crespo, N., & Pizarro, 1998; Edel, 2003; Montero, E., Villalobos, J., & Valverde, 2007)		4	3	1,1%	3	100,0%
64	ESTUDIANTE	Compromiso académico	(Salanova & Martínez, Bresó, Llorens & Grau, 2005; Sarwar & Ashrafi, 2014; Vogel & Human-Vogel, 2016)		2	3	1,1%	3	100,0%
65	ESTUDIANTE	Autoconcepto académico	(Asiamah, 2010; Biniaminov & Glasman, 1983; Valle et al., 1999)		2	3	1,1%	3	100,0%
66	PROFESOR	Antigüedad del profesor en el puesto	(Albert Bandura, 1993; Mandilaras, 2004)	(Ewert, 2012)	2	3	1,1%	2	66,7%
67	ESTUDIANTE	Utilización de la biblioteca	(García, 1989; Whitfield & Bennett, 1983)	(Tafani et al., 2011)	9 sin cluster	3	1,1%	2	66,7%
68	ESTUDIANTE	Opinión sobre eficacia del sistema	(Biniaminov & Glasman, 1983; García, 1989)	(Tejedor, 2003)	2	3	1,1%	2	66,7%

Ranking	Relacionado con	Variable	Autor (Señaladas como significativas)	Autor (Señaladas como no significativas)	Cluster	N. de artículos	% de artículos que la usan	N. de artículos en la que aparece o se menciona significativa	% de artículos en la que se aparece o menciona significativa
69	ESTUDIANTE	Ocupación de la madre	(Sellers, 1992; Smith, 2016)	(Reyes, R., Godínez, F., Ariza, F., Sánchez, F. & Torreblanca, 2014)	1	3	1,1%	2	66,7%
70	ESTUDIANTE	Lugar de residencia	(De la Fuente et al., 2017; González, 1996)	(Ross et al., 2006)	5	3	1,1%	2	66,7%
71	ESTUDIANTE	Dificultad de las materias	(Marcotte et al., 2017; Tejedor & García, 2007)	(Duran et al., 2016)	3	3	1,1%	2	66,7%
72	ESTUDIANTE	Adaptabilidad en los estudios	(Álvarez, García, Gil, Romero & Rodríguez, 1999; Marcotte, Diallo, & Paré, 2017)	(Esteban et al., 2017)	3	3	1,1%	2	66,7%
73	ESTUDIANTE	Tipo de escuela o institución a la que asistió	(Tickell & Smyrnios, 2005)	(Hatamyar & Sullivan, 2011; Rudy et al., 2017)	1	3	1,1%	1	33,3%
74	PROFESOR	Satisfacción de los estudiantes con los profesores	(Tejedor, F., & García, 2007)	(Herrera, 1999; Montero, Villalobos & Valverde, 2007)	2	3	1,1%	1	33,3%
75	ESTUDIANTE	Repitió el curso	(Herrera, Araújo, De Lafuente, D'jorge, Granado, Rivero & Paz, 2005)	(Martins et al., 2017; Salazar et al., 2017)	1	3	1,1%	1	33,3%
76	ESTUDIANTE	Ocupación de del padre	(Smith, 2016)	(Reyes, Godínez, Ariza, Sánchez & Torreblanca, 2014; Tafani et al., 2011)	1	3	1,1%	1	33,3%
77	PROFESOR	Estrategias de motivación por parte del profesor	(Mandilaras, 2004; Vogel & Human-Vogel, 2016)		9 sin cluster	2	0,7%	2	100,0%
78	INSTITUCION	Clima institucional	(Albert Bandura, 1993; Vogel & Human-Vogel, 2016)		9 sin cluster	2	0,7%	2	100,0%
79	PROFESOR	Capacidad de comunicarse	(Bandura, 1993; Mandilaras, 2004)		9 sin cluster	2	0,7%	2	100,0%
80	ESTUDIANTE	Número de asignaturas matriculadas	(Lundberg, 2003; Vogel & Human-Vogel, 2016)		9 sin cluster	2	0,7%	2	100,0%
81	PROFESOR	Expectativas y actitudes del profesor	(Bandura, 1993; Mandilaras, 2004)		9 sin cluster	2	0,7%	2	100,0%
82	PROFESOR	Excesiva exigencia del profesor	(Mandilaras, 2004; Vogel & Human-Vogel, 2016)		9 sin cluster	2	0,7%	2	100,0%
83	INSTITUCION	Plataforma virtual (foros, Moodle, entorno virtual)	(Gürpınar et al., 2009; Pottinger, 1985)		9 sin cluster	2	0,7%	2	100,0%
84	ESTUDIANTE	Resultados de asignaturas (matemáticas, ciencias, física y biología)	(Johnson & Kuennen, 2003; Kridiotis et al., 2016)		9 sin cluster	2	0,7%	2	100,0%
85	ESTUDIANTE	Responsabilidad (Auto responsabilidad)	(Chamorro-Premuzic & Furnham, 2003; Tejedor & García, 2007)		9 sin cluster	2	0,7%	2	100,0%



Ranking	Relacionado con	Variable	Autor (Señaladas como significativas)	Autor (Señaladas como no significativas)	Cluster	N. de artículos	% de artículos que la usan	N. de artículos en la que aparece o se menciona significativa	% de artículos en la que se aparece o menciona significativa
86	ESTUDIANTE	Recursos que tiene el estudiante para el aprendizaje	(Clifton et al., 2004; Stover & Hoffmann, 2014)		9 sin cluster	2	0,7%	2	100,0%
87	ESTUDIANTE	Ranking del estudiante en la secundaria	(Singleton, 2007; Smith, 2016)		9 sin cluster	2	0,7%	2	100,0%
88	PROFESOR	Desempeño general del tutor	(Biniaminov & Glasman, 1983; Montero, Villalobos & Valverde, 2007)		9 sin cluster	2	0,7%	2	100,0%
89	PROFESOR	Personalidad del profesor	(Bandura, 1993; Mandilaras, 2004)		9 sin cluster	2	0,7%	2	100,0%
90	INSTITUCION	Obstáculos que afectan el rendimiento	(Salanova, M.; Martinez, I.; Bresó, E.; Llorens, S.; Grau, 2005; Salanova et al., 2010)		9 sin cluster	2	0,7%	2	100,0%
91	PROFESOR	Opinión de los profesores sobre conocimiento previo de los estudiantes	(Ewert, 2012; Vogel & Human-Vogel, 2016)		9 sin cluster	2	0,7%	2	100,0%
92	ESTUDIANTE	Comportamiento en clase	(Chamorro-Premuzic & Furnham, 2003; Hulsman et al., 2007)		9 sin cluster	2	0,7%	2	100,0%
93	ESTUDIANTE	Autocontrol	(Edel, 2003; Tejedor, F., & García, 2007)		9 sin cluster	2	0,7%	2	100,0%
94	ESTUDIANTE	Autoconcepto personal (Autoimagen, imagen social, imagen ideal)	(Álvarez, García, Gil, Romero & Rodríguez, 1999; Weiner, 1990)		9 sin cluster	2	0,7%	2	100,0%
95	PROFESOR	Sexo del profesor	(Bandura, 1993)	(Ewert, 2012)	9 sin cluster	2	0,7%	1	50,0%
96	INSTITUCION	Facilitadores organizacionales	(Houghlum et al., 2005)	(Jeynes, 2015)	9 sin cluster	2	0,7%	1	50,0%
97	INSTITUCION	Razón profesor/alumno	(Vogel & Human-Vogel, 2016)	(Shamsali & Vahdat, 2016)	9 sin cluster	2	0,7%	1	50,0%
98	PROFESOR	Opinión de los profesores sobre el grado de interés de los estudiantes hacia la asignatura	(Ewert, 2012)	(Viloria & Parody, 2016)	9 sin cluster	2	0,7%	1	50,0%
99	ESTUDIANTE	Uso de fichas , apuntes y algunos de los libros	(Reyes, Godínez, Ariza, Sánchez & Torreblanca, 2014)	(Herrera, Aráoz, De Lafuente, D'jorge, Granada, Rivero & Paz, 2005)	9 sin cluster	2	0,7%	1	50,0%
100	ESTUDIANTE	Tipo de residencia del estudiante	(Bahsi et al., 2017)	(Hatamyar & Sullivan, 2011)	9 sin cluster	2	0,7%	1	50,0%
101	INSTITUCION	Horario de las clases (Mañana y Tarde)	(Tejedor, F., & García, 2007)	(Montero, E., Villalobos, J., & Valverde, 2007)	9 sin cluster	2	0,7%	1	50,0%
102	ESTUDIANTE	Hábitos de estudio	(Tejedor, 2003)	(Herrera, M., Nieto, S., Rodríguez, M. J., & Sánchez, 1999)	9 sin cluster	2	0,7%	1	50,0%

Ranking	Relacionado con	Variable	Autor (Señaladas como significativas)	Autor (Señaladas como no significativas)	Cluster	N. de artículos	% de artículos que la usan	N. de artículos en la que aparece o se menciona significativa	% de artículos en la que se aparece o menciona significativa
103	PROFESOR	Estado de ánimo	(Albert Bandura, 1993)	(Ewert, 2012)	9 sin cluster	2	0,7%	1	50,0%
104	INSTITUCION	Duración de los estudios	(Kappe & Van der Flier, 2012)	(Jacobson, Sherman, Perlman, Lefferts, & Soroff, 1986)	9 sin cluster	2	0,7%	1	50,0%
105	ESTUDIANTE	Distancia de la residencia al centro de estudio	(Smith, 2016)	(García, 1989)	9 sin cluster	2	0,7%	1	50,0%
106	ESTUDIANTE	Control académico percibido	(Clifton et al., 2004)	(Hamid & Singaram, 2016)	9 sin cluster	2	0,7%	1	50,0%
107	ESTUDIANTE	Aspiraciones	(Biniaminov & Glasman, 1983)	(L. García, 1989)	9 sin cluster	2	0,7%	1	50,0%
108	INSTITUCION	Evaluación del apoyo interpersonal	(Wu & Marsono, 2016)	(Asiamah, 2010)	9 sin cluster	2	0,7%	1	50,0%
109	ESTUDIANTE	Años de estudio (En la universidad, escuela y secundaria)	(Sellers, 1992)	(L. García, 1989)	9 sin cluster	2	0,7%	1	50,0%
110	ESTUDIANTE	Años desde que finalizó el periodo de estudio más reciente	(Martin et al., 2012)	(Bodger et al., 2011)	9 sin cluster	2	0,7%	1	50,0%
111	PROFESOR	El profesor toma medidas remediales en la asignatura		(Ewert, 2012; Mandilaras, 2004)	9 sin cluster	2	0,7%	0	0,0%
112	ESTUDIANTE	Apertura al cambio		(Chamorro-Premuzic & Furnham, 2003; Novikova & Vorobyeva, 2017)	9 sin cluster	2	0,7%	0	0,0%
113	ESTUDIANTE	Número de asignaturas a las que se presentó a examen	(Lundberg, 2003)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
114	PROFESOR	Indicador de satisfacción del profesor por el curso	(Ewert, 2012)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
115	INSTITUCION	Inconvenientes del sistema	(Lundberg, 2003)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
116	PROFESOR	Grado de accesibilidad de los profesores	(Mandilaras, 2004)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
117	ESTUDIANTE	Número de asignaturas aprobadas	(Lundberg, 2003)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
118	INSTITUCION	Estimulación institucional para la dedicación a la tarea docente	(Vogel & Human-Vogel, 2016)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
119	INSTITUCION	Porcentaje de evaluación de aprendizaje	(Ewert, 2012)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%

Ranking	Relacionado con	Variable	Autor (Señaladas como significativas)	Autor (Señaladas como no significativas)	Cluster	N. de artículos	% de artículos que la usan	N. de artículos en la que aparece o se menciona significativa	% de artículos en la que se aparece o menciona significativa
		corresponde a exámenes							
120	PROFESOR	Si ha impartido la asignatura antes	(Ewert, 2012)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
121	INSTITUCION	Contribución del centro al rendimiento	(Lundberg, 2003)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
122	PROFESOR	Indicador del porcentaje de tiempo dedicado a clase magistral	(Ewert, 2012)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
123	ESTUDIANTE	Uso de tarjeta de crédito de otros familiares	(Larson et al., 2016)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
124	ESTUDIANTE	Uso de tarjeta de crédito	(Larson et al., 2016)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
125	ESTUDIANTE	Uso de medicamentos para mejorar el rendimiento	(Bahsi et al., 2017)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
126	INSTITUCION	Políticas educativas	(Albert Bandura, 1993)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
127	ESTUDIANTE	Uso de computadora o libro de texto en el aprendizaje	(Kurihara et al., 2004)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
128	ESTUDIANTE	Trastorno crónico del neurodesarrollo TDAH	(Gormley, DuPaul, Weyandt, & Anastopoulos, 2016)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
129	ESTUDIANTE	Transición posterior a la secundaria	(Marcotte et al., 2017)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
130	ESTUDIANTE	Toma materia de cálculo	(Johnson & Kuennen, 2003)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
131	ESTUDIANTE	Tener objetivos (proyectos)	(Fullana, 1998)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
132	ESTUDIANTE	Tenencia de revistas o enciclopedias	(Herrera, M.G., Aráoz, F., De Lafuente, G., D'jorge, I. Granado, J., Rivero, A. & Paz, 2005)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
133	ESTUDIANTE	Tenencia de computadora	(Herrera, Aráoz, De Lafuente, D'jorge, Granado, Rivero & Paz, 2005)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
134	INSTITUCION	Soporte social	(Rospenda, Halpert, Richaman, 1994)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
135	ESTUDIANTE	Síntomas de ansiedad	(Reisbig et al., 2012)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
136	ESTUDIANTE	Ser asistentes de profesores	(Astin & Sax, 1998)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%

Ranking	Relacionado con	Variable	Autor (Señaladas como significativas)	Autor (Señaladas como no significativas)	Cluster	N. de artículos	% de artículos que la usan	N. de artículos en la que aparece o se menciona significativa	% de artículos en la que se aparece o menciona significativa
137	ESTUDIANTE	Sector de la educación secundaria (arte o ciencias)	(Mohammad & Almahmeed, 1988)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
138	ESTUDIANTE	Salud oral	(Asawa et al., 2017)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
139	ESTUDIANTE	Ruta de acceso a la universidad	(Martins et al., 2017)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
140	ESTUDIANTE	Resiliencia	(De la Fuente et al., 2017)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
141	ESTUDIANTE	Realiza trabajos en grupo	(Wigen et al., 2003)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
142	PROFESOR	Satisfacción del profesor con su docencia	(Ewert, 2012)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
143	ESTUDIANTE	Prestar atención en tutorías	(Astin & Sax, 1998)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
144	ESTUDIANTE	Preocupación al fracaso	(Hamid & Singaram, 2016)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
145	ESTUDIANTE	Porcentaje de créditos suspendidos	(Esteban et al., 2017)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
146	ESTUDIANTE	Porcentaje de créditos aprobados	(Esteban et al., 2017)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
147	ESTUDIANTE	Perturbación del sueño	(Asawa et al., 2017)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
148	ESTUDIANTE	Pertenencia	(Asiamah, 2010)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
149	ESTUDIANTE	Perspectiva laboral	(Tejedor & García, 2007)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
150	ESTUDIANTE	Persistencia ante las tareas académicas	(Valle et al., 1999)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
151	ESTUDIANTE	Percepción de dificultad de asignaturas	(Gallego, Diaz Barcos, Correa Hernando, Sanchez Espinosa, & Callejo Ramos, 2016)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
152	ESTUDIANTE	Percepción de criterios de evaluación	(Valle et al., 1999)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
153	ESTUDIANTE	Percepción de continuar con estudios	(García, 1989)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
154	ESTUDIANTE	Pensamiento creativo	(Wu & Marsono, 2016)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
155	ESTUDIANTE	País de nacimiento de la madre	(Tickell & Smyrniotis, 2005)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
156	ESTUDIANTE	Organización y planificación del estudiante	(Stover & Hoffmann, 2014)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
157	ESTUDIANTE	Opinión sobre la asignatura en general	(Biniaminov & Glasman, 1983)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%

Ranking	Relacionado con	Variable	Autor (Señaladas como significativas)	Autor (Señaladas como no significativas)	Cluster	N. de artículos	% de artículos que la usan	N. de artículos en la que aparece o se menciona significativa	% de artículos en la que se aparece o menciona significativa
158	ESTUDIANTE	Número de veces que tomó el curso de prerequisite	(Aritzeta et al., 2017)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
159	ESTUDIANTE	Número de programas conocidos	(Kappe & Van der Flier, 2012)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
160	ESTUDIANTE	Número de horas crédito en el semestre	(Houglum et al., 2005)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
161	INSTITUCION	Número de exámenes y trabajos	(Tejedor & García, 2007)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
162	ESTUDIANTE	Número de desayunos en siete días	(Larson et al., 2016)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
163	ESTUDIANTE	Número de clases prácticas	(Tejedor, F., & García, 2007)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
164	ESTUDIANTE	Nota del primer examen parcial	(Viloria & Parody, 2016)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
165	ESTUDIANTE	Nivel de romanticismo	(Schmidt, J; Lockwood, 2017)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
166	PROFESOR	Opinión del profesor sobre la decisión de impartir la asignatura	(Ewert, 2012)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
167	ESTUDIANTE	Nivel de perfeccionismo	(Seipel & Apigian, 2005)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
168	PROFESOR	Opinión de los profesores sobre su interés por el curso	(Ewert, 2012)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
169	ESTUDIANTE	N. de miembros en la familia	(Mohammad & Almahmeed, 1988)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
170	ESTUDIANTE	N. de horas de sueño	(Singleton, 2007)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
171	ESTUDIANTE	Motivos y razones de ingreso a la universidad	(Farsides & Woodfield, 2007)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
172	ESTUDIANTE	MMPI (Inventario multifásico de la personalidad)	(Edel, 2003)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
173	ESTUDIANTE	Metacognición	(Mikail Ibrahim, Hazleena Baharun, 2017)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
174	ESTUDIANTE	Medidas proactivas adoptadas por los estudiantes	(Flores & Simonsson, 2012)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
175	ESTUDIANTE	Interés por la disciplina contable	(Tickell & Smyrnios, 2005)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
176	ESTUDIANTE	Interacción con los profesores	(Clifton et al., 2004)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
177	ESTUDIANTE	Intención de persistir	(De Clercq et al., 2013)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%

