

ANÁLISIS MULTIVARIANTE ENTRE LA INTELIGENCIA EMOCIONAL Y EL ESTRÉS EN ESTUDIANTES UNIVERSITARIOS



TRABAJO DE FIN DE GRADO

2023

UNIVERSIDAD DE SALAMANCA

FACULTAD DE CIENCIAS

GRADO EN ESTADÍSTICA

LUCÍA PARDO VÁZQUEZ

TUTORA ACADÉMICA:

CARMEN PATINO ALONSO

ANÁLISIS MULTIVARIANTE ENTRE LA INTELIGENCIA EMOCIONAL Y EL ESTRÉS EN ESTUDIANTES UNIVERSITARIOS



TRABAJO DE FIN DE GRADO

2023

UNIVERSIDAD DE SALAMANCA

FACULTAD DE CIENCIAS

GRADO EN ESTADÍSTICA

LUCÍA PARDO VÁZQUEZ

TUTORA ACADÉMICA:

CARMEN PATINO ALONSO

A handwritten signature in black ink, appearing to be "Lucía Pardo Vázquez", written in a cursive style.

SALAMANCA ,2023



Certificado de los tutores TFG Grado en Estadística

D^a. Carmen Patino Alonso, profesora del Departamento de Estadística de la Universidad de Salamanca,

HACEN CONSTAR:

Que el trabajo titulado *“Análisis Multivariante entre la inteligencia emocional y el estrés en estudiantes universitarios”*, que se presenta, ha sido realizado por D^a. Lucía Pardo Vázquez, con DNI ****1240J y constituye la memoria del trabajo realizado para la superación de la asignatura Trabajo de Fin de Grado en Estadística en esta Universidad.

Salamanca, a fecha de firma electrónica.

Fdo.: Carmen Patino Alonso

Contenido

1.	INTRODUCCIÓN	1
1.1.	ESTRÉS	1
1.2.	INTELIGENCIA EMOCIONAL	2
1.2.1.	DESCRIPCIÓN DIMENSIONES	3
1.3.	OBJETIVOS	4
2.	MATERIAL Y MÉTODOS	4
2.1.	UNIDAD ESTADÍSTICA OBJETO DE ESTUDIO	4
2.2.	RECODIGA DE DATOS	4
2.3.	INSTRUMENTO DE MEDIDA	4
2.3.1.	CUESTIONARIO DEL ESTRÉS (PSS-14)	5
2.3.2.	CUESTIONARIO INTELIGENCIA EMOCIONAL (TMMS-24)	5
3.	METODOLOGÍA	6
3.1.	ANÁLISIS ESTADÍSTICO Y SOFTWARE	6
3.2.	LIMPIEZA Y PREPARACIÓN DE LA BASE DE DATOS	7
3.3.	ANÁLISIS EXPLORATORIO DE LOS DATOS	7
3.4.	ANÁLISIS DE DEPENDENCIA DE VARIABLES	8
3.5.	ESTUDIO DE VALIDEZ DE LOS CUESTIONARIOS	9
3.5.1.	ANÁLISIS FACTORIAL	10
3.5.1.1.	ANÁLISIS FACTORIAL EXPLORATORIO	13
3.5.1.2.	ANÁLISIS FACTORIAL CONFIRMATORIO	15
3.6.	FIABILIDAD	19
3.7.	REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE	22
4.	RESULTADOS	28
4.1	ANALISIS DESCRIPTIVO	28
4.2	VALIDEZ DE LOS CUESTIONARIOS	31
4.3	FIABILIDAD DE LOS CUESTIONARIOS	36
4.4	REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE	39
5.	CONCLUSIONES	40
6.	REFERENCIAS	42
7.	ANEXO I	¡Error! Marcador no definido.
8.	ANEXO II	¡Error! Marcador no definido.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Scree plot del análisis factorial exploratorio

Figura 2. Puntuaciones obtenidas por sexo cuestionario TMMS-24

Figura 3. Grafico de sectores de la puntuación global de la muestra en el PSS-14.

Figura 4. Puntuaciones medias obtenidas en el cuestionario PSS-14 por sexo.

Figura 5. Puntuaciones medias obtenidas por rama del conocimiento en el cuestionario PSS-14

Figura 6. Grafico de sedimentación AFE de la escala TMSS-24

Figura 7. Grafico de sedimentación AFE de la escala PSS-14

Figura 8. Diagrama de flujo TMMS-24

Figura 9. Diagrama de flujo PSS-14

Figura 10. Mapa de correlaciones entre ítems TMMS-24

Figura 11. Mapa de correlaciones entre ítems PSS-14

Figura 12. Gráficos de normalidad de los residuos estandarizados

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Clasificación de la puntuación de la escala PSS-14

Tabla 2. Puntuaciones de la prueba TMMS-24 por dimensión

Tabla 3. Interpretación coeficiente KMO

Tabla 4. Interpretación estadístico Alpha de Cronbach

Tabla 5. Interpretación del estadístico Durbin-Watson

Tabla 6. Interpretación del estadístico Factor de inflación de la varianza

Tabla 7. Construcción de la tabla ANOVA

Tabla 8. Construcción de la tabla ANOVA en función de R^2

Tabla 9. Matriz de componentes rotada mediante el método Varimax de la TMMS-24

Tabla 10. Matriz de componentes rotada mediante el método Varimax de la PSS-14

Tabla 11. Índices de bondad de ajuste de la escala TMMS-24

Tabla 12. Índices de bondad de ajuste AFC de la escala PSS-14

Tabla 13. Tabla Estadísticas de Fiabilidad de las escalas de la escala TMMS-24

Tabla 14. Coeficientes del Modelo – Puntuación_PSS_14

LISTA DE TABLAS ANEXO I

Tabla A1. Tabla de frecuencias de las variables categóricas

Tabla A2. Tabla de frecuencias de los grados de la rama del conocimiento de Artes y Humanidades