Ranking	Relacionado con	Variable	Autor (Señaladas como significativas)	Autor (Señaladas como no significativas)	Cluster	N. de artículos	% de artículos que la usan	N. de artículos en la que aparece o se menciona significativa	% de artículos en la que se aparece o menciona significativa
178	ESTUDIANTE	Inteligencia espiritual	(Shamsali & Vahdat, 2016)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
179	INSTITUCION	Infraestructura (comodidades, wifi, etc.)	(Biniaminov & Glasman, 1983)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
180	ESTUDIANTE	Impulsividad	(Tahir, Saleem, & Zafar, 2014)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
181	ESTUDIANTE	Importancia de obtener un título	(Sellers, 1992)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
182	ESTUDIANTE	Horario de sueño	(Singleton & Wolfson, 2009)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
183	ESTUDIANTE	Habilidades para prepararse para los exámenes	(Stover & Hoffmann, 2014)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
184	ESTUDIANTE	Frecuencia de contacto con el tutor	(García, 1989)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
185	ESTUDIANTE	Frecuencia de contacto con el Centro de estudio	(García, 1989)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
186	ESTUDIANTE	Fracaso en la secundaria	(De Clercq et al., 2013)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
187	ESTUDIANTE	Felicidad	(Salanova & Martín, Bresó, Llorens & Grau, 2005)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
188	ESTUDIANTE	Fatiga	(Asawa et al., 2017)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
189	ESTUDIANTE	Falta de esfuerzo	(Tejedor & García, 2007)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
190	PROFESOR	Interacción del tutor con los estudiantes	(Bandura, 1993)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
191	ESTUDIANTE	Facilidad para escribir	(Chamorro-Premuzic & Furnham, 2003)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
192	INSTITUCION	Extensión de los programas	(Tejedor & García, 2007)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
193	PROFESOR	Experiencia del tutor o profesor	(Kwizera, Dambisya, & Aguirre, 2001)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
194	ESTUDIANTE	Experiencia de actos de violencia	(Herrera, Araújo, De Lafuente, D'jorge, Granado, Rivero & Paz, 2005)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
195	ESTUDIANTE	Estudios en matemática	(Mandilaras, 2004)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
196	ESTUDIANTE	Estudia durante los exámenes	(Bahsi et al., 2017)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
197	ESTUDIANTE	Estrategias de comportamiento de protección	(Marrs, 2012)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
198	ESTUDIANTE	Estilo de vida	(Boateng, Plopper & Keith, 2016)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
199	ESTUDIANTE	Estilos de pensamiento	(Dhandabani & Sukumaran, 2015)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%

Ranking	Relacionado con	Variable	Autor (Señaladas como significativas)	Autor (Señaladas como no significativas)	Cluster	N. de artículos	% de artículos que la usan	N. de artículos en la que aparece o se menciona significativa	% de artículos en la que se aparece o menciona significativa
200	ESTUDIANTE	Grado académico del profesor	(Larose & Bernier, 2005)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
201	ESTUDIANTE	Estación del año de nacimiento del estudiante	(Fieder et al., 2006)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
202	ESTUDIANTE	Especialización de la secundaria (Lenguaje, matemática, ciencias)	(De Clercq et al., 2013)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
203	ESTUDIANTE	Es jefe de familia	(Mohammad & Almahmeed, 1988)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
204	ESTUDIANTE	Enfrentamiento de los problemas	(Greer, T; Brown, 2011)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
205	ESTUDIANTE	Enfoques de aprendizaje	(Yean, Khai & Leung, 2011)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
206	ESTUDIANTE	Enfermedad física de alguna persona cercana	(Larson et al., 2016)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
207	INSTITUCION	Elementos disruptores de la clase	(Biniaminov & Glasman, 1983)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
208	ESTUDIANTE	Dominio de técnicas de estudio	(Tejedor & García, 2007)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
209	ESTUDIANTE	Dominancia de los hemisferios del cerebro	(Dhandabani & Sukumaran, 2015)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
210	ESTUDIANTE	Disposición al aprendizaje	(Larose & Bernier, 2005)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
211	ESTUDIANTE	Diagnóstico de que ha tenido enfermedad mental en los últimos 12 meses	(Larson et al., 2016)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
212	ESTUDIANTE	Desconexión	(Greer & Brown, 2011)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
213	ESTUDIANTE	Cursos estudiados año anterior	(García, 1989)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
214	ESTUDIANTE	Curso de recuperación en matemática	(Johnson & Kuennen, 2003)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
215	ESTUDIANTE	Creencia religiosa	(Ali Tavabi & Iran-Pour, 2011)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
216	INSTITUCION	Coordinación entre programas de materia	(Tejedor & García, 2007)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
217	ESTUDIANTE	Contribución al lenguaje de programación	(Kappe & van der Flier, 2012)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
218	ESTUDIANTE	Conflicto parental en los últimos 12 meses	(Larson et al., 2016)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
219	ESTUDIANTE	Conciencia	(Novikova & Vorobyeva, 2017)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%

Ranking	Relacionado con	Variable	Autor (Señaladas como significativas)	Autor (Señaladas como no significativas)	Cluster	N. de artículos	% de artículos que la usan	N. de artículos en la que aparece o se menciona significativa	% de artículos en la que se aparece o menciona significativa
220	ESTUDIANTE	Concepción incremental de inteligencia	(Valle et al., 1999)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
221	ESTUDIANTE	Concentración en la materia	(Bahsi et al., 2017)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
222	PROFESOR	Comunicación profesor-alumno	(Tejedor, F., & García, 2007)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
223	ESTUDIANTE	Comprensión de información	(Clifton et al., 2004)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
224	PROFESOR	Claridad del profesor al enseñar	(Rodger et al., 2007)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
225	ESTUDIANTE	Características de la tarea	(Valle et al., 1999)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
226	ESTUDIANTE	Cansancio	(Salanova et al., 2010)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
227	ESTUDIANTE	Autoexigencia	(Ocaña, 2011)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
228	ESTUDIANTE	Auto regulación del stress	(Larson et al., 2016)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
229	PROFESOR	Asistencia del profesor a capacitaciones de evaluación de los aprendizajes, talleres sobre enseñanza.	(Ewert, 2012)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
230	ESTUDIANTE	Aprovechamiento de las horas de tutorías	(Tejedor & García, 2007)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
231	PROFESOR	Aprobada la asignatura de didáctica	(Ewert, 2012)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
232	INSTITUCION	Años de programación	(Kappe & van der Flier, 2012)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
233	ESTUDIANTE	Actitudes hacia las computadoras	(Kappe & Van der Flier, 2012)		4	1	0,4%	1	100,0%
234	PROFESOR	Actitud del profesor hacia el estudiante	(Albert Bandura, 1993)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
235	ESTUDIANTE	Acierto de elegir la universidad	(García, 1989)		9 sin cluster	1	0,4%	1	100,0%
236	PROFESOR	Participación en proyectos		(Ewert, 2012)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
237	INSTITUCION	Porcentaje de estudiantes que asisten a clases		(Ewert, 2012)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
238	PROFESOR	Régimen o tipo de nombramiento del profesor		(Ewert, 2012)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
239	INSTITUCION	Gasto en insumos educativos por alumno	(Shamsali & Vahdat, 2016)		9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%



Ranking	Relacionado con	Variable	Autor (Señaladas como significativas)	Autor (Señaladas como no significativas)	Cluster	N. de artículos	% de artículos que la usan	N. de artículos en la que aparece o se menciona significativa	% de artículos en la que se aparece o menciona significativa
240	ESTUDIANTE	Universidad en la que se ha graduado		(Bodger et al., 2011)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
241	ESTUDIANTE	Titulación de acceso		(L. García, 1989)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
242	INSTITUCION	Tipos de examen	(Tejedor, F., & García, 2007)		9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
243	INSTITUCION	Tipo de centro universitario (Ciencias, sociales, Económicas-Jurídicas, Letras)		(Montero, Villalobos & Valverde, 2007)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
244	ESTUDIANTE	Retraso en la hora de acostarse		(Singleton, 2007)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
245	ESTUDIANTE	Resolicitante de la matrícula		(Rudy et al., 2017)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
246	ESTUDIANTE	Regularidad de estudio	(García, 1989)		9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
247	ESTUDIANTE	Razones para seleccionar la carrera		(De Clercq et al., 2013)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
248	ESTUDIANTE	Razonamiento verbal		(Salazar et al., 2017)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
249	ESTUDIANTE	Razonamiento numérico		(Salazar et al., 2017)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
250	ESTUDIANTE	Preferencia de aprendizaje	(Mansouri & Piki, 2016)		9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
251	ESTUDIANTE	Percepciones del entorno educativo		(Al-Qahtani & Al-Sheikh, 2012)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
252	ESTUDIANTE	País de nacimiento del padre		(Tickell & Smyrnios, 2005)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
253	ESTUDIANTE	Orientación del colegio (técnica , otra)		(Herrera, Aráoz, De Lafuente, D'jorge, Granado, Rivero & Paz, 2005)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
254	PROFESOR	Predicción del tutor al finalizar el curso		(Fullana, 1998)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
255	ESTUDIANTE	Opción en que se estudia una carrera (primera opción u otras opciones)		(Duran et al., 2016)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
256	ESTUDIANTE	Percepción del estilo de enseñanza		(Rudy et al., 2017)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
257	ESTUDIANTE	N. de cursos avanzados (Química, Biología, Matemática)		(McCall et al., 2006)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
258	ESTUDIANTE	Motivos de frecuencias de visita al centro		(García, 1989)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
259	ESTUDIANTE	Número de estudiantes en el grupo		(De Clercq et al., 2013)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%

Ranking	Relacionado con	Variable	Autor (Señaladas como significativas)	Autor (Señaladas como no significativas)	Cluster	N. de artículos	% de artículos que la usan	N. de artículos en la que aparece o se menciona significativa	% de artículos en la que se aparece o menciona significativa
260	ESTUDIANTE	Interrupción de estudios		(L. García, 1989)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
261	ESTUDIANTE	Grado de espiritualidad	(Greer & Brown, 2011)		9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
262	ESTUDIANTE	Grado de dificultad de pruebas		(L. García, 1989)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
263	ESTUDIANTE	Experiencia en el programa		(De Clercq et al., 2013)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
264	ESTUDIANTE	Examen de Aptitud Escolástica General (GSAT)		(Kridiotis et al., 2016)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
265	PROFESOR	Forma de comunicarse del profesor con los alumnos		(Lundberg, 2003)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
266	INSTITUCION	Facilitadores institucionales		(Jeynes, 2015)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
267	ESTUDIANTE	Diagnóstico de faringitis estreptocócica		(Larson et al., 2016)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
268	ESTUDIANTE	Conocimientos previos	(Duran et al., 2016)		9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
269	ESTUDIANTE	Condición de ingreso (primer ingreso o repetidor)		(Duran et al., 2016)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
270	ESTUDIANTE	Carga académica (número de créditos)		(Duran et al., 2016)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%
271	ESTUDIANTE	Año de ingreso a la universidad		(Bodger et al., 2011)	9 sin cluster	1	0,4%	0	0,0%

## Apéndice 2.2 Metaanálisis variables que explican el rendimiento académico

Variable y estudio	n	Estadísticos de la correlación			Estadístico para cada estudio				
		r	Error Estándar	Fisher's Z	Error Estándar	Límite inferior	Límite superior	Valor Z	p-valor
<b>Class climate</b>									
Hoque & Weil. 2016	409	0.580	0.033	0.662	0.050	0.512	0.641	13.348	0.000
Payandeh et al. 2013	131	0.699	0.045	0.865	0.088	0.599	0.777	9.790	0.000
<b>Previous terms' grade average</b>									
D'Allegro & Kerns. 2010	5281	0.288	0.013	0.296	0.014	0.263	0.313	21.539	0.000
Dawson-Saunders & Doolen. 1981	143	0.277	0.078	0.284	0.085	0.118	0.422	3.359	0.001
Esteban et al. 2017	677	0.729	0.018	0.927	0.039	0.692	0.763	24.067	0.000
Herrera. 1999	522	0.548	0.031	0.616	0.044	0.485	0.605	14.022	0.000
Kappe & van der Flier. 2012	137	0.640	0.051	0.758	0.086	0.529	0.729	8.776	0.000
Lackey et al. 2003	108	0.566	0.066	0.642	0.098	0.422	0.682	6.575	0.000
McCall et al. 2006	424	0.391	0.041	0.413	0.049	0.307	0.469	8.474	0.000
Niraula & Khanal. 2006	86	0.290	0.101	0.299	0.110	0.083	0.473	2.720	0.007
Salanova et al. 2010	527	0.740	0.020	0.950	0.044	0.699	0.776	21.757	0.000
Valle et al. 2014	614	0.259	0.038	0.265	0.040	0.184	0.331	6.551	0.000
<b>High school GPA</b>									
Al-Nasir & Robertson. 2001	68	0.698	0.064	0.863	0.124	0.551	0.803	6.961	0.000
McCall et al. 2006	424	0.378	0.042	0.398	0.049	0.293	0.457	8.161	0.000
Mohammad & Almahmeed. 1988	2089	0.496	0.017	0.544	0.022	0.463	0.528	24.845	0.000
Niraula & Khanal. 2006	86	0.145	0.107	0.146	0.110	-0.069	0.346	1.330	0.183
Sellers. 1992	1326	0.250	0.026	0.255	0.027	0.199	0.300	9.290	0.000
Niessen. 2016. first course grade	638	0.550	0.028	0.618	0.040	0.493	0.602	15.583	0.000
Niessen. 2016. first year mean grade	638	0.520	0.029	0.576	0.040	0.461	0.574	14.523	0.000
Niessen. 2016. credits	638	0.300	0.036	0.310	0.040	0.228	0.369	7.800	0.000
<b>Self efficacy</b>									
De Clercq et al. 2013	317	0.360	0.049	0.377	0.056	0.260	0.452	6.678	0.000
Salanova et al. 2005	872	0.380	0.029	0.400	0.034	0.322	0.435	11.793	0.000
Sanjuán et al. 2000	259	0.550	0.044	0.618	0.063	0.459	0.630	9.894	0.000
Valle et al. 2014	614	0.266	0.038	0.273	0.040	0.191	0.338	6.737	0.000
Vogel & Human-Vogel. 2016	127	0.300	0.082	0.310	0.090	0.133	0.451	3.447	0.001
Wolfe & Scott. 1995	201	0.290	0.065	0.299	0.071	0.158	0.412	4.201	0.000
Wu & Marsono. 2016	149	0.278	0.076	0.286	0.083	0.123	0.420	3.450	0.001
<b>Learning styles</b>									
Blumen et al. 2011. pragmatic	400	0.728	0.024	0.924	0.050	0.678	0.771	18.420	0.000
Blumen et al. 2011. reflexive	400	0.786	0.019	1.061	0.050	0.745	0.821	21.138	0.000

Variable y estudio	n	Estadísticos de la correlación			Estadístico para cada estudio				
		r	Error Estándar	Fisher's Z	Error Estándar	Límite inferior	Límite superior	Valor Z	p-valor
Blumen et al. 2011. theoretical	400	0.541	0.035	0.606	0.050	0.468	0.607	12.066	0.000
Busato et al. 2000	409	0.074	0.049	0.074	0.050	-0.023	0.170	1.494	0.135
Crespo & Pizarro. 1998	125	0.255	0.085	0.261	0.091	0.083	0.412	2.878	0.004
Mansouri & Piki. 2016. Kinesthetic	86	0.126	0.108	0.127	0.110	-0.088	0.329	1.154	0.248
Mansouri & Piki. 2016. Read/Write	86	0.057	0.109	0.057	0.110	-0.157	0.266	0.520	0.603
Mansouri & Piki. 2016. Visual	86	0.095	0.109	0.095	0.110	-0.119	0.301	0.868	0.385
Wigen et al. 2003	199	0.212	0.068	0.215	0.071	0.075	0.341	3.014	0.003
<b>English level</b>									
Ghenghesh. 2015	566	0.349	0.037	0.364	0.042	0.274	0.419	8.644	0.000
Johnson & Kuennen. 2003	1462	0.320	0.023	0.332	0.026	0.273	0.365	12.668	0.000
Martirosyan et al. 2015	59	0.254	0.125	0.260	0.134	-0.002	0.479	1.943	0.052
Parmar et al. 2015	57	0.330	0.121	0.343	0.136	0.076	0.544	2.519	0.012
<b>Class attendance</b>									
Chamorro-Premuzic & Furnham. 2003 total	70	0.180	0.118	0.182	0.122	-0.057	0.398	1.490	0.136
Chamorro-Premuzic & Furnham. 2003. final project	70	0.050	0.122	0.050	0.122	-0.187	0.282	0.410	0.682
Chamorro-Premuzic & Furnham. 2003. first year	70	0.300	0.111	0.310	0.122	0.070	0.500	2.534	0.011
Chamorro-Premuzic & Furnham. 2003. second year	70	0.040	0.122	0.040	0.122	-0.197	0.272	0.328	0.743
Chamorro-Premuzic & Furnham. 2003. third year	70	0.140	0.120	0.141	0.122	-0.098	0.363	1.154	0.249
Mohanan et al. 2017. first year	80	0.568	0.077	0.645	0.114	0.398	0.700	5.656	0.000
Mohanan et al. 2017. practices	80	0.548	0.080	0.616	0.114	0.373	0.685	5.401	0.000
Mohanan et al. 2017. second year	80	0.485	0.087	0.530	0.114	0.297	0.637	4.646	0.000
Mohanan et al. 2017. third year	80	0.677	0.062	0.824	0.114	0.537	0.781	7.227	0.000
Tejedor. 2003	787	0.130	0.035	0.131	0.036	0.061	0.198	3.661	0.000
<b>Motivation</b>									
Busato et al. 2000	409	0.140	0.049	0.141	0.050	0.044	0.234	2.840	0.005
De Clercq et al. 2013	317	0.110	0.056	0.110	0.056	0.000	0.218	1.957	0.050
Kappe & van der Flier. 2012	137	0.360	0.075	0.377	0.086	0.205	0.498	4.363	0.000
Mikail et al. 2017	471	0.630	0.028	0.741	0.046	0.572	0.682	16.039	0.000
Prospero & Vohra-Gupta. 2007	197	0.126	0.071	0.127	0.072	-0.014	0.261	1.764	0.078
Shamsali & Vahdat. 2016	381	0.570	0.035	0.648	0.051	0.498	0.634	12.589	0.000
Stover & Hoffmann. 2014	459	0.250	0.044	0.255	0.047	0.162	0.334	5.454	0.000
Wu & Marsono. 2016	149	0.169	0.080	0.171	0.083	0.008	0.321	2.062	0.039
<b>Goals (Academic. Learning. Achievement)</b>									
Shamsali & Vahdat. 2016	381	0.490	0.039	0.536	0.051	0.410	0.563	10.422	0.000
Valle et al. 2014	614	0.093	0.040	0.093	0.040	0.014	0.171	2.305	0.021
Personality. Conscientiousness									

Variable y estudio	n	Estadísticos de la correlación			Estadístico para cada estudio				
		r	Error Estándar	Fisher's Z	Error Estándar	Límite inferior	Límite superior	Valor Z	p-valor
Blickle. 1996	139	0.570	0.058	0.648	0.086	0.446	0.673	7.551	0.000
Busato et al. 2000	409	0.210	0.047	0.213	0.050	0.115	0.301	4.295	0.000
Chamorro-Premuzic & Furnham. 2003	70	0.390	0.104	0.412	0.122	0.171	0.573	3.371	0.001
Farsides & Woodfield. 2007	845	0.100	0.034	0.100	0.034	0.033	0.166	2.911	0.004
Kappe & van der Flier. 2012	137	0.470	0.067	0.510	0.086	0.328	0.591	5.904	0.000
Novikova & Vorobyeva. 2017. English Language	207	0.071	0.070	0.071	0.070	-0.066	0.205	1.016	0.310
Novikova & Vorobyeva. 2017. General Education Disciplines	207	0.167	0.068	0.169	0.070	0.031	0.297	2.408	0.016
Novikova & Vorobyeva. 2017. Psychoogy & Pedagogics	173	0.195	0.074	0.198	0.077	0.047	0.334	2.575	0.010
Novikova & Vorobyeva. 2017. Second Foreing Languare	165	0.328	0.070	0.341	0.079	0.184	0.458	4.335	0.000
Novikova & Vorobyeva. 2017. Special Disciplines	206	0.236	0.066	0.241	0.070	0.103	0.361	3.427	0.001
Wolfe & Scott. 1995	201	0.340	0.063	0.354	0.071	0.212	0.457	4.983	0.000
<b>Satisfaction with career choice</b>									
Barahona. 2014	258	0.135	0.061	0.136	0.063	0.013	0.253	2.169	0.030
Herrera. 1999	6947	0.210	0.011	0.213	0.012	0.187	0.232	17.764	0.000
Salanova et al. 2005	872	0.360	0.030	0.377	0.034	0.301	0.416	11.110	0.000
Tejedor. 2003	4458	0.146	0.015	0.147	0.015	0.117	0.175	9.815	0.000
<b>Number of weekly study hours</b>									
De Clercq et al. 2013	317	0.280	0.052	0.288	0.056	0.175	0.378	5.098	0.000
Reyes et al. 2014	935	0.113	0.032	0.114	0.033	0.049	0.176	3.471	0.001
<b>College admission grade</b>									
Farsides & Woodfield. 2007	499	0.210	0.043	0.213	0.045	0.125	0.292	4.748	0.000
Hatamyar & Sullivan. 2011	693	0.050	0.038	0.050	0.038	-0.025	0.124	1.314	0.189
Howard & Jerosch-Herold. 2000	101	0.050	0.101	0.050	0.101	-0.147	0.243	0.495	0.620
Kridiotis et al. 2016	82	0.340	0.100	0.354	0.113	0.133	0.519	3.147	0.002
Montero et al. 2007	848	0.113	0.034	0.113	0.034	0.046	0.179	3.299	0.001
Niessen et al. 2016	652	0.360	0.034	0.377	0.039	0.291	0.425	9.601	0.000
<b>Self-regulation of the learning process</b>									
Kridiotis et al. 2016. anatomy	123	0.140	0.089	0.141	0.091	-0.038	0.309	1.544	0.123
Kridiotis et al. 2016. clinical radiographic practice	122	0.010	0.092	0.010	0.092	-0.168	0.187	0.109	0.913
Kridiotis et al. 2016. physiology	123	0.080	0.091	0.080	0.091	-0.098	0.253	0.878	0.380
Kridiotis et al. 2016. psychodynamics of patient care	123	0.110	0.090	0.110	0.091	-0.068	0.282	1.210	0.226
Kridiotis et al. 2016. psysics	123	0.220	0.087	0.224	0.091	0.045	0.382	2.450	0.014
Kridiotis et al. 2016. radiographic image recording	123	0.040	0.091	0.040	0.091	-0.138	0.216	0.438	0.661
Kridiotis et al. 2016. radiographic pathology	123	0.270	0.085	0.277	0.091	0.098	0.427	3.033	0.002
Kridiotis et al. 2016. radiographic practice	122	0.050	0.091	0.050	0.092	-0.129	0.226	0.546	0.585
<b>Personality. Extraversion</b>									

Variable y estudio	n	Estadísticos de la correlación			Estadístico para cada estudio				
		r	Error Estándar	Fisher's Z	Error Estándar	Límite inferior	Límite superior	Valor Z	p-valor
Blickle. 1996	139	0.170	0.083	0.172	0.086	0.004	0.327	2.002	0.045
Chamorro-Premuzic & Furnham. 2003	70	0.070	0.122	0.070	0.122	-0.168	0.300	0.574	0.566
Kappe & van der Flier. 2012	137	0.000	0.086	0.000	0.086	-0.168	0.168	0.000	1.000
Novikova & Vorobyeva. 2017. English Language	207	0.111	0.069	0.111	0.070	-0.026	0.244	1.592	0.111
Novikova & Vorobyeva. 2017. General Education Disciplines	207	0.042	0.070	0.042	0.070	-0.095	0.177	0.600	0.548
Novikova & Vorobyeva. 2017. Psychoogy & Pedagogics	173	0.124	0.076	0.125	0.077	-0.026	0.268	1.625	0.104
Novikova & Vorobyeva. 2017. Second Foreing Languare	165	0.240	0.074	0.245	0.079	0.091	0.379	3.115	0.002
Novikova & Vorobyeva. 2017. Special Disciplines	206	0.139	0.069	0.140	0.070	0.002	0.271	1.993	0.046
<b>Personality. Agreeableness</b>									
Blickle. 1996	139	0.110	0.085	0.110	0.086	-0.058	0.272	1.288	0.198
Busato et al. 2000	409	0.060	0.049	0.060	0.050	-0.037	0.156	1.210	0.226
Chamorro-Premuzic & Furnham. 2003	70	0.220	0.116	0.224	0.122	-0.016	0.433	1.831	0.067
Farsides & Woodfield. 2007	845	0.180	0.033	0.182	0.034	0.114	0.244	5.281	0.000
Kappe & van der Flier. 2012	137	0.120	0.085	0.121	0.086	-0.049	0.282	1.396	0.163
Novikova & Vorobyeva. 2017. English Language	207	0.087	0.069	0.087	0.070	-0.050	0.221	1.246	0.213
Novikova & Vorobyeva. 2017. Psychoogy & Pedagogics	173	0.018	0.077	0.018	0.077	-0.132	0.167	0.235	0.814
Novikova & Vorobyeva. 2017. Second Foreing Languare	165	0.096	0.078	0.096	0.079	-0.058	0.245	1.226	0.220
Wolfe & Scott. 1995	201	0.080	0.071	0.080	0.071	-0.059	0.216	1.128	0.259
<b>Intelligence</b>									
Busato et al. 2000	409	0.030	0.050	0.030	0.050	-0.067	0.127	0.605	0.545
Farsides & Woodfield. 2007. spatial	845	0.090	0.034	0.090	0.034	0.023	0.156	2.619	0.009
Farsides & Woodfield. 2007. verbal	845	0.150	0.034	0.151	0.034	0.083	0.215	4.386	0.000
González et al. 1985	96	0.014	0.104	0.014	0.104	-0.187	0.214	0.135	0.893
Kappe & van der Flier. 2012	148	0.230	0.079	0.234	0.083	0.071	0.377	2.820	0.005
<b>Pedagogical support during the course</b>									
De Clercq et al. 2013. physical education	111	0.050	0.096	0.050	0.096	-0.138	0.234	0.520	0.603
De Clercq et al. 2013. science	206	0.070	0.070	0.070	0.070	-0.067	0.205	0.999	0.318
Lundberg. 2003. age 20-23	2361	0.091	0.020	0.091	0.021	0.051	0.131	4.431	0.000
Lundberg. 2003. age 24-29	1345	0.118	0.027	0.119	0.027	0.065	0.170	4.343	0.000
Lundberg. 2003. age 30 and older	938	0.137	0.032	0.138	0.033	0.074	0.199	4.216	0.000
<b>Personality. Openness</b>									
Blickle. 1996	139	0.070	0.085	0.070	0.086	-0.098	0.234	0.818	0.414
Busato et al. 2000	409	0.020	0.050	0.020	0.050	-0.077	0.117	0.403	0.687
Chamorro-Premuzic & Furnham. 2003	70	0.000	0.122	0.000	0.122	-0.235	0.235	0.000	1.000
Farsides & Woodfield. 2007	845	0.240	0.032	0.245	0.034	0.175	0.303	7.103	0.000
Novikova & Vorobyeva. 2017. English Language	207	0.043	0.070	0.043	0.070	-0.094	0.178	0.615	0.539

Variable y estudio	n	Estadísticos de la correlación			Estadístico para cada estudio				
		r	Error Estándar	Fisher's Z	Error Estándar	Límite inferior	Límite superior	Valor Z	p-valor
Novikova & Vorobyeva. 2017. General Education Disciplines	207	0.104	0.069	0.104	0.070	-0.033	0.237	1.491	0.136
Novikova & Vorobyeva. 2017. Psychoogy & Pedagogics	173	0.152	0.075	0.153	0.077	0.003	0.295	1.997	0.046
Wolfe & Scott. 1995	201	0.100	0.070	0.100	0.071	-0.039	0.235	1.412	0.158
<b>Personality. Neutoticism</b>									
Blickle. 1996	139	-0.170	0.083	-0.172	0.086	-0.327	-0.004	-2.002	0.045
Busato et al. 2000	409	0.000	0.050	0.000	0.050	-0.097	0.097	0.000	1.000
Chamorro-Premuzic & Furnham. 2003	70	-0.350	0.107	-0.365	0.122	-0.541	-0.125	-2.991	0.003
Farsides & Woodfield. 2007	845	0.090	0.034	0.090	0.034	0.023	0.156	2.619	0.009
Kappe & van der Flier. 2012	137	0.030	0.086	0.030	0.086	-0.138	0.197	0.347	0.728
Novikova & Vorobyeva. 2017. English Language	207	0.056	0.070	0.056	0.070	-0.081	0.191	0.801	0.423
Novikova & Vorobyeva. 2017. General Education Disciplines	207	0.066	0.070	0.066	0.070	-0.071	0.201	0.944	0.345
Novikova & Vorobyeva. 2017. Psychoogy & Pedagogics	173	0.014	0.077	0.014	0.077	-0.135	0.163	0.183	0.855
Novikova & Vorobyeva. 2017. Special Disciplines	206	0.002	0.070	0.002	0.070	-0.135	0.139	0.028	0.977
Wigen & Ellingsen. 2003	177	0.046	0.076	0.046	0.076	-0.102	0.192	0.607	0.544
Wolfe & Scott. 1995	201	-0.020	0.071	-0.020	0.071	-0.158	0.119	-0.281	0.778
<b>Anxiety</b>									
Kappe & van der Flier. 2012	137	-0.070	0.086	-0.070	0.086	-0.235	0.099	-0.812	0.417
Mihăilescu et al. 2016	254	-0.144	0.062	0.145	0.063	0.021	0.262	2.297	0.022
Rodger et al. 2007	120	-0.220	0.088	-0.224	0.092	-0.384	-0.042	-2.419	0.016
<b>Satisfaction with the university</b>									
Herrera. 1999	522	0.214	0.042	0.217	0.044	0.131	0.294	4.952	0.000
Tejedor. 2003	4446	0.145	0.015	0.146	0.015	0.116	0.174	9.734	0.000
Salanova. 2005	872	0.180	0.033	0.182	0.034	0.115	0.243	5.365	0.000
<b>Student's previous schooling</b>									
Clifton et al. 2004	854	0.098	0.034	0.098	0.034	0.031	0.164	2.868	0.004
Haldane et al. 2012	281	0.066	0.060	0.066	0.060	-0.051	0.182	1.102	0.270
Houglum et al. 2005	309	0.200	0.055	0.203	0.057	0.090	0.305	3.546	0.000

---

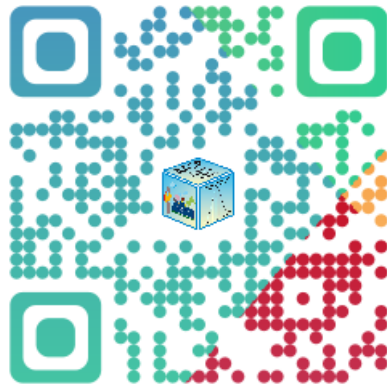
**Apéndice capítulo 3:**



---

### Apéndice 3.1 Cuestionario utilizado - Rendimiento académico –

Por las dimensiones de este apéndice se puede ubicar en el siguiente código QR



### Apéndice 3.2 Escalas, dimensiones y análisis psicométrico

FACTOR	Nombre de la escala	Dimensiones de la escala	escala	Ítems	Alpha de Cronbach	Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo	Prueba de esfericidad de Bartlett			% Var. Exp.	N. de factores	Alpha Ordinal	Omega de McDonald	Greatest Lowe Bound (GLB)	GLB Algebraic
							Aprox. Chi-cuadrado	gl	Sig.						
FACTOR PSICOLÓGICO DEL ESTUDIANTE	Autoeficacia en conductas académicas	Comunicación	0-10	5	0,865	0,818	1596,7	10	0,000	0,658	1	No procede	0,870	0,903	0,907
		Atención	0-10	5	0,922	0,882	2373,5	10	0,000	0,767	1	No procede	0,924	0,941	0,942
		Excelencia	0-10	5	0,761	0,733	1160,3	10	0,000	0,558	1	No procede	0,804	0,856	0,815
	Auto eficacia percibida	Autoeficacia general	1-4	10	0,891	0,931	2774,9	45	0,000	0,517	1	0,928	0,896	0,934	0,917
	autoconcepto académico	Académico	0-10	6	0,826	0,807	1592,6	10	0,000	0,612	1	No procede	0,847	0,903	0,891
		Social	0-10	6	0,722	0,774	1194,1	15	0,000	0,664	2	No procede	0,793	0,853	0,856
		Familiar	0-10	6	0,822	0,830	1414,2	15	0,000	0,552	1	No procede	0,838	0,886	0,872
		Físico	0-10	6	0,824	0,800	1645,4	15	0,000	0,742	2	No procede	0,840	0,898	0,890
	Metas académicas	Aprendizaje	1-5	8	0,809	0,855	1435,8	28	0,000	0,582	2	0,892	0,821	0,882	0,861
		Refuerzo social	1-5	6	0,787	0,793	1145,0	15	0,000	0,670	2	0,828	0,798	0,873	0,847
		Logro	1-5	6	0,615	0,764	902,5	15	0,000	0,450	1	0,865	0,752	0,813	0,665
	Autorregulación del aprendizaje	Conciencia metacognitiva activa	1-5	6	0,804	0,837	1152,5	15	0,000	0,588	1	0,853	0,815	0,862	0,847
		Control y verificación	1-5	7	0,834	0,891	1354,1	21	0,000	0,504	1	0,883	0,839	0,871	0,864
		Esfuerzo diario en la realización de las tareas	1-5	4	0,728	0,761	531,4	6	0,000	0,564	1	0,792	0,746	0,761	0,750
		Procesamiento activo durante las clases	1-5	3	0,632	0,608	267,4	3	0,000	0,581	1	0,707	0,655	0,655	0,648
	Actitudes generales a los estudios	Actitud ante el aprendizaje	1-4	3	0,483	0,527	177,2	3	0,000	0,511	1	0,573	0,550	0,550	0,551
		Actitud por el gusto por el estudio	1-4	3	0,609	0,615	151,0	3	0,000	0,528	1	0,699	0,643	0,653	0,624
		Actitud por la organización del estudio	1-4	3	0,626	0,579	310,2	3	0,000	0,584	1	0,684	0,668	0,668	0,656
		Actitud al Esfuerzo por comprender	1-4	3	0,517	0,582	133,1	3	0,000	0,510	1	0,652	0,540	0,540	0,545
		Actitud al Deseo de seguir aprendiendo	1-4	3	0,870	0,734	956,1	3	0,000	0,794	1	0,915	0,871	0,871	0,871
	Actitud hacia el aprendizaje	Ante el estudio	1-7	8	0,509	0,612	585,1	28	0,000	0,599	3	0,476	0,465	0,647	0,690
		Ante la Tarea	1-7	6	0,399	0,612	432,5	15	0,000	0,540	2	0,390	0,526	0,667	0,570
		Atribuciones de logro	1-7	5	0,322	0,558	296,6	10	0,000	0,600	2	0,284	0,523	0,575	0,572
Experiencias universitarias	Soporte al estudiante	1-5	5	0,798	0,809	932,9	10	0,000	0,559	1	0,840	0,802	0,833	0,825	
	Recursos de aprendizaje	1-5	5	0,810	0,817	1018,1	10	0,000	0,575	1	0,856	0,816	0,851	0,842	
	Organización del curso	1-5	5	0,813	0,833	1044,4	10	0,000	0,586	1	0,864	0,824	0,863	0,838	
	Aprendizaje comunitario	1-5	5	0,840	0,825	1244,0	10	0,000	0,615	1	0,876	0,844	0,877	0,874	
	Cualidades al graduarse	1-5	6	0,832	0,807	943,3	6	0,000	0,669	1	0,881	0,835	0,857	0,857	