Tabla A3. Tabla de frecuencias de los grados que pertenecen a la rama del conocimiento de Ciencias

Tabla A4. Tabla de frecuencias de los grados que pertenecen a la rama del conocimiento de Ciencias de la Salud

Tabla A5. Tabla de frecuencias de los grados que pertenecen a la rama del conocimiento de Ciencias Sociales y Jurídicas

Tabla A6. Tabla de Descriptivos de la variable Edad

Tabla A7. Tabla de frecuencias de los grados que pertenecen a la rama del conocimiento de Ingeniería y Arquitectura

Tabla A8. Tabla de frecuencias de la variable Comunidad autónoma a la que pertenece

Tabla A9. Prueba Chi-cuadrado (Variables: puntuación PSS-14 y sexo del encuestado)

Tabla A10. Prueba Chi-cuadrado (Variables: puntuación PSS-14 y comunidad autónoma)

Tabla A11. Prueba Chi-cuadrado (Variables: puntuación PSS-14 y curso al que pertenece)

Tabla A12. Prueba Chi-cuadrado (Variables: puntuación PSS-14 y rama del conocimiento de la titulación)

Tabla A13. Prueba Chi-cuadrado (Variables: puntuación PSS-14 y ¿Con quien vive?)

Tabla A14. Prueba Chi-cuadrado (Variables: puntuación PSS-14 y ¿Compagina estudios con trabajo?)

Tabla A15. Prueba Chi-cuadrado (Variables: puntuación PSS-14 y ¿Tiene un horario de sueño regulado?)

Tabla A16. Descriptivos de los 24 ítems del cuestionario TMMS-24

Tabla A17. Puntuaciones Dimensión Percepción emocional

Tabla A18. Puntuaciones Dimensión Claridad emocional

Tabla A19. Puntuación Dimensión Regulación emocional

Tabla A20. Estadísticas de fiabilidad global del TMSS-24

Tabla A21. Estadísticas de fiabilidad de la dimensión percepción emocional

Tabla A22. Estadísticas de fiabilidad de la dimensión claridad emocional

Tabla A23. Estadísticas de fiabilidad de la dimensión regulación emocional

Tabla A24. Descriptivo de los ítems del cuestionario PSS-14

Tabla A25. Estadísticas de fiabilidad global del cuestionario PSS-14

Tabla A26. Estadísticas de fiabilidad dimensión 1 cuestionario PSS-14

Tabla A27. Estadísticas de fiabilidad dimensión 2 cuestionario PSS-14

Tabla A28. Ajuste del modelo de regresión lineal múltiple

Tabla A29. Análisis de la varianza

1. INTRODUCCIÓN

El presente trabajo aborda dos constructos psicológicos, la inteligencia emocional y el estrés percibido, que con el paso de los años han ido cobrando cada vez más relevancia y se han convertido en habla frecuente en la sociedad actual. Además, de convertirse en tema de estudio en el campo científico. Ambos juegan un papel importante en el bienestar de un individuo. En el caso de la inteligencia emocional, carecer de ella afecta negativamente mientras que la ausencia de estrés provoca un impacto positivo, es decir, que tienen un efecto inverso.

En este estudio se pretende analizar la relación entre la inteligencia emocional y el estrés mediante técnicas estadísticas multivariantes. Para poder evaluar estas variables se utilizan dos cuestionarios validados, el Perceived Stress Scale en la versión de 14 ítems y el Trait Meta-Mood Scale en su versión de 24.

La educación emocional proporciona herramientas para poder enfrentarse a los objetivos del día a día, a gestionar las emociones, a comprender y empatizar con el resto de los seres humanos y sus estados anímicos. Por esa razón, es necesario que su enseñanza se regule legislativamente en el ámbito educativo. Prueba de ello, es un estudio nacional realizado por El Instituto de Inteligencia emocional y neurociencia aplicada, llamado Idiena, publicado en 2021, en el cual se exponen unos resultados alarmantes, obteniendo únicamente un porcentaje de un 6% de 109 colegios encuestados, que llevan a cabo algún tipo de plan para implementar la educación emocional en sus instituciones.

Centrándose en el ámbito educativo y específicamente en los estudiantes universitarios, puede decirse que estos experimentan situaciones que conducen a estrés a diario, como la exigencia académica necesaria para estudiar un grado, aclimatarse a un nuevo entorno social o a lograr unos resultados óptimos.

Para conseguir resolver estas incógnitas y para caracterizar a los individuos según su grado de inteligencia emocional (IE) y por su nivel de estrés percibido, se procede al estudio exploratorio de la muestra recogida. Seguidamente se estudia la validez y fiabilidad de las escalas de medida creadas para estos conceptos con la muestra recogida, y se calculan las puntuaciones de los individuos en cada dimensión para poder encontrar relaciones entre ellas.