FACTOR	Nombre de la escala	Dimensiones de la escala	escala	Ítems	Alpha de Cronbach	Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo	Prueba de esfericidad de Bartlett			% Var. Exp.	N. de factores	Alpha Ordinal	Omega de McDonald	Greatest Lowe Bound (GLB)	GLB Algebraic
							Aprox. Chi-cuadrado	gl	Sig.						
		Motivación intelectual	1-5	4	0,845	0,815	1019,7	6	0,000	0,682	1	0,879	0,845	0,845	0,854
	Autoestima	Autoestima de Rosernberg	1-4	10	0,810	0,849	2322,0	45	0,000	0,579	2	0,876	0,822	0,871	0,887
FACTOR PSICOLÓGICO DEL ESTUDIANTE	Burnout estudiantil	Eficacia en la universidad	1-7	6	0,813	0,847	1136,1	15	0,000	0,527	1	0,850	0,820	0,870	0,860
		Agotamiento del trabajo universitario	1-7	5	0,799	0,828	947,8	10	0,000	0,563	1	0,824	0,807	0,823	0,817
		Cinismo hacia el sentido universitario	1-7	4	0,817	0,770	894,2	6	0,000	0,650	1	0,879	0,821	0,821	0,858
	Inteligencia emocional	Atención emocional	1-5	8	0,890	0,924	2698,8	28	0,000	0,584	1	0,907	0,897	0,912	0,917
		Claridad de sentimientos	1-5	8	0,912	0,943	2812,7	28	0,000	0,622	1	0,931	0,913	0,929	0,924
		Reparación emocional	1-5	8	0,861	0,907	2140,6	28	0,000	0,527	1	0,897	0,872	0,911	0,890
	Motivación educativa	Desmotivación	1-7	4	0,776	0,785	790,0	6	0,000	0,631	1	0,925	0,806	0,841	0,802
		Regulación externa	1-7	4	0,795	0,784	882,5	6	0,000	0,643	1	0,860	0,818	0,818	0,813
		Regulación introyectada	1-7	4	0,836	0,793	1010,5	6	0,000	0,675	1	0,880	0,841	0,841	0,865
		Regulación identificada	1-7	4	0,672	0,733	401,7	6	0,000	0,520	1	0,805	0,695	0,695	0,680
		Motivación al conocimiento	1-7	4	0,823	0,797	1005,2	6	0,000	0,674	1	0,875	0,840	0,840	0,848
	Personalidad	Motivación al logro	1-7	4	0,834	0,819	1053,4	6	0,000	0,691	1	0,892	0,851	0,851	0,852
		Motivación a las experiencias estimulantes	1-7	4	0,844	0,793	1117,9	3	0,000	0,685	1	0,867	0,850	0,850	0,865
		Extraversión	1-5	12	0,480	0,839	1938,0	78	0,000	0,444	2	0,575	0,810	0,718	0,734
		Responsabilidad	1-5	18	0,861	0,880	4254,5	171	0,000	0,517	3	0,906	0,866	0,910	0,930
		Amabilidad	1-5	18	0,834	0,885	4221,1	171	0,000	0,565	3	0,892	0,854	0,902	0,814
	Personalidad (percentiles)	Neurocitismo	1-5	18	0,831	0,873	3381,7	171	0,000	0,559	5	0,856	0,844	0,887	0,905
		Apertura	1-5	13	0,632	0,781	1775,5	91	0,000	0,551	4	0,673	0,752	0,800	0,808
		Extraversión	1-5	12	0,480	0,839	1938,0	78	0,000	0,444	2	0,575	0,810	0,718	0,734
		Responsabilidad	1-5	18	0,861	0,880	4254,5	171	0,000	0,517	3	0,906	0,866	0,910	0,930
		Amabilidad	1-5	18	0,834	0,885	4221,1	171	0,000	0,565	3	0,892	0,854	0,902	0,814
	Actitud hacia las tutorías	Neurocitismo	1-5	18	0,831	0,873	3381,7	171	0,000	0,559	5	0,856	0,844	0,887	0,905
		Apertura	1-5	13	0,632	0,781	1775,5	91	0,000	0,551	4	0,673	0,752	0,800	0,808
		Aclaración de dudas	1-5	5	0,408	0,837	1615,8	10	0,000	0,637	1	0,445	0,862	0,769	0,716
		Integración	1-5	4	0,725	0,749	558,9	6	0,000	0,564	1	0,778	0,745	0,745	0,749
		Relación con la universidad	1-5	3	0,604	0,636	197,7	3	0,000	0,558	1	0,672	0,606	0,606	0,608
		Ahorro de tiempo	1-5	3	0,543	0,588	162,6	3	0,000	0,529	1	0,613	0,578	0,578	0,558
Trato de los tutores		1-5	3	0,575	0,582	243,5	3	0,000	0,562	1	0,685	0,632	0,632	0,607	
Creatividad	Satisfacción general	1-5	3	0,739	0,628	617,8	3	0,000	0,686	1	0,803	0,788	0,788	0,747	
	Diseño y artes	1-5	13	0,833	0,890	2229,8	78	0,000	0,542	3	0,903	0,847	0,887	0,890	
	Literatura y música	1-5	9	0,824	0,856	2169,7	36	0,000	0,614	2	0,913	0,847	0,910	0,897	

FACTOR	Nombre de la escala	Dimensiones de la escala	escala	Ítems	Alpha de Cronbach	Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo	Prueba de esfericidad de Bartlett			% Var. Exp.	N. de factores	Alpha Ordinal	Omega de McDonald	Greatest Lower Bound (GLB)	GLB Algebraic
							Aprox. Chi-cuadrado	gl	Sig.						
		Expresión corporal	1-5	7	0,787	0,802	1279,4	21	0,000	0,624	2	0,889	0,801	0,860	0,854
		Empresas y negocios	1-5	8	0,868	0,882	2227,9	28	0,000	0,539	1	0,935	0,878	0,922	0,918
	Responsabilidad	Conciencia de sus obligaciones	1-5	10	0,867	0,904	3013,5	45	0,000	0,613	2	0,912	0,886	0,920	0,914
		Seguridad en sí mismo	1-5	7	0,792	0,858	1278,4	21	0,000	0,479	1	0,868	0,818	0,849	0,830
		Toma de decisiones	1-5	4	0,700	0,731	513,7	6	0,000	0,546	1	0,794	0,728	0,744	0,724
		Constancia	1-5	4	0,755	0,764	710,6	6	0,000	0,604	1	0,818	0,785	0,803	0,770
		Auto-proposición de metas	1-5	4	0,765	0,762	652,2	6	0,000	0,592	1	0,830	0,772	0,772	0,795
		Responder por sus actos	1-5	4	0,702	0,710	581,8	6	0,000	0,560	1	0,806	0,742	0,742	0,751
FACTOR PSICOLÓGICO DEL ESTUDIANTE	Habilidades sociales (asertividad)	Capacidad para demostrar disconformidad en situaciones de interacción comercial	0-5	4	0,785	0,730	782,6	6	0,000	0,609	1	0,821	0,788	0,788	0,832
		Manifestación conductual de sentimientos, pensamientos o creencias en situaciones sociales cotidianas	0-5	4	0,575	0,628	278,9	6	0,000	0,451	1	0,637	0,605	0,605	0,622
		Cogniciones acerca de la autoeficacia en interacciones sociales	0-5	5	0,660	0,726	415,2	10	0,000	0,426	1	0,701	0,666	0,751	0,709
		Evitación de situaciones que demandan interacción con organizaciones, instituciones o empresas	0-5	3	0,585	0,621	184,4	3	0,000	0,547	1	0,641	0,592	0,592	0,592
		Capacidad para externar pensamientos u opiniones ante otros	0-5	3	0,634	0,643	235,6	3	0,000	0,579	1	0,682	0,637	0,637	0,636
		Dificultad para expresar negación (decir no)	0-5	3	0,653	0,622	289,6	3	0,000	0,593	1	0,709	0,668	0,668	0,669
		FACTOR PEDAGÓGICO	Estilos de aprendizaje (CHAEA)	Activo	1-6	20	0,816	0,844	2574,6	190	0,000	0,514	5	0,817	0,817
Reflexivo	1-6			20	0,840	0,903	2776,8	190	0,000	0,459	4	0,863	0,850	0,890	0,896
Teórico	1-6			20	0,830	0,894	3111,3	190	0,000	0,535	5	0,863	0,848	0,898	0,897
Pragmático	1-6			20	0,823	0,872	2618,5	190	0,000	0,460	4	0,841	0,832	0,880	0,889
Approaches and Study Skills	Pro-Búsqueda de significado		1-5	4	0,746	0,773	535,8	6	0,000	0,570	1	0,796	0,748	0,748	0,757

FACTOR	Nombre de la escala	Dimensiones de la escala	escala	Ítems	Alpha de Cronbach	Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo	Prueba de esfericidad de Bartlett			% Var. Exp.	N. de factores	Alpha Ordinal	Omega de McDonald	Greatest Lowe Bound (GLB)	GLB Algebraic
							Aprox. Chi-cuadrado	gl	Sig.						
	Inventory for Students (ASSIST)	Relación de ideas	1-5	4	0,699	0,741	426,5	6	0,000	0,530	1	0,750	0,705	0,724	0,722
		Uso de evidencias	1-5	4	0,720	0,759	459,1	6	0,000	0,545	1	0,773	0,722	0,730	0,728
		Interés por las ideas	1-5	4	0,720	0,714	516,7	6	0,000	0,548	1	0,759	0,727	0,727	0,765
		Control de la eficacia	1-5	4	0,637	0,623	415,8	6	0,000	0,494	1	0,752	0,688	0,785	0,725
		Pérdida de propósito	1-5	4	0,338	0,523	118,3	6	0,000	0,633	2	0,409	0,421	0,421	0,437
		Memorización sin sentido	1-5	4	0,545	0,654	192,5	6	0,000	0,427	1	0,591	0,557	0,557	0,582
		Una limitación al plan de curso	1-5	4	0,667	0,687	536,1	6	0,000	0,522	1	0,678	0,695	0,695	0,744
		Un sentido de miedo al fracaso	1-5	4	0,739	0,752	539,8	6	0,000	0,562	1	0,779	0,746	0,743	0,764
		Estudio organizado	1-5	4	0,641	0,663	339,5	6	0,000	0,483	1	0,704	0,649	0,649	0,701
		Administración del tiempo	1-5	4	0,800	0,774	842,1	6	0,000	0,627	1	0,837	0,806	0,806	0,819
		Atención a los requisitos de evaluación	1-5	4	0,684	0,722	399,1	6	0,000	0,517	1	0,747	0,690	0,690	0,723
		El logro	1-5	4	0,709	0,735	581,9	6	0,000	0,563	1	0,802	0,746	0,773	0,743
		Assis Profundo	1-5	1	0,893	0,881	1820,7	10	0,000	0,703	1	No procede	0,895	0,921	0,909
		Assis Superficial	1-5	1	0,727	0,733	540,5	6	0,000	0,559	1	No procede	0,740	0,776	0,772
	Assis Estratégico	1-5	1	0,830	0,774	1212,2	6	0,000	0,682	1	No procede	0,850	0,875	0,869	
	Estilos de uso del espacio virtual	Participativo	1-2	10	0,528	0,679	350,3	45	0,000	0,427	3	0,675	0,531	0,692	0,623
		Búsqueda e investigación	1-2	10	0,412	0,642	262,8	45	0,000	0,515	4	0,659	0,462	0,581	0,526
		Estructuración y planeamiento	1-2	10	0,492	0,661	325,2	45	0,000	0,434	3	0,636	0,507	0,582	0,598
		Concreto y de producción	1-2	10	0,473	0,642	350,6	45	0,000	0,537	4	0,642	0,497	0,653	0,608
	Estrategia de aprendizaje	Planificación	1-5	4	0,250	0,685	467,0	6	0,000	0,517	1	0,314	0,699	0,544	0,493
		Habilidades de interacción social	1-5	6	0,807	0,950	939,4	15	0,000	0,837	1	0,845	0,811	0,862	0,845
		Autoeficacia y expectativa	1-5	4	0,769	0,763	654,8	6	0,000	0,595	1	0,830	0,775	0,809	0,803
		Ansiedad	1-5	4	0,137	0,700	375,4	6	0,000	0,504	1	0,058	0,678	0,374	0,456
		Estado físico y ánimo	1-5	4	0,716	0,744	633,2	6	0,000	0,576	1	0,800	0,760	0,774	0,734
		Valor de la tarea	1-5	4	0,735	0,734	525,5	6	0,000	0,559	1	0,811	0,737	0,737	0,787
		Control de contexto	1-5	4	0,763	0,850	364,2	6	0,000	0,652	1	0,825	0,864	0,872	0,856
		Control y autorregulación	1-5	6	0,692	0,850	548,4	15	0,000	0,392	1	0,752	0,810	0,853	0,723
		Atribuciones internas	1-5	3	0,575	0,622	199,3	3	0,000	0,555	1	0,724	0,605	0,605	0,575
		Atribuciones externas	1-5	2	0,567	0,500	109,3	1	0,000	0,699	1	0,660	0,569	0,625	0,612
		Conocimiento y objetivos	1-5	2	0,644	0,500	163,0	1	0,000	0,738	1	0,726	0,645	0,645	0,644
		Concepción de la inteligencia	1-5	2	0,484	0,500	81,7	1	0,000	0,674	1	0,648	0,516	0,516	0,503
		Motivación extrínseca	1-5	2	0,498	0,500	74,3	1	0,000	0,666	1	0,559	0,499	0,499	0,498

FACTOR	Nombre de la escala	Dimensiones de la escala	escala	Ítems	Alpha de Cronbach	Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo	Prueba de esfericidad de Bartlett			% Var. Exp.	N. de factores	Alpha Ordinal	Omega de McDonald	Greatest Lowe Bound (GLB)	GLB Algebraic
							Aprox. Chi-cuadrado	gl	Sig.						
		Organización de la información	1-5	5	0,874	0,843	1588,4	10	0,000	0,667	1	0,899	0,876	0,912	0,903
		Personalización y creatividad	1-5	5	0,800	0,831	867,7	10	0,000	0,556	1	0,846	0,800	0,839	0,825
		Adquisición de información	1-5	3	0,701	0,672	351,3	3	0,000	0,632	1	0,757	0,710	0,710	0,705
		Almacenamiento y memorización	1-5	3	0,633	0,610	260,3	3	0,000	0,578	1	0,697	0,648	0,648	0,669
		Conocimiento de fuentes	1-5	4	0,622	0,675	355,9	6	0,000	0,488	1	0,656	0,715	0,635	0,623
		Selección de información	1-5	4	0,229	0,587	222,0	6	0,000	0,417	1	0,418	0,542	0,453	0,354
		Transferencia	1-5	3	0,761	0,687	482,9	3	0,000	0,678	1	0,834	0,765	0,765	0,762
		Almacenamiento	1-5	2	0,552	0,500	38,8	1	0,000	0,622	1	0,625	0,693	0,693	0,682
		Estrategia de aprendizaje: Manejo de recursos	1-5	2	0,459	0,500	66,9	1	0,000	0,658	1	0,546	0,480	0,480	0,459
		Autoevaluación	1-5	3	0,523	0,606	128,4	3	0,000	0,513	1	0,608	0,530	0,530	0,533
	Motivación intrínseca	1-5	3	0,720	0,677	376,0	3	0,000	0,642	1	0,720	0,791	0,722	0,720	
	Hábitos de estudio	Buenos hábitos de estudio	1-5	24	0,878	0,881	4844,0	276	0,000	0,529	5	0,914	0,886	0,922	0,942
		Organización para el estudio	1-5	14	0,769	0,806	1579,8	66	0,000	0,504	3	0,752	0,798	0,884	0,878
		Estrategia para los exámenes y estudio	1-5	6	0,460	0,641	239,3	15	0,000	0,474	2	0,552	0,514	0,582	0,550
		Repaso de la materia	1-5	2	0,918	0,500	811,5	1	0,000	0,925	1	0,941	0,918	0,918	0,918
	Técnicas para facilitar el aprendizaje	Técnicas gráficas	1-6	10	0,880	0,919	2543,2	45	0,000	0,490	1	0,925	0,884	0,925	0,913
		Técnicas orales	1-6	3	0,645	0,643	261,8	3	0,000	0,589	1	0,740	0,655	0,655	0,669
		Técnicas grupales	1-6	11	0,869	0,902	2884,7	55	0,000	0,583	2	0,915	0,879	0,912	0,914
		Técnicas escritas	1-6	6	0,759	0,784	885,6	15	0,000	0,458	2	0,810	0,763	0,803	0,817
	Acompañamiento pedagógico durante el curso	Acompañamiento personal	1-5	6	0,855	0,869	1527,9	15	0,000	0,583	1	0,885	0,858	0,885	0,883
FACTOR GESTION ACADEMICA INSTITUCIONAL	Clima de clase	Relaciones entre iguales	1-7	3	0,606	0,545	359,7	3	0,000	0,581	1	0,683	0,675	0,675	0,662
		Seguridad	1-7	3	0,723	0,687	425,0	3	0,000	0,714	1	0,751	0,744	0,744	0,742
		Pertenencia	1-7	3	0,917	0,756	1378,3	3	0,000	0,858	1	0,930	0,917	0,917	0,918
		Apoyo recibido	1-7	4	0,838	0,780	1022,9	6	0,000	0,676	1	0,866	0,840	0,840	0,876
		Normas	1-7	3	0,831	0,706	753,4	3	0,000	0,749	1	0,861	0,835	0,835	0,835
		Valores	1-7	4	0,846	0,788	1069,4	6	0,000	0,687	1	0,866	0,849	0,890	0,885
		Influencia percibida	1-7	3	0,776	0,679	537,7	3	0,000	0,691	1	0,795	0,782	0,782	0,782
		Recursos e instalaciones	1-7	4	0,735	0,756	517,8	6	0,000	0,558	1	0,765	0,738	0,743	0,745
		Actividades	1-7	3	0,820	0,702	697,3	3	0,000	0,735	1	0,838	0,823	0,823	0,826

FACTOR	Nombre de la escala	Dimensiones de la escala	escala	Ítems	Alpha de Cronbach	Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo	Prueba de esfericidad de Bartlett			% Var. Exp.	N. de factores	Alpha Ordinal	Omega de McDonald	Greatest Lowe Bound (GLB)	GLB Algebraic
							Aprox. Chi-cuadrado	gl	Sig.						
		Clima clase: Clima Primer orden	1-7	2	0,496	0,500	86,2	1	0,000	0,978	1	No procede	0,525	0,625	0,613
		Clima clase: Vínculos Primer orden	1-7	2	0,656	0,500	192,5	1	0,000	0,756	1	No procede	0,677	0,677	0,656
		Clima clase: Normas y valores Primer orden	1-7	2	0,704	0,500	261,7	1	0,000	0,791	1	No procede	0,735	0,735	0,704
		Clima de clase: Empoderamiento Primer orden	1-7	2	0,844	0,711	866,5	3	0,000	0,773	1	No procede	0,856	0,856	852,000
FACTOR DESEMPEÑO DEL PROFESOR	Desempeño del tutor	Desempeño general del tutor	0-10	10	0,970	0,963	7765,1	45	0,000	0,795	1	No procede	0,971	0,979	0,979
		Forma de comunicarse con el estudiante	0-10	6	0,969	0,931	4918,4	15	0,000	0,867	1	No procede	0,969	0,981	0,976
		Interacción con el estudiante	0-10	3	0,870	0,713	1033,9	3	0,000	0,800	1	No procede	0,878	0,878	0,873
		Cumplimiento de horarios	0-10	3	0,963	0,769	2271,4	3	0,000	0,931	1	No procede	0,963	0,963	0,963
FACTOR EVALUACIÓN DE LOS APRENDIZAJES	Opinión sobre sistema de evaluación	Satisfacción con el sistema de evaluación	1-5	7	0,769	0,906	2301,3	21	0,000	0,598	1	0,821	0,887	0,884	0,861
		La evaluación es un indicador de aprendizaje	1-5	5	0,457	0,696	676,9	10	0,000	0,452	1	0,543	0,691	0,685	0,681
		Se evalúa lo que se enseña	1-5	8	0,407	0,745	1090,1	28	0,000	0,529	2	0,502	0,697	0,707	0,670
		Momento en los que se realiza la evaluación	1-5	5	0,758	0,790	956,5	10	0,000	0,538	1	0,823	0,786	0,834	0,803
		Idoneidad de los métodos de evaluación	1-5	4	0,256	0,509	208,0	6	0,000	0,669	2	0,369	0,541	0,469	0,514
		Condición de infraestructura	1-5	5	0,216	0,653	593,5	10	0,000	0,667	2	0,334	0,682	0,623	0,576
		Peso relativo de la evaluación	1-5	4	0,876	0,831	1298,6	6	0,000	0,730	1	0,903	0,877	0,886	0,886
	Opinión sobre sistema de evaluación	Pareo, Asocie, Identificación y Selección única	1-5	4	0,772	0,721	764,2	6	0,000	0,585	1	0,842	0,808	0,821	0,797
		Corta, Completar, Abiertas de respuesta específica	1-5	3	0,779	0,500	332,5	1	0,000	0,819	1	0,779	0,719	0,719	0,719
		Desarrollo	1-5	2	0,761	0,500	301,6	1	0,000	0,807	1	0,812	0,832	0,852	0,841
FACTOR ENTORNO FAMILIAR Y ECONOMICO	Clima social familiar	Cohesión	1-2	10	0,158	0,915	2531,2	36	0,000	0,519	1	0,347	0,884	0,752	0,637
		Expresividad	1-2	10	0,115	0,804	1032,0	36	0,000	0,579	3	0,412	0,709	0,595	0,504
		Conflicto	1-2	10	0,168	0,738	1248,1	36	0,000	0,633	3	0,444	0,720	0,630	0,581

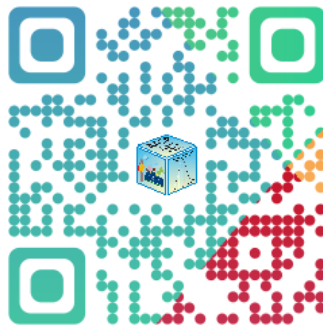
FACTOR	Nombre de la escala	Dimensiones de la escala	escala	Ítems	Alpha de Cronbach	Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo	Prueba de esfericidad de Bartlett			% Var. Exp.	N. de factores	Alpha Ordinal	Omega de McDonald	Greatest Lowe Bound (GLB)	GLB Algebraic
							Aprox. Chi-cuadrado	gl	Sig.						
FACTOR RELACIÓN DE ESTUDIANTES CON TERCEROS	Clima de clase	Implicación	1-2	10	0,278	0,760	881,7	45	0,000	0,521	3	0,334	0,687	0,546	0,560
		Afiliación	1-2	10	0,355	0,727	1397,1	45	0,000	0,589	3	0,497	0,702	0,691	0,668
		Ayuda	1-2	10	0,364	0,745	659,6	45	0,000	0,695	2	0,526	0,634	0,573	0,559
FACTOR GESTION ACADEMICA DEL ESTUDIANTE	Utilización de recursos en la Universidad y en la casa	Uso de producción audiovisuales en línea	1-7	5	0,849	0,858	1290,8	10	0,000	0,626	1	0,869	0,852	0,897	0,869
		Uso de la biblioteca en todas sus opciones	1-7	5	0,749	0,741	847,2	10	0,000	0,511	1	0,781	0,765	0,835	0,809
		Uso de plataforma y recursos en línea	1-7	3	0,662	0,619	320,2	3	0,000	0,603	1	0,707	0,683	0,683	0,676
		Consulta por teléfono y correo a la Cátedra	1-7	3	0,706	0,608	441,7	3	0,000	0,635	1	0,724	0,731	0,731	0,736
		Material didáctico escrito	1-7	3	0,640	0,578	289,0	3	0,000	0,585	1	0,787	0,689	0,689	0,707
		Recursos biblioteca dentro y fuera de la casa y compra de libros	1-7	3	0,499	0,511	229,3	3	0,000	0,524	1	0,517	0,618	0,618	0,606
		Fotocopia y fotografía material de estudio e imprime de internet	1-7	2	0,622	0,500	144,8	1	0,000	0,726	1	0,665	0,662	0,662	0,662
	Confianza en las computadoras	Desvalorización del aporte computacional	1-5	4	0,294	0,574	176,2	6	0,000	0,658	2	0,250	0,503	0,386	0,469
		Confianza explícita en las computadoras	1-5	3	0,566	0,591	180,3	3	0,000	0,536	1	0,681	0,580	0,580	0,609
		Amplio aporte en el aprendizaje	1-5	3	0,705	0,673	346,0	3	0,000	0,630	1	0,760	0,707	0,707	0,710
FACTOR GESTION ACADEMICA INSTITUCIONAL	Eficiencia y eficacia de la Uned	Eficiencia y eficacia de la Universidad bajo la perspectiva del estudiante	1-5	6	0,752	0,835	1211,0	15	0,000	0,681	2	0,798	0,795	0,857	0,819
	Gestión administrativa de la Uned	Gestión administrativa	1-5	7	0,867	0,893	2340,2	24	0,000	0,529	1	0,885	0,868	0,910	0,915
	Participación en clase	Participación tutorías presenciales	1-5	5	0,899	0,777	820,8	10	0,000	0,711	2	0,922	0,906	0,924	0,911
		Participación tutorías virtuales	1-5	3	0,759	0,758	715,1	6	0,000	0,671	2	0,808	0,765	0,768	0,759



---

### Apéndice 3.3 Sintaxis en el paquete estadístico SPSS para calcular las dimensiones

Por las dimensiones de este apéndice se puede ubicar en el siguiente código QR



---

**Apéndice capítulo 4:**

---

## Apéndice 4.1 Algoritmo C.# Dinamic CUR

El algoritmo del programa dCUR ha sido desarrollado en lenguaje C#.NET y R.

Por las dimensiones de este apéndice se puede ubicar en el siguiente código QR



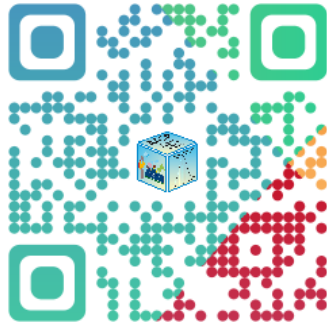
---

## Apéndice capítulo 5

---

**Apéndice 5.1 Matriz de correlaciones y significancia estadística de las 200 variables analizadas**

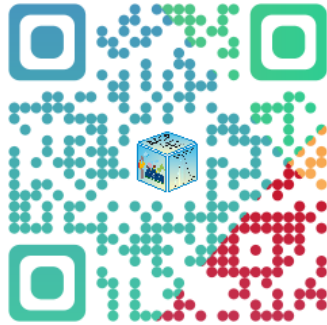
Por las dimensiones de este apéndice se puede ubicar en el siguiente código QR



---

## Apéndice 5.2 Estadísticos descriptivos de las dimensiones y variables analizadas

Por las dimensiones de este apéndice se puede ubicar en el siguiente código QR



---

## Apéndice 5.3 Aspectos que contribuyen o no al rendimiento académico de los estudiantes

Por las dimensiones de este apéndice se puede ubicar en el siguiente código QR



---

## Apéndice capítulo 6



### MANUAL dCUR

#### Introducción

El origen de dCUR o Dinamic CUR nació como respuesta a mejorar el algoritmo rCUR, cuyo objetivo es calcular la descomposición CUR de una matriz, este algoritmo se encuentra implementado en la librería rCUR (Bodor, Csabai, Mahoney & Solymosi, 2012) del software libre R (Team, 2017).

Mahoney y Drineas (2009) identifican los vectores singulares de la SVD como el problema de la interpretación de las PCs y proponen otro tipo de factorización matricial conocida como Descomposición CUR (Mahoney & Drineas, 2009; Mahoney, Maggioni, & Drineas, 2008; Bodor, Csabai, Mahoney, & Solymosi, 2012). La finalidad de la Descomposición CUR es brindar una mejor interpretación en la descomposición matricial mediante la selección de las variables más relevantes en la matriz de datos, de tal manera, que se obtenga una estructura simplificada.

El rCUR permite obtener la aproximación de la matriz original mediante la especificación de tres parámetros, un  $k$  que corresponde al número de componentes principales que se utilizan para calcular los puntajes leverage, valores que darán criterio para determinar cuáles filas y columnas se seleccionan, también un parámetro  $c$  y un  $r$  que corresponden a la cantidad de columnas y filas que el investigador desea obtener. La gran limitación que tiene este programa rCUR es que solo produce un análisis por ejecución, si el usuario desea obtener otra configuración de parámetros tendrá que redefinir las funciones y volver a ejecutar el programa.

Por el contrario, dCUR es un software que dinamiza el procesamiento de datos para buscar la descomposición de la matriz original que minimice el error de aproximación  $\|A - CUR\|$ , dado que en un mismo momento, puede valorar diferentes valores de  $k$ ,  $c$  y  $r$ , así como definir un porcentaje de columnas o filas (las más importantes), incluso es posible ajustar una distribución a los puntajes leverage y determinar bajo criterios probabilísticos las columnas y filas más importantes, definiendo un área crítica de valores. El dCUR ha sido desarrollado en lenguaje C#.NET y R.

También es posible trabajar con matrices originales o estandarizadas, se pueden trasponer para seleccionar filas en lugar de columnas, desde el punto de vista de la salida de resultados, le facilita al usuario valorar los resultados analizando el error absoluto y relativo de la aproximación, se presentan las columnas seleccionadas en un gráfico que dimensiona su importancia según el valor del leverage.

Uno de los elementos más novedosos de dCUR es que utiliza la aproximación de mixturas gaussianas para ajustar la distribución de los puntajes leverages y así obtener aquellas columnas que corresponden al área crítica definida por el usuario.

Este manual ofrece al usuario la guía necesaria para su utilización, mediante el desarrollo de un ejemplo se darán los resultados para mayor claridad.

#### **La captura de datos:**

Los datos que utiliza dCUR puede ser tipo texto (.txt), SPSS (.sav) o excel (.xlsx). Al cargar los datos, el mismo dCUR registra las filas y columnas (variables) de la matriz de datos. Si el usuario desea estandarizar la matriz es necesario que haga clic en la opción “Estandarizar Matriz” antes de cargar los datos, también puede utilizar la opción “Matriz Transpuesta”. El archivo de datos debe contener los nombres de las columnas y un identificador de las filas.

Al cargar los datos, aparecen los nombres de las columnas debajo de la indicación “Listado de Variables”, se seleccionan las columnas de interés y se trasladan a la derecha en la caja de “Variables Seleccionadas”, tal como se muestra en la siguiente figura.

Análisis dCUR

The screenshot shows the 'Análisis dCUR' interface. On the left, under 'Cargar Datos', there are input fields for 'Filas (n)' with the value 638 and 'Columnas (n)' with the value 205, and a red 'Cargar Datos' button. Below these are checkboxes for 'Matriz Transpuesta' (unchecked) and 'Estandarizar Matriz' (checked), along with a 'txt' dropdown menu. In the center, the 'Listado de Variables' box contains a list of row identifiers: R1, R2, R3, R4, and R5. To the right of this list are two red buttons with white arrows pointing right and left. On the far right, the 'Variables Seleccionadas' box contains a list of column names: hoessem, promxasig, ntut, parclase, parvirt, DTUTOR, DTUT, FCOM, and INTEREST.

### Cálculo de la Descomposición en Valores Singulares (SVD):

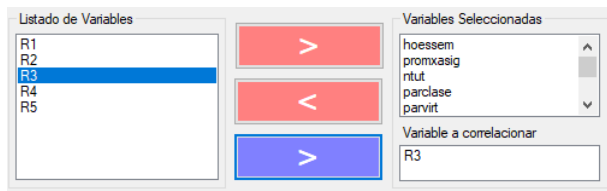
Una vez seleccionadas las variables se continua con el cálculo de la SVD, esta descomposición de valores singulares de una matriz  $A$  se define como la aproximación matricial  $A_{M \times N} = U_{M \times r} \Sigma_{r \times r} V^T_{r \times N}$  siendo  $U = [u_1, \dots, u_r]$  y  $V = [v_1, \dots, v_r]$  las matrices ortonormales cuyos vectores columna son los vectores singulares a la izquierda y derecha respectivamente,  $U^T U = I$  y  $V^T V = I$ , y  $\Sigma$  la matriz diagonal que almacena los valores singulares de  $A$ , expresados convenientemente de forma que:  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_r \geq 0$ . Desde el punto de vista de la SVD, para  $k < r$ , se define la aproximación de bajo rango  $A_k$  como:  $A_k = U_{m \times k} \Sigma_{k \times k} V^T_{k \times n}$ .

Al hacer clic en **SVD** el programa dCUR calcula la descomposición en valores singulares y presenta los PCA(1) hasta PCA(n) mostrando el porcentaje de variabilidad explicada acumulada por cada componente, por ejemplo, el primer componente explica un 14.16% de la variabilidad, el segundo acumula 19.088% etc.

The screenshot shows a dialog box titled '% Varianza Explicada'. At the top right is a close button (X). Below the title is a section 'Porcentajes' with a text input field for '% Varianza Deseada' containing the value 80. Below this is a list box containing the following items: PCA1 14,16%, PCA2 19,088%, PCA3 23,027%, PCA4 25,9%, PCA5 28,206%, PCA6 30,41%, PCA7 32,403%, PCA8 34,216%, PCA9 36,01%, PCA10 37,649%, PCA11 39,136%, PCA12 40,547%, PCA13 41,934%, PCA14 43,182%, PCA15 44,398%, and PCA16 45,551%. At the bottom of the dialog is a red 'Aceptar' button.

El usuario tiene dos opciones, escoger aquel PCA que satisfaga el porcentaje de varianza explicada según su interés. Para ello mueve la barra de desplazamiento hacia abajo hasta aquel PCA que desee (debe borrar el porcentaje que aparece en la celda denominada “% Varianza Deseada”, o bien, escribir el porcentaje específico de interés (valor entre 1 y 100%, por defecto se mantiene en 80%).

Se muestran tres opciones de ajuste de los puntajes leverage, con el método clásico o bien, ajustarlos por la correlación parcial o semiparcial. En caso de que se den algunas de las últimas dos opciones se solicita la inclusión de una variable adicional para correlacionar, ajustando los puntajes leverage por el inverso de la resta de uno menos la correlación parcial al cuadrado.