1.1. ESTRÉS

Durante siglos ha existido el concepto de estrés, pero solamente en tiempos recientes se ha analizado de manera sistemática y se ha convertido en un tema de estudio en ámbitos como el de la salud, el económico, el empresarial, el político científico y en la enseñanza.

Dar una definición exacta de este concepto no es una tarea sencilla. Se ha convertido en un término asiduo en la sociedad actual y complejo ya que no hay un acuerdo en su definición, determinación de su presencia o medición. Se hará una revisión bibliográfica de los autores principales para comprender el concepto y su evolución a lo largo de la historia.

El origen del término se debe a la física, gracias a los autores Robert Hooke y Thomas Young. Es por ello que el impacto en este ámbito fue tan grande, que provocó que el término estrés se extrapolase a distintos ámbitos de la ciencia (Alvarez, 1989, como se citó en Collazo & Rodríguez, 2011).

Fue posteriormente, cuando el término estrés se popularizó gracias al científico Hans Selye, en el año 1936, mientras buscaba nuevas hormonas femeninas. Inicialmente lo define como “los agentes nocivos que causaron su reacción no específica en animales de experimentación” (Viner, 1999).

Según Lazarus (1966) “el estrés debe tratarse como un concepto organizador para comprender una amplia gama de fenómenos de gran importancia en la adaptación humana y animal” (p.11). Después se reconoció que el estrés era una reacción inevitable en las personas y que lo que marcaba la diferencia en el comportamiento humano es la forma en la que cada uno se enfrenta a él. Una de las cualidades que comparten las denominadas fuentes de estrés es el efecto de alteración del estado estable necesario para el organismo o la amenaza de ello (Lazarus & Folkman, 1984).

La definición principal se basa en la distinción de tres tipos de estrés : estrés ambiental , estrés propio del individuo y el estrés como resultado de una interacción entre el individuo y el ambiente (Mason , 1976 citado por Folkman, 2011).

El modelo en el que se basa este estudio es el definido por los autores Cohen, Kamarck y Mermelstein (1983) que conceptualizaron el término estrés percibido “como una variable de respuesta, que mide el nivel de estrés experimentado en función de acontecimientos estresantes objetivos, los procesos de afrontamiento y factores de personalidad”(p.3). En otras palabras se enfocan en la percepción subjetiva de este concepto , como una respuesta psicológica ,que se refiere a aspectos emocionales y una fisiológica, referida a aspectos biológicos ante situaciones que ponen en peligro el bienestar de un individuo. Cabe destacar que los autores mencionados al inicio de este párrafo desarrollaron la escala específica denominada PSS-14 (Perceived Stress Scale) ,que se utilizará en este estudio para evaluar en qué grado situaciones cotidianas de la vida son evaluadas como estresores (Remor & Carrobbles, 2001).

1.2. INTELIGENCIA EMOCIONAL

El origen del concepto comienza con la inteligencia social en 1920 con Edward L. Thorndike, que se refiere a ella como la capacidad de entender y gestionar en hombres y mujeres, niños y niñas como actuar sabiamente en las relaciones humanas. Sus estudios se basan en el análisis de tres tipos de inteligencia en individuos , a las cuales les llama inteligencia mecánica, inteligencia social, y por último la inteligencia abstracta (Thorndike, 1920).

Otros autores trataron este tema como David Wechsler en su publicación “NON-INTELLECTIVE FACTORS IN GENERAL INTELLIGENCE” en la cual cuestionaba que hasta los mejores test de inteligencia dan como resultado medidas incompletas de la capacidad de los individuos para un comportamiento inteligente (Wechsler, 1943).

Howard Gardner publicó en 1983 su libro titulado Inteligencias múltiples, en el que expone su creencia de que la capacidad cognitiva del hombre quedaría mejor definida como un conjunto de habilidades, talentos o capacidades mentales a las cuales designa inteligencias. En este libro Gardner considera siete inteligencias: inteligencia musical, inteligencia cinético-corporal, inteligencia lógico-matemática, inteligencia lingüística, inteligencia espacial, inteligencia interpersonal y por último la inteligencia intrapersonal (Gardner, 2005).

Pero no fue hasta el año 1985 cuando Wayne Payne mencionó por primera vez el concepto de inteligencia emocional. Después los autores Salovey y Mayer definieron este concepto como un tipo de inteligencia social que implica la capacidad de controlar las emociones

propias y ajenas, de distinguir entre ellas y de utilizar la información para guiar el pensamiento y las acciones (Mayer & Salovey, 1993).

Más tarde David Goleman fue reconocido mundialmente como el precursor de este concepto en 1995 tras la publicación de su libro titulado “Inteligencia Emocional”. En este libro Goleman (1996) define la inteligencia emocional como “un conjunto de habilidades, las más importantes el autocontrol, la perseverancia, el entusiasmo y la capacidad para motivarse a uno mismo”(p.8). Este se basa en el modelo de Mayer y Salovey de 1990 (Goleman, 1996).

Los autores Mayer y Salovey (1997, como se citó en Berrocal & Pacheco, 2005) definen que el modelo de la IE se compone de cuatro habilidades básicas:

La habilidad para percibir, valorar y expresar emociones con exactitud, la habilidad para acceder y/o generar sentimientos que faciliten el pensamiento, la habilidad para comprender emociones, el conocimiento emocional y la habilidad para regular las emociones promoviendo un crecimiento emocional e intelectual(p.68).

1.2.1. DESCRIPCIÓN DIMENSIONES

Basándonos en el modelo de Salovey (1997) las ramas o dimensiones principales de este modelo son:

La **percepción emocional**, “se refiere a la precisión con la que los individuos pueden identificar las emociones y el contenido emocional” (Salovey, 1997, p.10). En resumen, la habilidad de reconocer y entender tanto las emociones propias como las de los demás, lo cual requiere percibir y descifrar de manera precisa los indicios emocionales que se expresan de manera física, por ejemplo, en la cara, el cuerpo y la expresión de la voz. Además, también se refiere a la capacidad de distinguir con precisión la franqueza y honradez de las emociones que expresan los demás (Berrocal & Pacheco, 2005).

La habilidad de facilitación o **asimilación emocional** “se refiere a la emoción que actúa sobre la inteligencia; describe los acontecimientos emocionales que ayudan al procesamiento intelectual” (Salovey, 1997, p.12). Esta habilidad se enfoca en cómo las emociones repercuten al sistema cognitivo y cómo los estados emocionales afectivos favorecen en la toma de decisiones. Además, ayuda a primar nuestros procesos cognitivos fundamentales, enfocando nuestra atención en lo que es realmente importante. Según los estados emocionales, los puntos de vista de los problemas varían, incluso promoviendo nuestro pensamiento creativo. En conclusión, esta habilidad sugiere que las emociones actúan de manera positiva en nuestro razonamiento y en la forma en que procesamos la información (Berrocal & Pacheco, 2005).

La **comprensión emocional** “se refiere a la capacidad de comprender las emociones y utilizar el conocimiento emocional” (Salovey, 1997, p.13). También, implica una actividad que se enfoca tanto en prever como en recordar las causas subyacentes del estado emocional y las posibles consecuencias de nuestros actos. De manera similar, la comprensión emocional conlleva saber cómo se asocian los distintos estados emocionales para evocar emociones secundarias conocidas. (Berrocal & Pacheco, 2005)

Según Salovey (1997) la **regulación emocional** “se refiere a la regulación consciente de las emociones para mejorar el crecimiento emocional e intelectual” (p.14) Esta dimensión incluye la habilidad de abrirse y reflexionar sobre las emociones positivas y negativas, desestimando o utilizando en beneficio la información que las acompaña. Adicionalmente

incluye la capacidad de controlar las emociones propias y de los demás, regulando las emociones negativas y potenciando las positivas. (Berrocal & Pacheco, 2005)

1.3. OBJETIVOS

El **objetivo principal** del estudio es determinar la asociación entre la inteligencia emocional y estrés en estudiantes universitarios desde una perspectiva multivariante.

Los **objetivos secundarios** del estudio son:

- Hacer una revisión bibliográfica para proceder a una recogida de información de el estrés y la inteligencia emocional además de las técnicas estadísticas multivariantes aplicadas.
- Realizar trabajo de campo para elaborar un cuestionario conjunto para analizar ambos constructos y obtener información sociodemográfica de la muestra con su posterior aplicación y recogida de datos.
- Constatar que el cuestionario TMMS-24 sea un instrumento valido y fiable.
- Comprobar que el cuestionario PSS-14 sea un instrumento valido y fiable.
- Calcular las puntuaciones de los individuos para cada dimensión de ambos cuestionarios para clasificarlos según su sexo.
- Observar las relaciones entre las puntuaciones de las dimensiones de ambos cuestionarios mediante la técnica estadística regresión lineal múltiple.

2. MATERIAL Y MÉTODOS

2.1. UNIDAD ESTADÍSTICA OBJETO DE ESTUDIO

Esta investigación se dirige a la población de estudiantes universitarios de grado en la Universidad de Salamanca (n=300), matriculados en el curso 2022-2023.

2.2. RECODIGA DE DATOS

La recogida de datos se realizó mediante la plataforma Google Forms, a través de un enlace acompañado por un breve texto compuesto por una explicación del cuestionario a realizar y el enlace al mismo.

Este cuestionario fue difundido a través de diferentes medios:

- Online:
 - Vía WhatsApp.
 - Vía Instagram, de las diversas facultades y entidades relacionadas con la Universidad de Salamanca.
 - Colocación de códigos QR en bibliotecas de distintas facultades.
- Presencial:
 - Recogida en persona, en la puerta de las facultades y bibliotecas mostrando un código QR, para que los posibles participantes lo escaneasen con el fin de obtener más respuestas.

2.3. INSTRUMENTO DE MEDIDA

El instrumento se realizó en Google forms, se compone de 49 ítems, podría decirse que este está compuesto por cuatro secciones distintas bien diferenciadas:

La primera se informa de que se trata el cuestionario, el número de preguntas que constan, el tiempo aproximado que se tarda en realizarlo, el carácter anónimo de la investigación y por último el agradecimiento de ante mano a todos los participantes.

La segunda consta de 11 preguntas de carácter sociodemográfico para obtener un poco más de información sobre los individuos y poder clasificarlos, agrupándolas por tipo de respuestas, de respuesta múltiple se tiene el sexo, curso al que pertenecen, rama del conocimiento a la que pertenece, con quien vive y tipo de jornada laboral, de respuesta libre tenemos la variable edad, comunidad autónoma de origen, nombre específico del grado y por ultimo de respuesta dicotómica se tienen las variables ¿Comparte habitación?, ¿Compagina estudios con trabajo? y ¿Tiene un horario de sueño regulado?