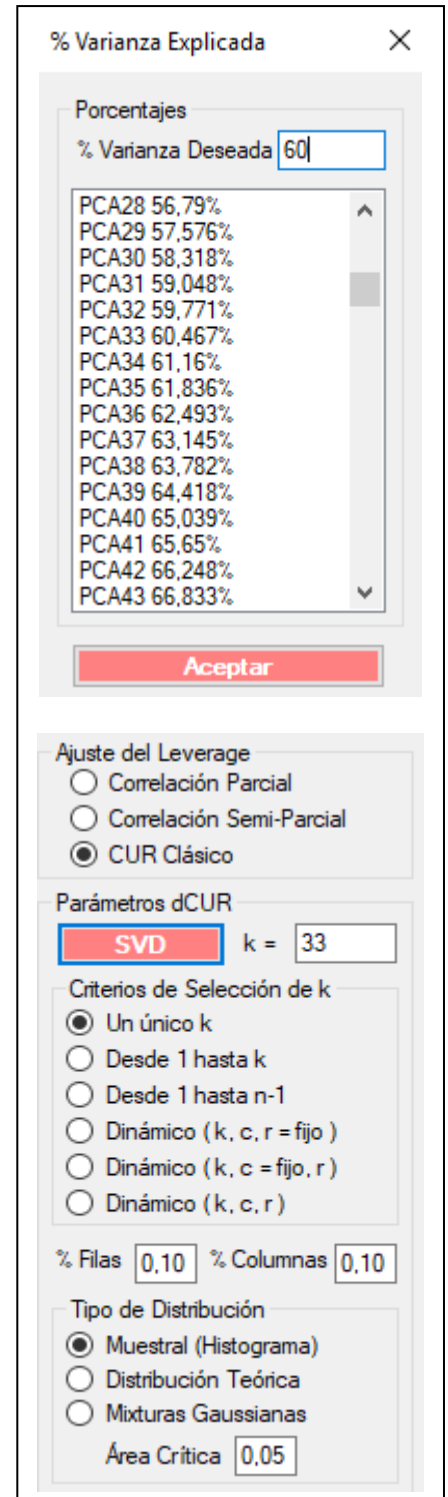


El ejemplo muestra un 60% de varianza deseada, que corresponde al PCA33 (66.467%), se hace clic en aceptar y se traslada automáticamente esa cantidad a la celda indicada como “Parámetros dCUR”.

Por defecto en la sección de “Parámetros dCUR” y la subsección “Criterios de Selección de k” aparece marcado la opción “Un único k”, que permite calcular de manera inmediata los puntajes leverages para ese k determinado con ese porcentaje de varianza explicada. Además, esta sección brinda otras posibilidades: de 1 hasta k, permite dinamizar la selección de columnas y filas para cada valor de 1 a k componentes en el cálculo de los puntajes leverage. La opción de 1 hasta n-1 tiene la misma función, pero ofreciendo todas las posibilidades al considerar hasta n-1 componentes. Las tres opciones siguientes permiten dinamizar más la selección de las columnas, poniendo a variar la k y la c:

- Con r fijo en la cuarta opción de los “Criterios de Selección de k”, variando la k y la r,
- Manteniendo fijo la c en la quinta opción y
- La sexta opción permite barrer para todo k, todo c y todo r y encontrar las columnas y filas que minimicen la diferencia entre la matriz original y la matriz seleccionada determinada por las mejores columnas y filas.

Se determina el porcentaje de filas y de columnas que se desea seleccionar, este valor lo establece el investigador. Dicho porcentaje se puede visualizar como el porcentaje bajo la curva para acumular cierta cantidad de columnas, dado que el criterio



---

será seleccionar siempre los puntajes leverages más altos. En el ejemplo que se presenta se establece un 10% de filas y un 10% para las columnas.

Finalmente, se debe indicar el “Tipo de Distribución” que se desea, las opciones son por medio de la distribución muestral (histograma), por la distribución teórica ajustada a los datos (esta segunda opción está en desarrollo) o bien por el ajuste con mixturas gaussianas, para lo cual se debe determinar un área crítica, que por defecto dCUR lo pone en 0.05. Esta área crítica tiene la misma funcionalidad indicada en el párrafo anterior, cual es la de determinar el porcentaje de columnas a seleccionar, para las filas se conserva el porcentaje de filas indicado anteriormente, el investigador lo puede modificar a su gusto.

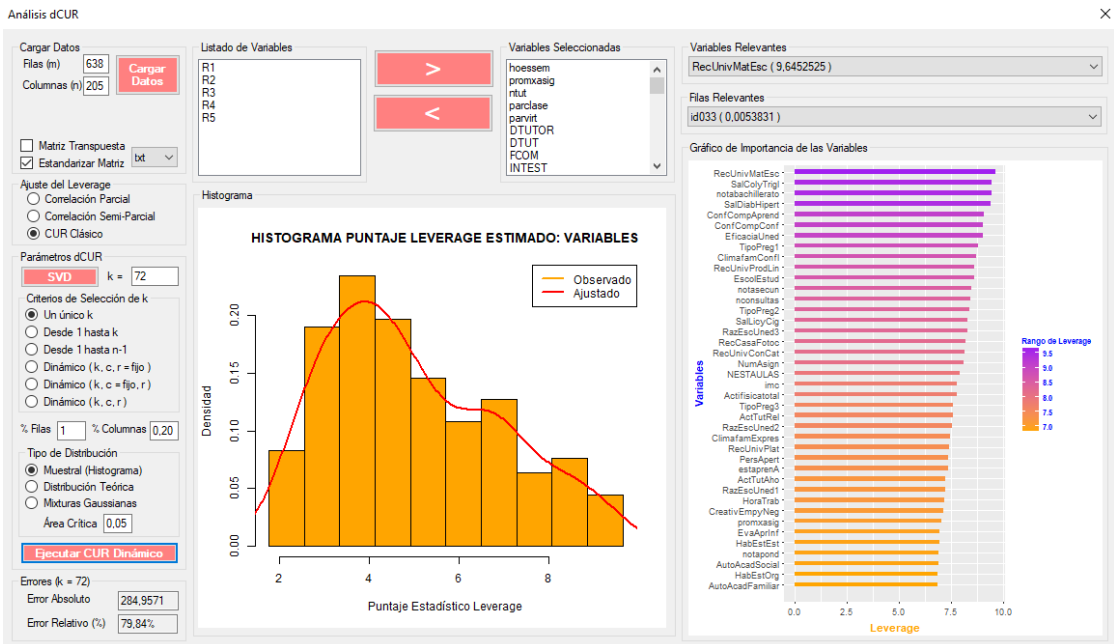
## Resultados obtenidos

Los resultados que se obtienen se pueden visualizar conforme se va ejecutando el programa, por eso el adjetivo de dinámico. Los resultados que muestra el dCUR son:

- Gráfico del error relativo según cada  $k$  conforme van cambiando los parámetros
- Gráfico de la distribución muestral (histograma) y la distribución ajustada.
- En caso de seleccionar la opción de mixturas gaussianas se presentan cuatro gráficos donde se puede ver la calidad del ajuste:
  1. El Tamaño del Criterio de Información Bayesiano (BIC) según el número de componentes gaussianos
  2. La densidad de los puntajes leverage
  3. La función de distribución acumulada y la distribución empírica
  4. El gráfico Q-Q de los cuantiles muestrales y los cuantiles obtenidos de la inversa de la función de distribución acumulada
- Lista de filas relevantes de la matriz de datos
- Lista de columnas relevantes de la matriz de datos
- Gráfico del puntaje leverage según las columnas seleccionadas
- El error absoluto y
- El error relativo.

## Caso “Un único $k$ ” con distribución muestral (Histograma)

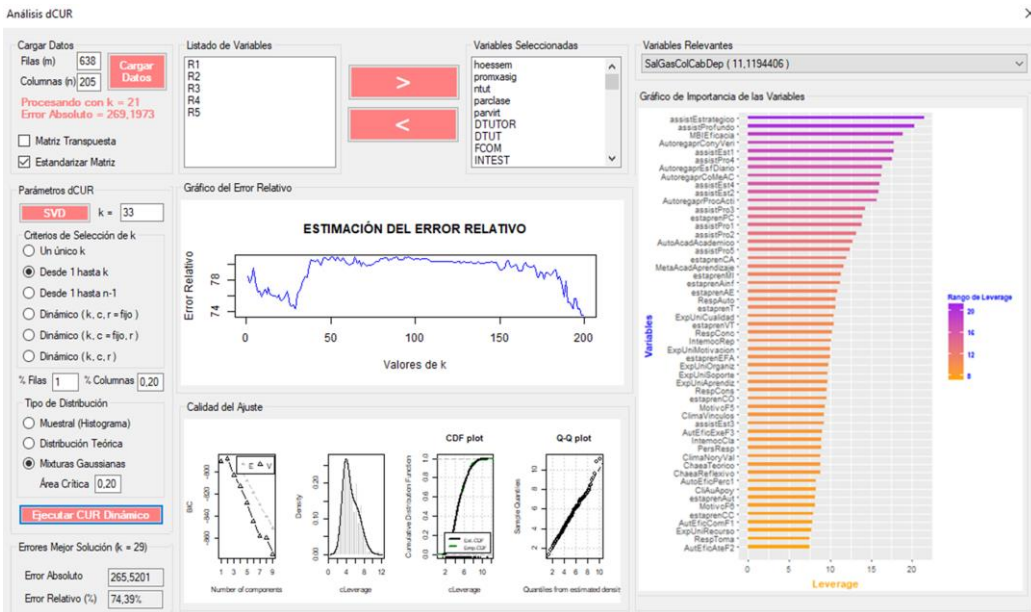
La siguiente imagen muestral el resultado cuando se selecciona la opción de un único  $k$ , presenta directamente los gráficos indicados, como lo ejecuta de manera inmediata solo para un  $k$ , entonces dCUR no presenta la evolución del error. Con la selección del 20% de las columnas, utilizando el 100% de las filas y un  $k=33$  PCAs que acumulan el 60% de la variabilidad explicada las variables más relevantes se presentan en el “gráfico de importancias de las variables”, el error absoluto sería de 276.39 y un error relativo de 77.44%.



También se puede dinamizar el resultado variando los parámetros según las siguientes opciones.

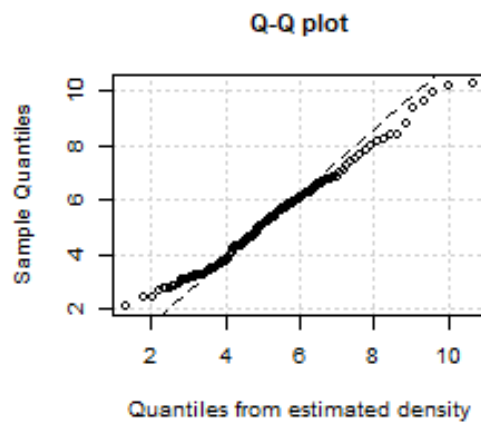
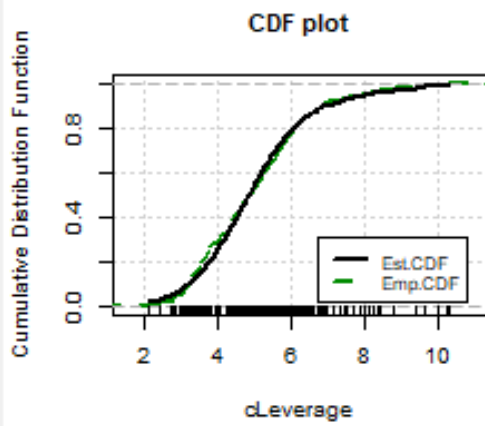
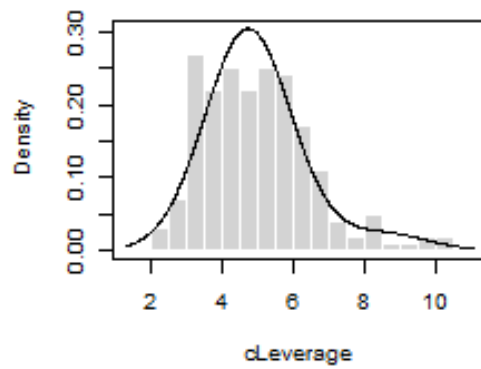
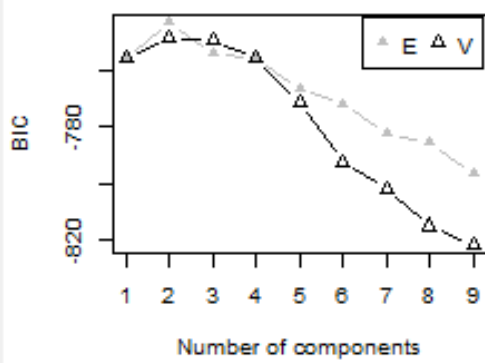
1. Caso “Desde 1 hasta k” con distribución muestral (Histograma)
2. Caso “Desde 1 hasta n-1” con distribución muestral (Histograma)
3. Caso “Dinámico (k, c, r=fijo)” con distribución muestral (Histograma)
4. Caso “Dinámico (k, c=fijo, r)” con distribución muestral (Histograma)
5. Caso “Dinámico (k, c, r)” con distribución muestral (Histograma)

También es posible ajustar los puntajes leverage utilizando el modelo de mixturas Gaussianas.



Al finalizar el proceso se amplían los gráficos de “Calidad del ajuste”

### Calidad del Ajuste



**Apéndice 6.2 Información estadística del Modelo con 28 variables**

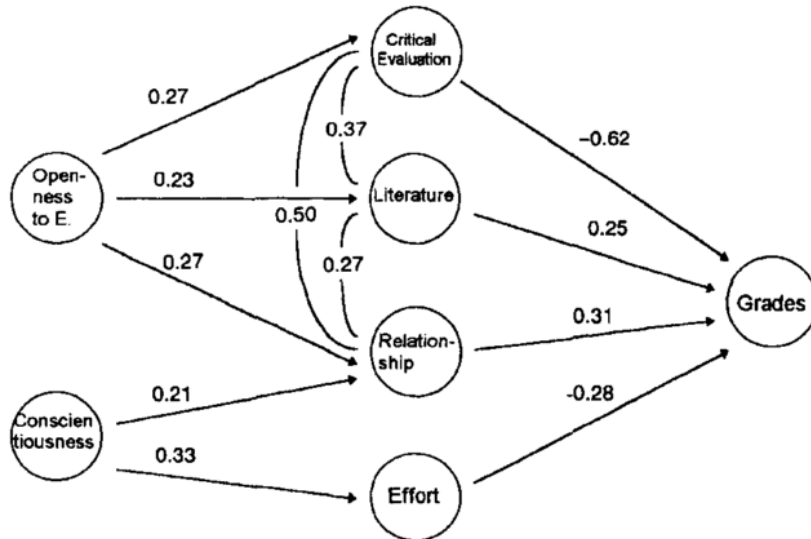
N	Nombre de la escala	Dimensiones de la escala	Coeficientes de la función discriminante canónica NO estandarizados		Coeficientes de función discriminante canónica estandarizados		Matriz de estructuras		Funciones discriminantes lineales de Fisher según cluster		
			1	2	1	2	1*	2*	Bajo	Medio	Alto
3	<b>Auto eficacia percibida</b>	Autoeficacia general	-,396	,454	-,382	,439	-,023	,151*	-9,709	-11,322	-10,491
9	<b>Autorregulación del aprendizaje</b>	Conciencia metacognitiva activa	-,100	,031	-,395	,121	,073*	,070	-,772	-1,060	-1,064
10		Control y verificación	,022	-,117	,088	-,458	,126*	-,028	,414	,636	,357
12		Procesamiento activo durante las clases	,136	-,160	,289	-,339	,088*	-,084	,746	1,306	1,011
13	<b>Actitudes generales a los estudios</b>	Actitud por el gusto por el estudio	,103	,380	,171	,628	,153	,296*	2,401	2,106	3,155
22	<b>Motivación educativa</b>	Regulación introyectada	-,040	,057	-,250	,356	-,102	,262*	-,340	-,520	-,407
32	<b>Responsabilidad</b>	Responsabilidad: Constancia	,038	-,096	,101	-,257	,068*	-,050	1,557	1,786	1,573
34	<b>Estilos de aprendizaje (CHAEA)</b>	Activo	-,014	-,041	-,167	-,489	-,048	-,115*	,248	,272	,157
35		Reflexivo	,042	,006	,491	,075	,176*	,037	,412	,505	,555
36		Teórico	,015	,027	,185	,342	,145*	,100	,297	,293	,375
39	<b>Approaches and Study Skills Inventory for Students (ASSIST)</b>	Control de la eficacia	,181	,093	,398	,205	,137*	,097	4,388	4,693	5,079
42		Administración del tiempo	,270	-,301	,794	-,886	,172*	,049	,251	1,337	,792
44		Assis Profundo	-,050	-,058	-,547	-,643	,070*	,016	-,579	-,616	-,805
46		Assis Estratégico	-,078	,123	-,711	1,114	,093	,165*	-,180	-,547	-,299
50	<b>Estrategia de aprendizaje</b>	Estrategia de aprendizaje: Control de contexto	,106	-,033	,353	-,109	,148*	,032	1,001	1,306	1,310
56	<b>Clima de clase</b>	Clima Primer orden	,193	,029	,492	,074	,171*	,152	5,200	5,626	5,857
61	<b>Opinión sobre sistema de evaluación</b>	Evaluación de los aprendizajes: La evaluación es un indicador de aprendizaje	-,125	,153	-,351	,431	-,164	,196*	,648	,127	,414
63	<b>Utilización de recursos en la Universidad y en la casa</b>	Uso de la biblioteca en todas sus opciones	-,423	-,025	-,395	-,024	-,200*	,011	-4,486	-5,477	-5,887
64		Consulta por teléfono y correo a la Cátedra	,268	,410	,265	,405	,126	,206*	-,229	-,167	1,094
65		Material didáctico escrito	,306	-,015	,303	-,015	,165*	-,067	-,931	-,168	,045
66	<b>Número de horas de estudio semanales</b>	Número de horas de estudio semanales	,003	,060	,023	,545	,117	,125*	-,219	-,299	-,145
67	<b>Promedio de horas de estudio por asignatura</b>	Promedio de horas de estudio por asignatura	,054	-,126	,215	-,503	,093*	-,049	,567	,879	,602
73	<b>Escolaridad del padre</b>	Escolaridad del Padre	,246	,004	,404	,006	,240*	,123	2,542	3,132	3,343
74	<b>Escolaridad de la madre</b>	Escolaridad de la Madre	,246	,146	,385	,229	,222*	,181	3,346	3,733	4,306
78	<b>Actividad física</b>	Actividad física total	,000	,000	-,229	,130	-,064	,106*	-,001	-,001	-,001
79	<b>Número de estudiantes en el grupo</b>	Número de estudiantes en el aula	-,072	,024	-,471	,159	-,090*	,057	-,506	-,714	-,711
80	<b>Rendimiento del curso anterior</b>	Promedio ponderado declarado último cuatrimestre	,247	,057	,336	,077	,134*	,130	4,707	5,225	5,571
83	<b>Nota de Bachillerato</b>	Nota promedio del examen de Bachillerato	,174	-,035	,401	-,082	,133*	-,066	1,988	2,460	2,512
		(Constante)	-11,997	-2,956					-181,484	-207,577	-226,423

\*. La mayor correlación absoluta entre cada variable y cualquier función discriminante.