La tercera y cuarta están formadas por los cuestionarios Trait Meta-Mood Scale (TMMS-24) y el Perceived Stress Scale (PSS-14) respectivamente.

2.3.1. CUESTIONARIO DEL ESTRÉS (PSS-14)

El cuestionario utilizado para medir el estrés percibido en la presente investigación es el cuestionario Perceived Stress Scale diseñado por los autores Cohen et al. (1983). La versión extendida consta de 14 ítems (PSS-14), aunque existe una versión reducida de 10 ítems que fue propuesta cinco años después. Este instrumento pretende medir el grado en que las situaciones de la vida se califican como estresantes de una manera global y los ítems estiman el grado en el que los sujetos consideran que la vida es inestable, difícil de predecir o desbordante (Cohen et al., 1983; Remor, 2006).

Existe una versión en Español de 14 ítems que pueden desglosarse en dos dimensiones, una en sentido positivo y otra en negativo, cada una de ellas con 7 ítems (Remor, 2006):

- Dimensión positiva (Ítems 4,5,6,7,9,10,13)
- Dimensión negativa (Ítems 1,2,3,8,11,12,14)

El tipo de respuesta es del tipo Likert comprendida entre 0 = Nunca, 1 = Casi nunca, 2 = De vez en cuando, 3 = A menudo y 4 = Muy a menudo. La puntuación total del cuestionario se calcula invirtiendo los ítems de la dimensión positiva y posteriormente procediendo a la suma de las puntuaciones obtenidas en cada ítem (Remor, 2006). En la siguiente tabla se muestra como se clasifica la puntuación de la escala:

Tabla 1

Clasificación de la puntuación de la escala PSS-14

Puntuación	Interpretación
0-14	Casi nunca está estresado
15-28	De vez en cuando está estresado
29-42	A menudo está estresado
43-56	Muy a menudo está estresado

Analizando distintos artículos de la aplicación del PSS-14 en distintas muestras, se obtienen resultados muy similares de consistencia interna del test (Alpha de Cronbach) desde 0,83 a 0,89. (Cohen et al., 1983; Mitchell et al., 2008; Ramírez & Hernández, 2007; Remor, 2006)

2.3.2. CUESTIONARIO INTELIGENCIA EMOCIONAL (TMMS-24)

Existen distintos instrumentos de medida para evaluar la inteligencia emocional. El Trait Meta-Mood Scale (TMMS), es uno de los cuestionarios más utilizados en investigación de la IE, está compuesto originalmente por 48 ítems (Salovey et al., 1995). Este cuestionario dispone de una adaptación al español, con una versión reducida de los ítems (TMMS-24) que

se compone de tres dimensiones, cada una de ellas compuesta por 8 ítems (Fernandez-Berrocal et al., 2004):

- Atención emocional (Ítems 1,2,3,4,5,6,7,8)
- Claridad emocional (Ítems 9,10,11,12,13,14,15,16)
- Reparación emocional (Ítems 17,18,19,20,21,22,23,24)

Las preguntas del cuestionario evalúan el grado de acuerdo y desacuerdo del sujeto con cada uno de los ítems, utilizando una escala de tipo Likert de 5 puntos, que va desde (1=Nada de acuerdo) hasta (5=Totalmente de acuerdo). La fiabilidad de cada dimensión es : Atención emocional($\alpha=0,90$), Claridad emocional($\alpha=0,90$) y reparación emocional($\alpha=0,86$). Las correlaciones test-retest con unos valores de : Atención emocional($r=0,60$) , Claridad emocional ($r=0,70$) y Reparación emocional ($r=0,83$) (Fernandez-Berrocal et al., 2004).

Todos los ítems están en una misma dirección en la adaptación española, eso significa, que no se tiene que realizar ninguna modificación.

Para calcular la puntuación de cada individuo, hay que sumar las puntuaciones de los ítems de cada dimensión. La clasificación de los resultados diferencia hombres y mujeres en cada una de las dimensiones. (**Tabla 2**)

Tabla 2

Puntuaciones de la prueba TMMS-24 por dimensión

Hombre	Mujer
<i>Puntuación Dimensión Percepción emocional</i>	
Debe mejorar su percepción: presta poca atención =< 21	Debe mejorar su percepción: presta poca atención =< 24
Adecuada percepción 22 a 32	Adecuada percepción 25 a 35
Debe mejorar su percepción: presta demasiada atención >= 33	Debe mejorar su percepción: presta demasiada atención >= 36
<i>Puntuación Dimensión Claridad emocional</i>	
Debe mejorar su comprensión < 25	Debe mejorar su comprensión =< 23
Adecuada comprensión 26 a 35	Adecuada comprensión 24 a 34
Excelente comprensión >=36	Excelente comprensión >= 35
<i>Puntuación Dimensión Regulación emocional</i>	
Debe mejorar su regulación =< 23	Debe mejorar su regulación =< 23
Adecuada regulación 24 a 35	Adecuada regulación 24 a 34
Excelente regulación >= 36	Excelente regulación >= 35

3. METODOLOGÍA

3.1. ANÁLISIS ESTADÍSTICO Y SOFTWARE

En esta sección se abordará los programas empleados en cada etapa del estudio. Se han utilizado un total de cuatro programas que se han ido seleccionando a interés del investigador. El análisis estadístico se divide en 4 partes:

- Análisis descriptivo: Se empleó Excel para realizar los gráficos y SPSS y Jamovi para obtener las frecuencias y los estadísticos.
- Análisis Factorial Exploratorio: Se empleó Jamovi y SPSS.
- Análisis Factorial Confirmatorio: Se utilizaron los programas Jamovi y Amos y R studio.
- Fiabilidad: Se utilizaron los programas SPSS y Jamovi.
- Regresión lineal múltiple: Se empleó la aplicación SPSS y Jamovi.

3.2. LIMPIEZA Y PREPARACIÓN DE LA BASE DE DATOS

Cuando se realiza un estudio la limpieza o depuración de los datos es necesaria, para evaluar si nuestra base de datos contiene datos introducidos incorrectamente, valores atípicos, datos faltantes o datos que simplemente son irrelevantes o están duplicados. Es fundamental que los datos se caractericen por su precisión y relevancia.

Al finalizar el proceso de la limpieza de la base de datos y comprobar que no se dan los casos mencionados anteriormente se procede a la recodificación o modificación de las variables utilizadas en el estudio. En este caso se recodificaron las variables sociodemográficas dicotómicas con los valores 1 y 2, las variables sociodemográficas cualitativas con sus respectivas categorías numerando desde el 1, las variables que se corresponden con los ítems del cuestionario TMMS-24 se recodificaron con valores que van desde el 1 al 5 y por último los ítems del cuestionario PSS-14 que se recodificaron en valores desde 0 a 4.

3.3. ANÁLISIS EXPLORATORIO DE LOS DATOS

El análisis exploratorio o descriptivo de los datos tiene como finalidad principal el estudio desde el punto de vista estadístico de las variables que forman parte de la investigación.

Se toma un acercamiento distinto según sea el tipo de variable a estudiar. Para las variables cualitativas, sean del tipo ordinal o categóricas se construye una tabla de frecuencias, en la que se muestran las categorías que forman la variable con las frecuencias observadas para cada caso. Para analizar estos resultados de manera gráfica se utilizan gráficos de barras o de sectores. Además, se calculan los estadísticos descriptivos. En el caso de variables continuas únicamente se calculan los estadísticos descriptivos principales que son:

- La media, es suma de todos los valores entre el número total de valores:

$$\bar{x} = 1/N \cdot \sum_{i=1}^N x_i$$

Donde:

$\bar{X}$ = media aritmética

N = nº de datos observados

x_i = iésimo dato, observación número i de la variable X

- La moda, se corresponde con el dato de mayor frecuencia
- La mediana, es el puntaje medio ordenado
- La desviación típica, es una medida de dispersión, esta nos muestra lo cerca o lejos se encuentran los valores con relación a la media:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_i^n (x_i - \bar{X})^2}{N}}$$

Donde:

σ = desviación típica

N = nº de datos observados

x_i = iésimo dato, observación numero i de la variable X

$\bar{X}$ = media aritmética

- Rango Intercuartílico (IQR), es la diferencia entre el tercer y primer cuartil de los datos. Un cuartil en estadística se refiere a una serie de valores que tienen la cualidad de dividir un conjunto de datos en cuatro partes iguales.

$$IQR = Q_3 - Q_1$$

Donde:

IQR = rango intercuartílico

Q_3 = tercer cuartil

Q_1 = primer cuartil

Por último, el cálculo de la puntuación de los individuos en las dimensiones de los cuestionarios aplicados, en este caso el TMMS-24 y PSS-14.

3.4. ANÁLISIS DE DEPENDENCIA DE VARIABLES

Para el análisis de dependencia entre variables cualitativas o categóricas, puede realizarse mediante tablas de contingencia. Los datos se representan en una tabla de frecuencias y el estadístico de contraste utilizado es el Chi-cuadrado (X^2) (López-Roldán & Fachelli, 2015).

La tabla de contingencia bidimensional se construye de la siguiente manera:

	Y_1	Y_2	Y_3	Y_j
X_1	f_{11}	f_{12}	f_{13}	$f_{1.}$
X_2	f_{21}	f_{22}	f_{23}	$f_{2.}$
X_i	f_{i1}	f_{i2}	f_{i3}	$f_{i.}$
	$f_{.1}$	$f_{.2}$	$f_{.3}$	$f_{..}$

Donde

X_i Categoría i de la variable X

Y_j Categoría j de la variable Y

$f_{i.}$ Total fila (I = Nº de filas)

$f_{.i}$ Total columna (J = Nº de columnas)

$f_{..}$ Total, global

Para el contraste de las hipótesis de la asociación de las variables se realiza con el estadístico de contraste X^2 de Pearson (López-Roldán & Fachelli, 2015). Se procede a la formulación de las hipótesis:

- H0: Las variables son independientes
- H1: Las variables son dependientes

Después se calcula el valor del estadístico con la formula:

$$X^2 = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \frac{(f_{oij} - f_{eij})^2}{f_{eij}}$$

Siendo:

f_{oij} frecuencia observada para la ij-ésima celda

f_{eij} frecuencia esperada para la ij-ésima celda

(nº de filas -1) x (nº de columnas -1) o (I-1) (J-1) grados de libertad

Se rechazar la H0 si el X^2 experimental es mayor que el X^2 crítico o si el p-valor es menor que 0,05. Esta técnica permite comprobar si hay relación entre las variables, pero no indica nada sobre la fuerza de su relación, para ello se utiliza el coeficiente de contingencia, se calcula (de la Fuente, 2016):

$$CC = \sqrt{\frac{X^2}{n + X^2}}$$

3.5. ESTUDIO DE VALIDEZ DE LOS CUESTIONARIOS

La validez de un instrumento de medida se refiere a la comprobación de que el instrumento mide el atributo que pretende medir. De otra manera, la precisión de la medida. Para estudiar la validez de un test, debemos centrarnos en los aspectos de validez más relevantes : la validez de constructo, validez de criterio y validez de contenido (Argibay, 2006).