---

## ANEXOS

### Anexo 1.1 Modelo (Blickle, 1996)



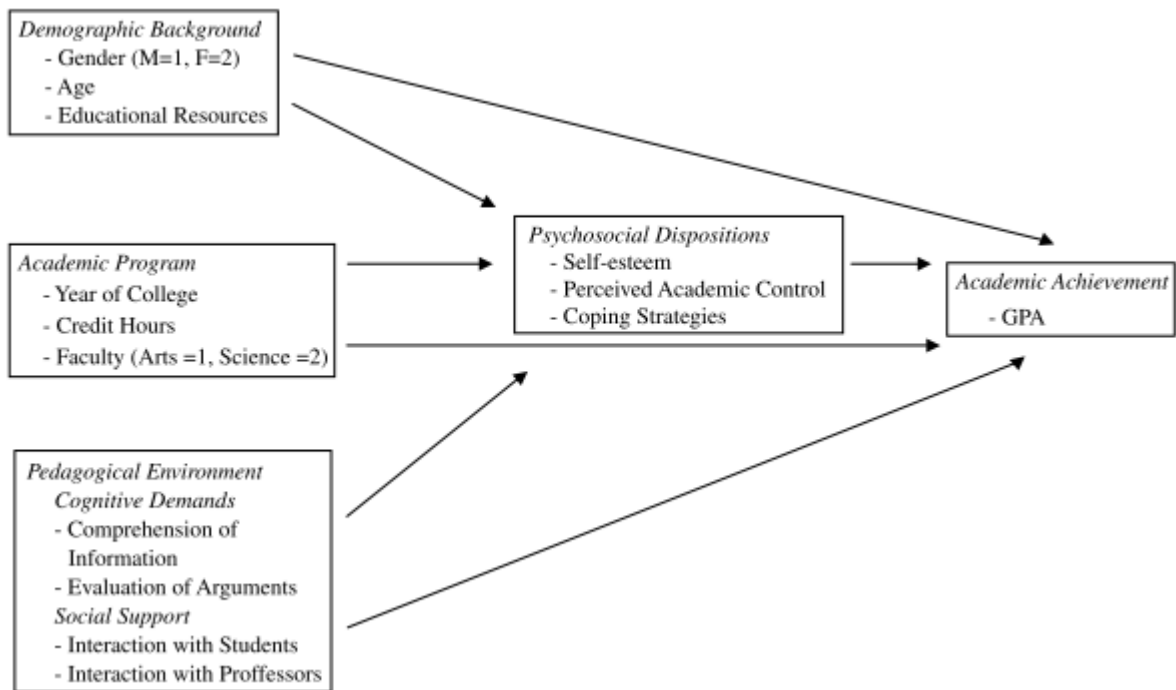
Path diagram



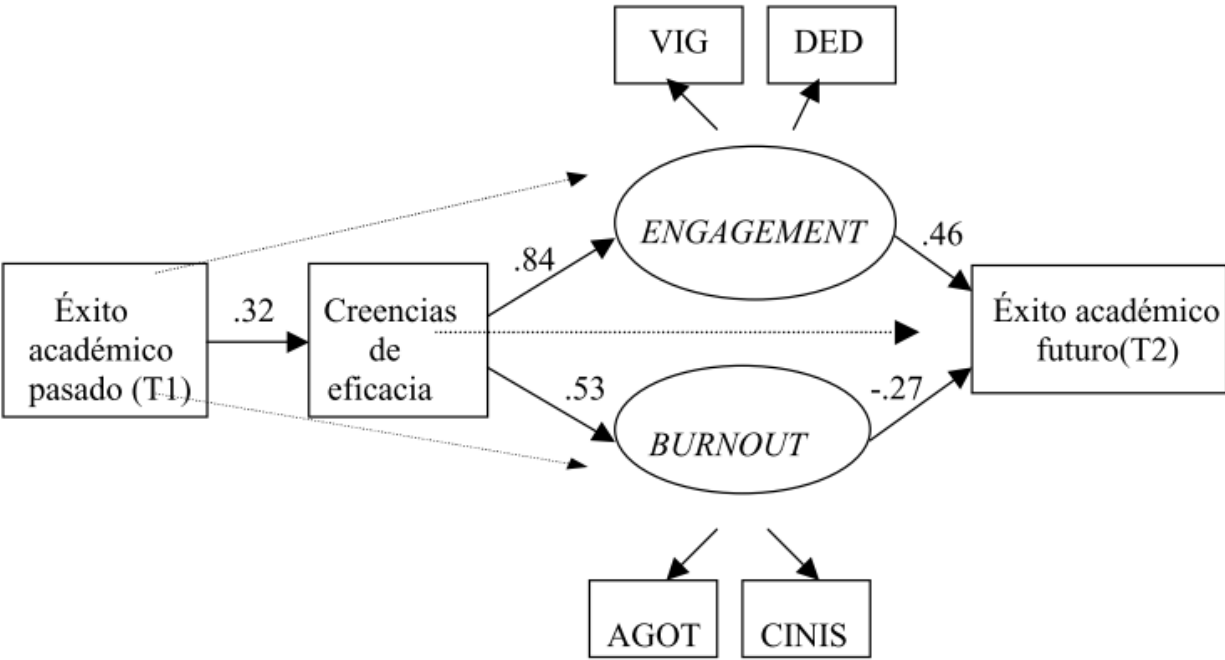


---

### Anexo 1.3 Modelo (Clifton et al., 2004)

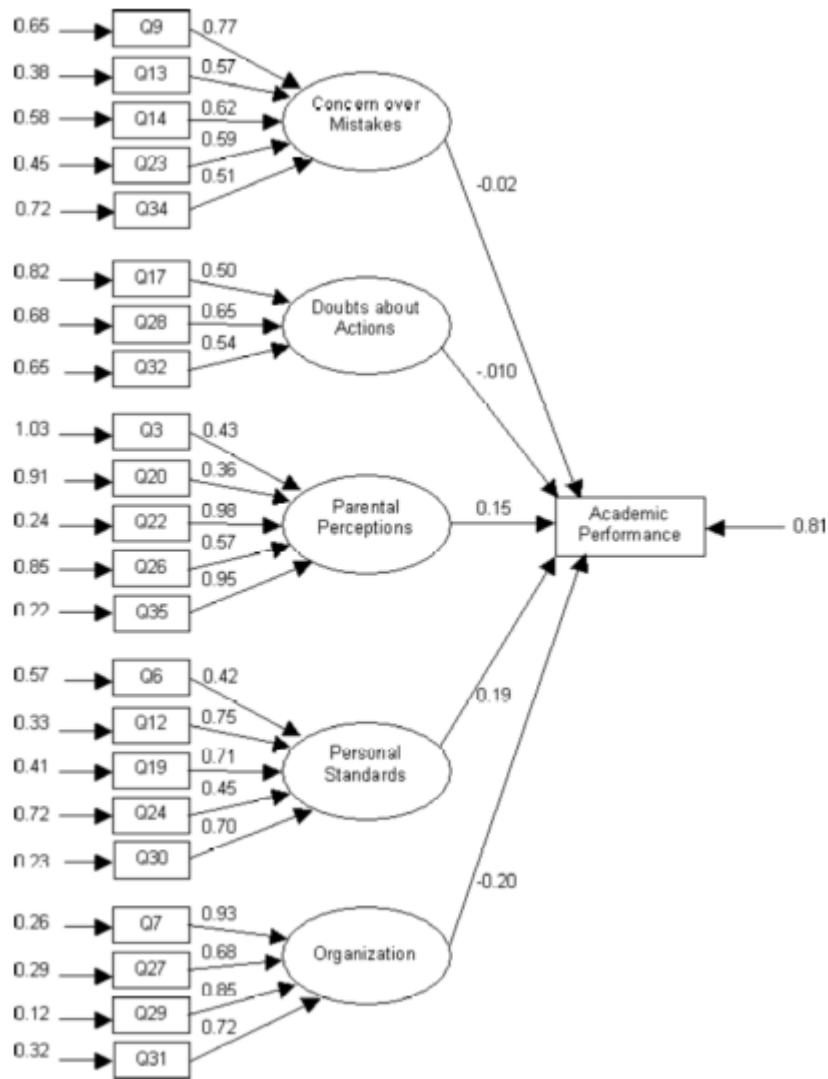


**Anexo 1.4 Modelo** (Salanova et al., 2005)

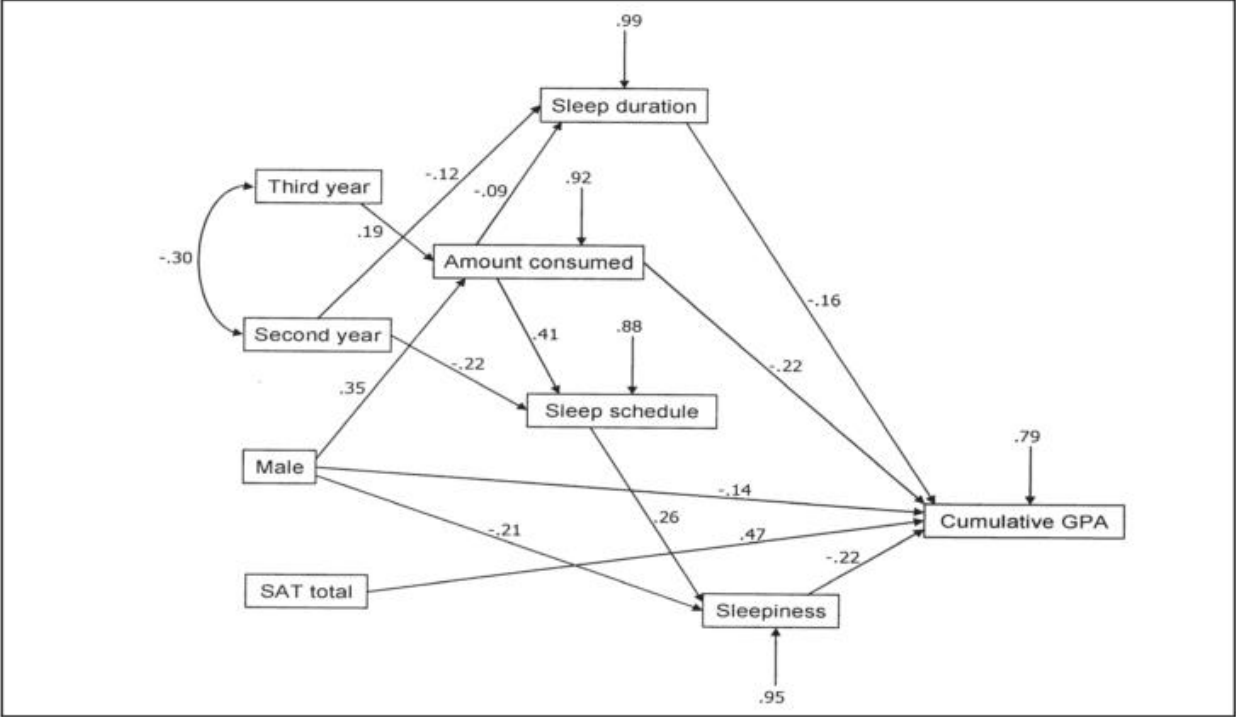


.....▶ Coeficiente no significativo

Anexo 1.5 Modelo (Seipel & Apigian, 2005)

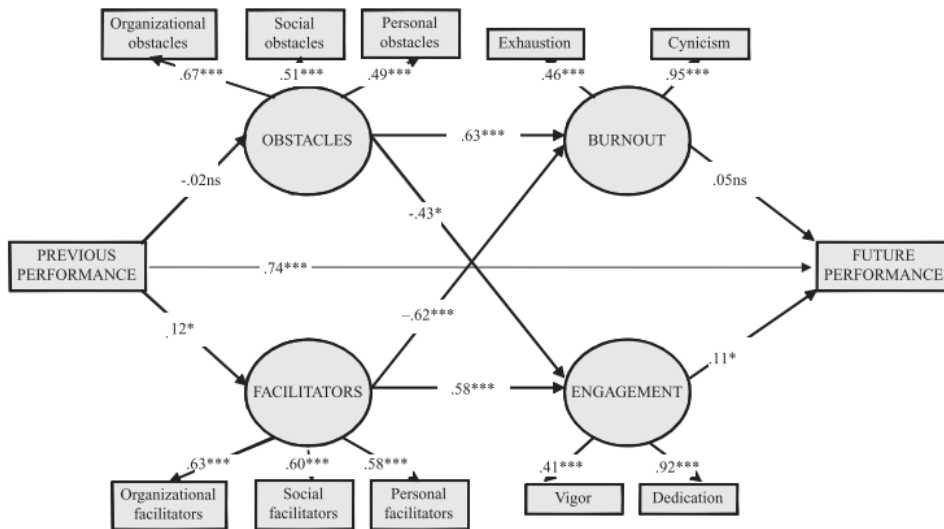


Anexo 1.6 Modelo (Singleton & Wolfson, 2009)

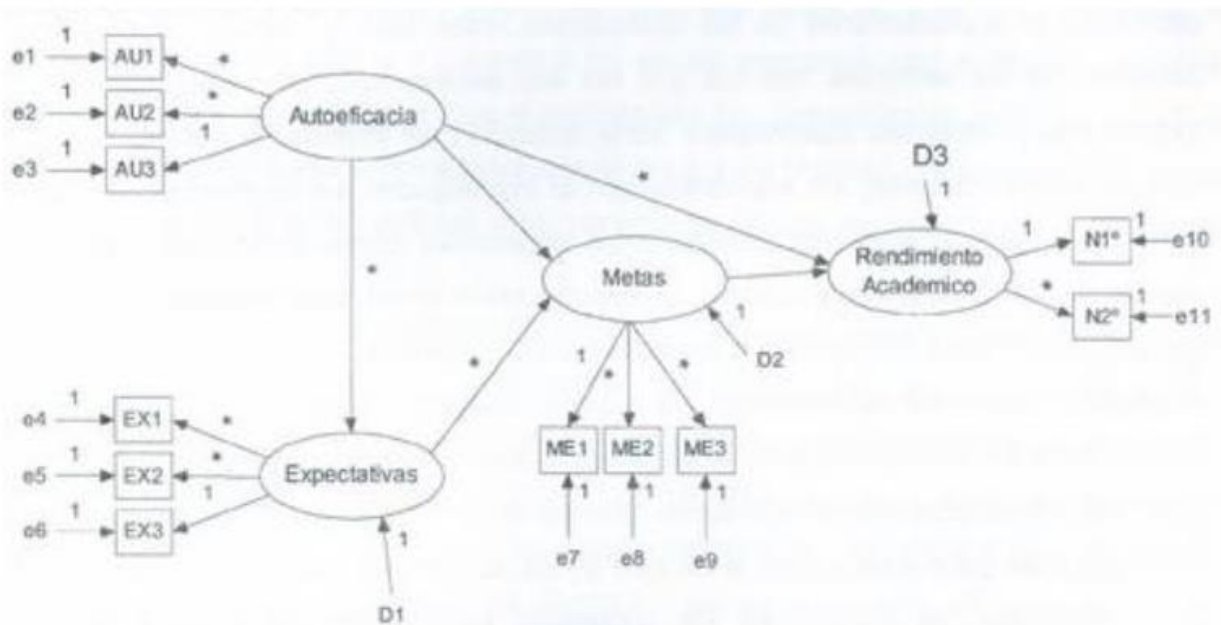


## Anexo 1.7 Otros modelos

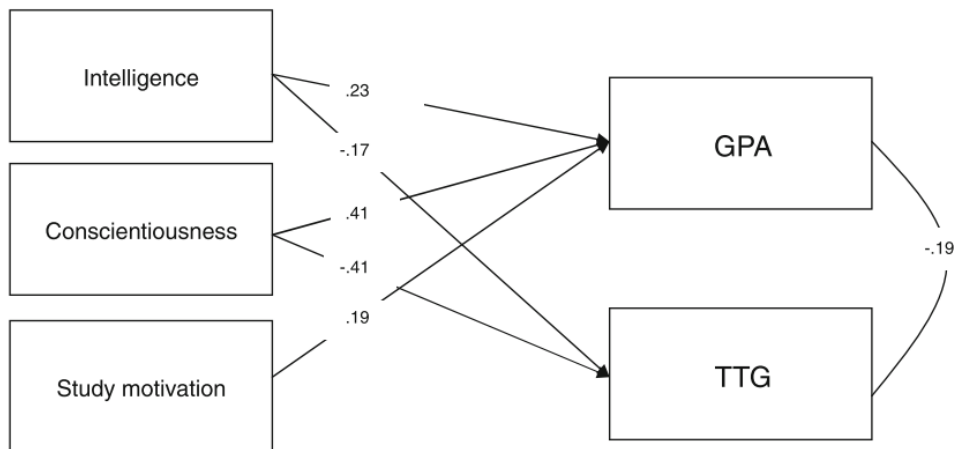
### Salanova, Schaufeli, Martinez, y Breso (2010)