- **Validez de contenido:** Cuando construimos una prueba, seleccionamos un número de ítems que se cree que son representativos del campo conductual. Según Cronbach y Meeh (1955) “La validez de contenido suele establecerse deductivamente, definiendo un universo de ítems y realizando un muestreo sistemático dentro de este universo para establecer la prueba” (p.175). Se suele utilizar la prueba de evaluación entre jueces.
- **Validez de criterio:** ésta es comprobada a través de un criterio externo. Se establece una variable de interés o también llamada de criterio y se hacen inferencias con las puntuaciones obtenidas en test (Tovar, sf). Existen dos tipos de validez de criterio y se distinguen según la temporización de la prueba.
 - Concurrente: cuando analizamos la relación de las puntuaciones de una prueba con la variable de interés o de criterio al mismo tiempo.
 - Predictiva: cuando investigamos la relación de las puntuaciones de una prueba con la variable criterio en un tiempo futuro.

- $$\text{Validez Total} = \text{Validez de contenido} + \text{Validez de criterio} + \text{Validez de constructo}$$

El AF es una de las técnicas estadísticas más utilizadas para evaluar la validez de contenido. Fue gracias al trabajo de distintos autores como Pearson (1901), Spearman (1904), Thurstone (1930) que se aplicó al ámbito cognitivo y posteriormente con otros autores como Sthephenson, Hotelling, Meili cuando se amplió a numerosos ámbitos como la biología, medicina, psicología, toma de decisiones...

$$\begin{aligned} X_1 &= a_{11}F_1 + a_{12}F_2 + \cdots a_{1q}F_q + d_1U_1 \\ X_2 &= a_{21}F_1 + a_{22}F_2 + \cdots a_{2q}F_q + d_2U_2 \\ &\dots\dots\dots \\ X_p &= a_{p1}F_1 + a_{p2}F_2 + \cdots a_{pq}F_q + d_pU_p \end{aligned}$$

Factores únicos $U_1, \dots, U_p$

Suponemos:

- $q < p$
- Los factores $q+p$ son variables no correlacionadas o incorreladas.

También se parte del supuesto de que las variables observadas y los factores se encuentran centrados y estandarizados:

$$E[X_i] = E[F_j] = E[U_i] = 0$$

$$Var[X_i] = Var[F_j] = Var[U_i] = 1$$

Donde:

$$i = 1, \dots, p \quad y \quad j = 1, \dots, q$$

Además de lo supuestos que se deben cumplir respecto a la correlación de los factores:

- Los factores comunes están incorrelados dos a dos al igual que los factores únicos.
 - $cor(F_i, F_j) = 0 \quad i \neq j = 1, \dots, m.$
 - $cor(U_i, U_j) = 0 \quad i \neq j = 1, \dots, p.$
- Incorrelación entre los factores comunes y únicos.
 - $cor(F_i, U_j) = 0 \quad i = 1, \dots, m, \quad j = 1, \dots, p.$
- Todos los factores siguen una distribución normal $N(0,1)$

El modelo factorial en forma matricial puede expresarse de la siguiente forma:

$$X = AF + DU$$

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1q} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2q} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{p1} & a_{p2} & a_{p3} & a_{pq} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \dots \\ f_q \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} d_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & d_2 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & d_i \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \dots \\ u_p \end{pmatrix}$$

Donde:

Los coeficientes a_{ij} se les denomina saturaciones de la variable X_i en el factor F_j

Al estar los factores y variables estandarizados, la varianza queda definida como:

$$Var(X_i) = a_{i1}^2 Var(F_1) + \dots + a_{iq}^2 Var(F_q) + d_i^2 Var(U_i)$$

De donde:

$$1 = a_{i1}^2 + \dots + a_{iq}^2 + d_i^2$$

De la anterior ecuación podemos deducir que a los coeficientes a_{ij}^2 se les denomina contribución del factor F_j a la variabilidad de X_i y los coeficientes d_i^2 se refieren a la

contribución del factor único, unicidad. Se llama comunalidad a la suma de las contribuciones de todos los factores comunes:

$$h_i^2 = a_{i1}^2 + \dots + a_{iq}^2$$

De donde :

$$1 = h_i^2 + d_i^2, i = 1, \dots, p$$

Concluimos, por tanto, que la variabilidad es la suma de su comunalidad más su unicidad.