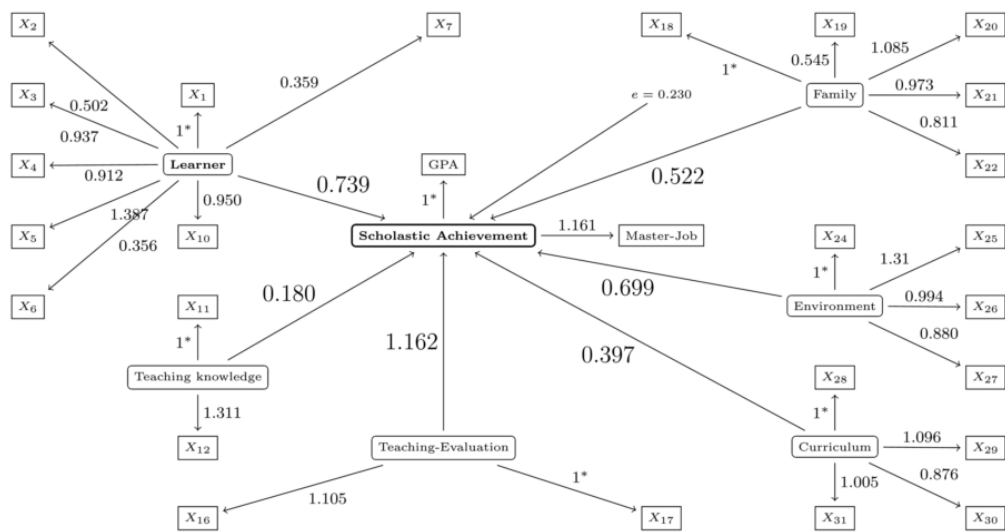
### Cupani (2012)



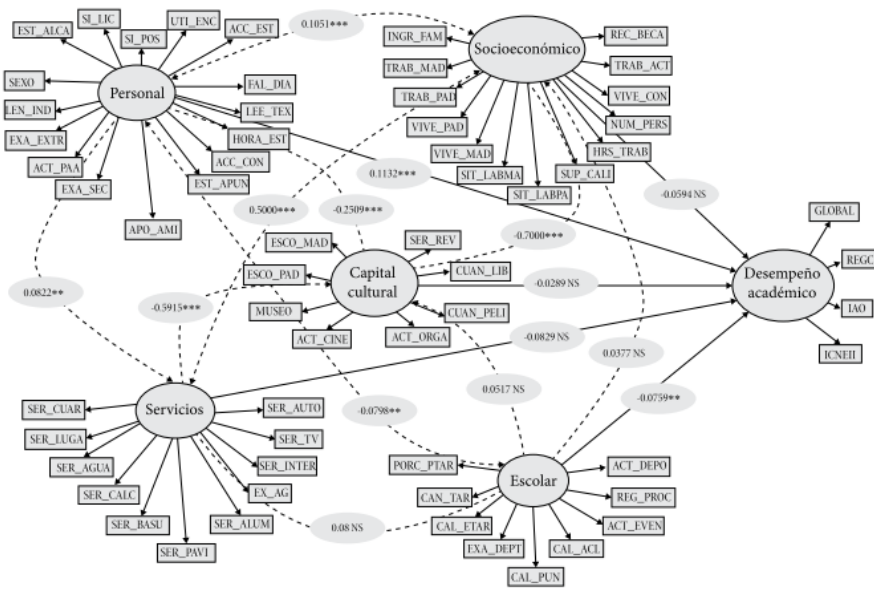
**Kappe & van der Flier (2012)**



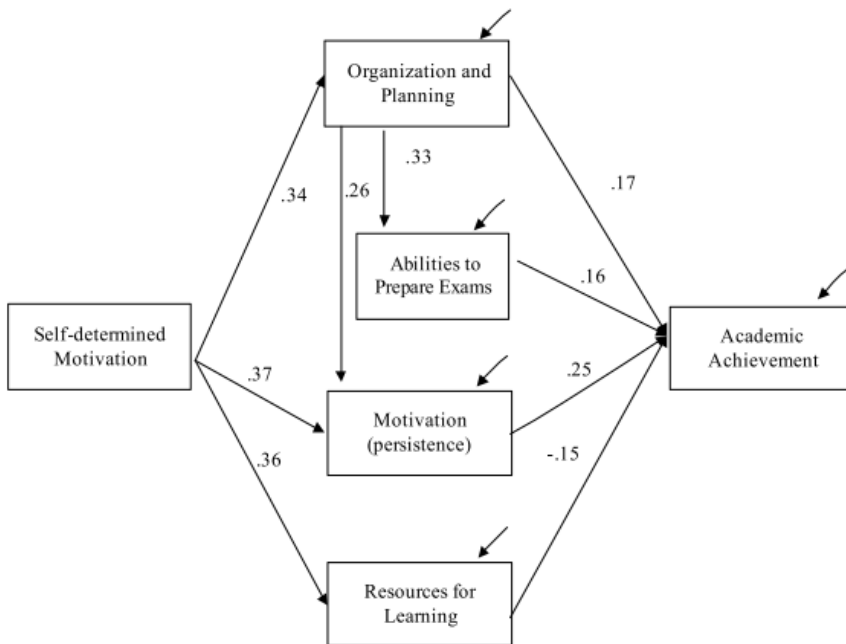
**Payandeh Najafabadi, Najafabadi, & Farid-Rohani (2013)**



**Reyes, Godínez, Ariza, Sánchez, y Torreblanca (2014)**

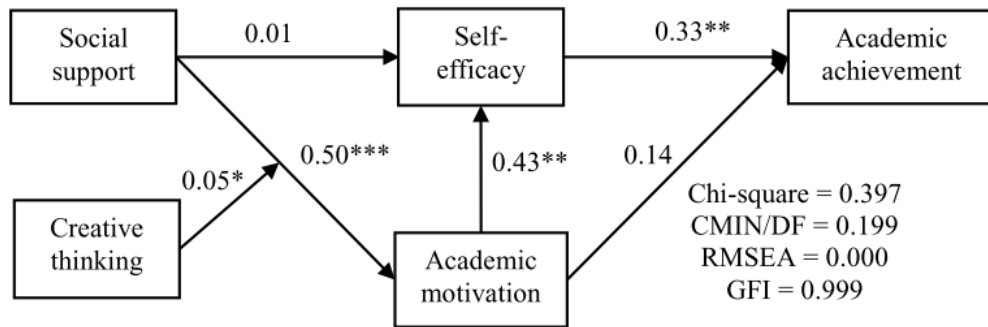


**Stover & Hoffmann (2014)**

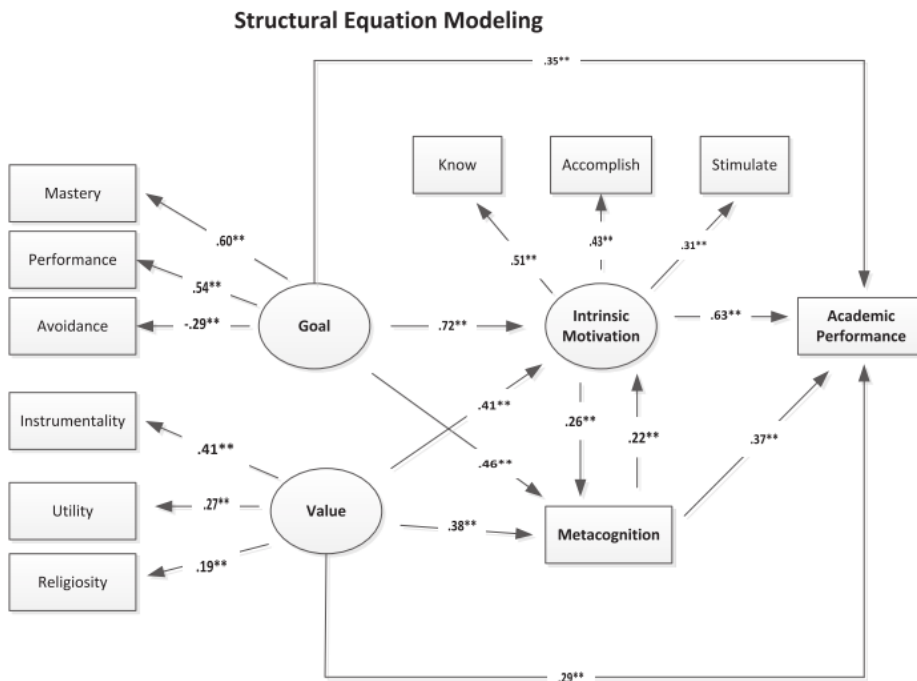




**Wu & Marsono (2016)**

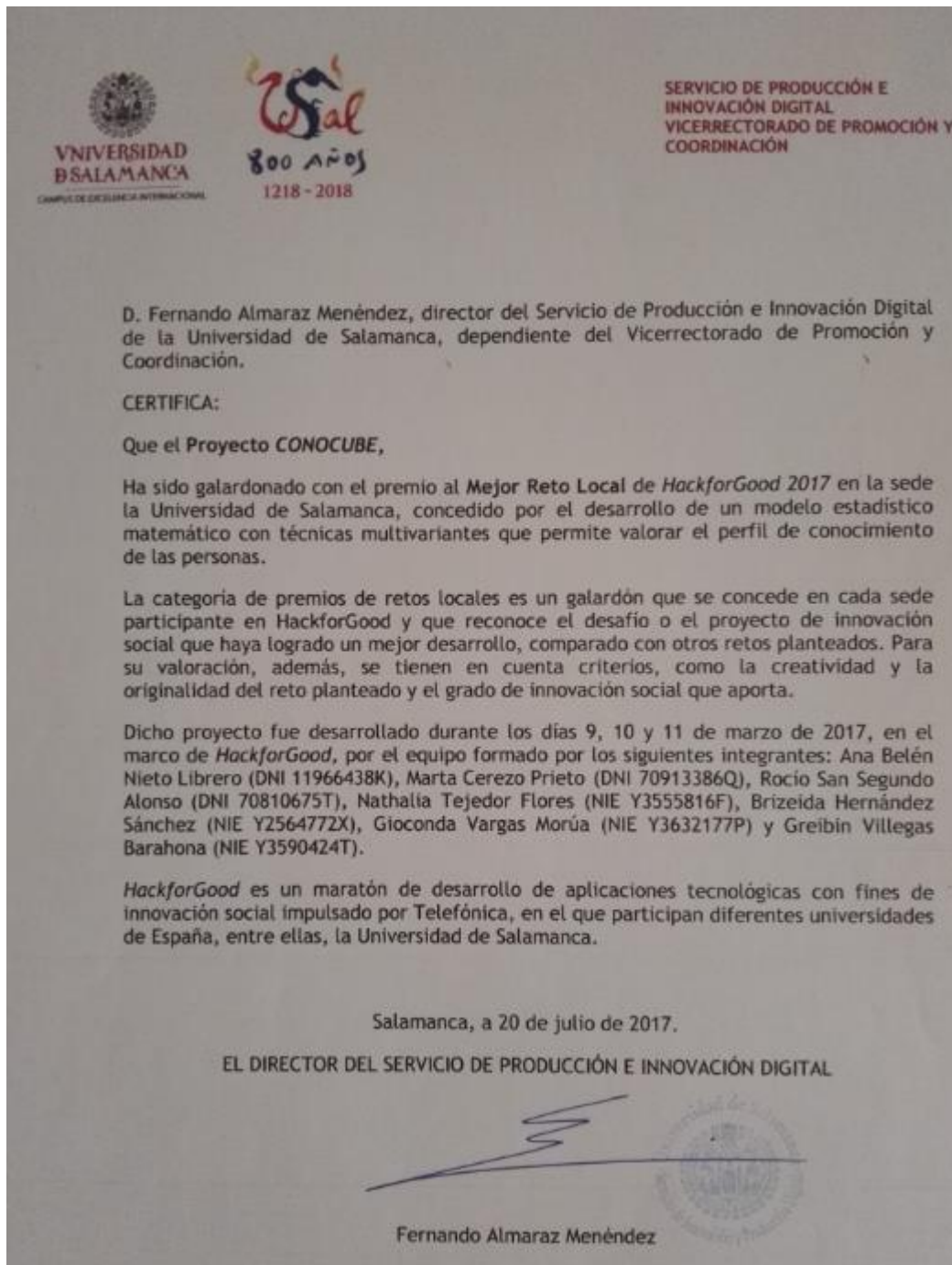


**Mikail Ibrahim, Hazleena Baharun (2017)**



**MATERIAL SUPLEMENTARIO**

Certificación del premio al mejor reto local de HackforGood 2017, Salamanca



### Bases del concurso HackforGood 2017, Salamanca

#### Concurso HACK FOR GOOD 2017 SALAMANCA

##### BASES

El Servicio de Innovación y Producción Digital de la Universidad de Salamanca, a través del MEDIALAB USAL, convoca *Hack for Good Salamanca 2017*, un maratón de desarrollo de aplicaciones creativas y dispositivos inteligentes, al servicio de la innovación social que se desarrollará entre el 9, 10 y 11 de marzo de 2016.

El principal objetivo de dicha convocatoria es poner la tecnología al servicio de las necesidades sociales y la innovación en Salamanca. En particular, la principal línea de trabajo propuesta se centra en *Data-Driven Economy*, es decir, utilizar las grandes masas de datos generados con la tecnología para mejorar las ciudades y la calidad de vida de las personas.

##### 1. Participación

La participación está abierta a todo tipo de perfiles académicos y profesionales: creativos, informáticos, trabajadores sociales, diseñadores gráficos etc. El desarrollo de las aplicaciones se estructurará por grupos de trabajo. Estos grupos podrán desarrollar sus proyectos de forma libre o trabajar a partir de los retos de la línea de trabajo principal (desarrollo de aplicaciones y dispositivos basados en Big Data). Antes de la celebración del *Hack for Good Salamanca 2017* los participantes y las personas que lo deseen pueden proponer retos o líneas de trabajo en la web del evento (<http://hackforgood.net/>), entre los que se hará una selección.

##### 2.- Presentación de proyectos

Los participantes de *Hack for Good Salamanca 2017* presentarán los trabajos realizados de forma colectiva, al término del maratón de aplicaciones, el día 11 de marzo. La presentación de los trabajos se realizará por el portavoz de cada grupo de forma presencial, durante un máximo de 10 minutos.

Debe tratarse de aplicaciones o dispositivos originales e inéditos, que no pueden haber sido premiados o desarrollados con anterioridad a esta convocatoria. Se valorarán especialmente soluciones creativas orientadas a necesidades de personas con discapacidad, que mejoren su calidad de vida en el marco de las ciudades inteligentes.

Estas soluciones pueden enfocarse al desarrollo de aplicaciones, herramientas informáticas y dispositivos móviles.



FERNANDO E. ALMARAZ MENÉNDEZ  
Director del Servicio de Innovación  
y Producción Digital

### 3. Premios

La Universidad de Salamanca entregará tres premios a las mejores aplicaciones desarrolladas en Hack for Good Salamanca 2017 que serán de las siguientes cuantías:

- a. Primer premio/1000€
- b. Segundo premio/600€
- c. Tercer premio/400€

Los importes de todos los premios son brutos y sufrirán las retenciones fiscales que marca la ley.

### 4. Jurado

El jurado estará constituido por:

1. El director del Servicio de Producción e Innovación Digital que actuará como presidente del jurado.
2. Un representante de MEDIALAB USAL que actuará como secretario
3. Un segundo representante de MEDIALAB USAL
4. Un representante de ASPRODES
5. Cuatro representantes de las empresas colaboradoras.

### 5. Criterios de Valoración

Las decisiones del jurado se guiarán por los siguientes criterios generales:

1. El impacto e importancia del problema solucionado
2. La creatividad, la innovación
3. El grado de acabado conseguido en el hackathon.

Cualquier circunstancia no prevista en las presentes bases será resuelta por el jurado.

### 6. Entrega de los premios

En el caso de los premios locales, tras la valoración de los proyectos, el jurado dará a conocer los grupos y personas que han sido premiadas. Los premios no se otorgarán in situ, sino que se recogerán los datos oportunos para su posterior ingreso por transferencia bancaria.

Los premios globales son otorgados por la organización nacional de Hack for Good 2017, que tras recabar la información de todas las sedes, hará una valoración y selección de todos los proyectos. Estos premios se entregarán en Madrid una semana después del evento.



FERNANDO E. ALMAYAZ MENÉNDEZ  
Director del Servicio de Innovación  
y Producción Digital

### 3. Premios

La Universidad de Salamanca entregará tres premios a las mejores aplicaciones desarrolladas en Hack for Good Salamanca 2017 que serán de las siguientes cuantías:

- a. Primer premio/1000€
- b. Segundo premio/600€
- c. Tercer premio/400€

Los importes de todos los premios son brutos y sufrirán las retenciones fiscales que marca la ley.

### 4. Jurado

El jurado estará constituido por:

1. El director del Servicio de Producción e Innovación Digital que actuará como presidente del jurado.
2. Un representante de MEDIALAB USAL que actuará como secretario
3. Un segundo representante de MEDIALAB USAL
4. Un representante de ASPRODES
5. Cuatro representantes de las empresas colaboradoras.

### 5. Criterios de Valoración

Las decisiones del jurado se guiarán por los siguientes criterios generales:

1. El impacto e importancia del problema solucionado
2. La creatividad, la innovación
3. El grado de acabado conseguido en el hackathon.

Cualquier circunstancia no prevista en las presentes bases será resuelta por el jurado.

### 6. Entrega de los premios

En el caso de los premios locales, tras la valoración de los proyectos, el jurado dará a conocer los grupos y personas que han sido premiadas. Los premios no se otorgarán in situ, sino que se recogerán los datos oportunos para su posterior ingreso por transferencia bancaria.

Los premios globales son otorgados por la organización nacional de Hack for Good 2017, que tras recabar la información de todas las sedes, hará una valoración y selección de todos los proyectos. Estos premios se entregarán en Madrid una semana después del evento.



FERNANDO E. ALMARAZ MENÉNDEZ  
Director del Servicio de Innovación  
y Producción Digital