El análisis factorial (AF) obtiene los factores comunes a partir de la matriz de correlaciones entre las variables observadas:

$$R = AA' + D^2$$

Donde:

A matriz de coeficientes de a_{ij}

D matriz diagonal de las unicidades d_i^2

$$R = \begin{pmatrix} 1 & r_{12} & \dots & r_{1p} \\ r_{21} & 1 & \dots & r_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{p1} & r_{p2} & \dots & 1 \end{pmatrix}$$

La matriz de correlaciones reducida se obtiene sustituyendo los unos de la diagonal por las comunalidades. Contiene la comunalidad y las correlaciones entre las variables observadas fuera de la diagonal. Su ecuación es la siguiente:

$$R^* = AA'$$

$$R^* = \begin{pmatrix} h_1^2 & r_{12} & \dots & r_{1p} \\ r_{21} & h_2^2 & \dots & r_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{p1} & r_{p2} & \dots & h_p^2 \end{pmatrix}$$

Debido a que las comunalidades dependen de las saturaciones, y solo pueden conocerse después de estimarlas, el cálculo de la matriz de correlaciones reducida no es tan sencillo.

3.5.1.1. ANÁLISIS FACTORIAL EXPLORATORIO

El análisis factorial exploratorio es una técnica que se utiliza en los casos en los que el investigador tiene cierto conocimiento y comprensión respecto a las variables que se pretenden medir, y en consecuencia, está en condiciones de plantear una hipótesis que especifica algunos de los factores involucrados en el estudio (Jöreskog, 1969).

Definido de una manera más sencilla y como se ha mencionado previamente, en el AFE se desconoce el número de factores a extraer a priori y es mediante la aplicación de la técnica cuando se fija o establece este número.

Antes de aplicar este método es necesario comprobar la adecuación muestral, para ello se comprueban una serie de supuestos:

- Prueba de esfericidad de Bartlett:
 - Hipótesis de partida:
 - H_0 : La matriz de correlaciones es igual a la identidad
 - H_1 : La matriz de correlaciones no es igual a la identidad
 - Estadístico:

$$X^2 = -\left(n - 1 - \frac{2p + 5}{6}\right) \ln|R|$$

Donde

n = tamaño muestral

p = número de variables

$\ln$ = logaritmo neperiano

R = matriz de correlaciones

X^2 con $[p(p - 1)/2]$ grados de libertad

Si el p-valor es menor que el nivel de significación, se rechaza la hipótesis nula, eso quiere decir, que se puede aplicar la técnica.

- Prueba de Kaiser-Meyer-Olkin : estudia la idoneidad de los datos con un valor que oscila entre 0 y 1. Cuanto mayor sea el valor mejor será la adecuación del modelo. (Kaiser, 1974)

$$KMO = \frac{\sum_{j \neq i} \sum_{i \neq j} r_{ij}^2}{\sum_{j \neq i} \sum_{i \neq j} r_{ij}^2 + \sum_{j \neq i} \sum_{i \neq j} r_{ij(p)}^2}$$

Donde:

r_{ij}^2 coeficiente de correlación parcial entre X_i e X_j eliminando la influencia de otras variables.

Tabla 3*Interpretación coeficiente KMO*

KMO	Resultado
$KMO < 0,5$	Inaceptable
$0,5 \leq KMO < 0,6$	Pobre
$0,6 \leq KMO < 0,8$	Regular
$0,8 \leq KMO \leq 1$	Meritorio

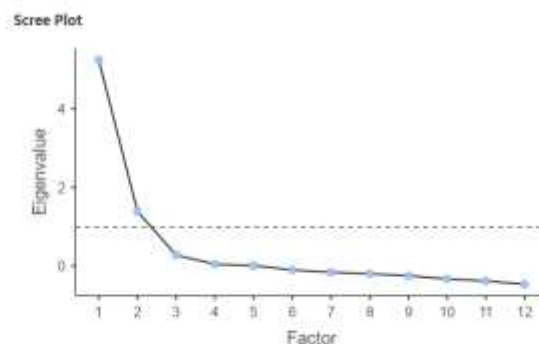
Nota. Fuente: (Martínez & Rondon, 2012)

Posterior a la aplicación de las pruebas para comprobar los supuestos, seleccionamos el método de extracción de los factores deseado. Los métodos principales de extracción son: método de las componentes principales, método del factor principal y máxima verosimilitud.

El método seleccionado para este estudio es el de máxima verosimilitud, este asume una distribución normal multivariada con ausencia de casos atípicos, se considera uno de los métodos más robustos en el análisis factorial. Según López-Aguado y Gutiérrez-Provecho (2019) “proporciona las estimaciones de los parámetros que con mayor probabilidad ha producido la matriz de correlaciones observada, si la muestra procede de una distribución normal multivariada”(p.8).

El siguiente paso en la aplicación del AFE es la determinación del número de factores óptimo, hay diversas técnicas:

- Valores propios mayor a 1, es decir, el número de factores a extraer depende del número de valores propios mayor a 1 (Gutman-Kaiser 1953).
- Regla de 75% de la varianza, se seleccionan los factores necesarios para conseguir una absorción de inercia mayor o igual a 75%.
- La regla del codo o también llamada scree-plot, es el método más utilizado (Cattell 1966). Se basa en una representación gráfica que nos permite representar en un orden descendente todos los valores propios y trazar una recta sobre los valores propios más bajos y quedarían retenidos los autovalores que se encuentre por encima de la recta. Pongamos un ejemplo:

Figura 1*Scree plot del análisis factorial exploratorio*

Si se observa la **Figura 1** se puede apreciar que los autovalores se encuentran en el eje vertical (eje de ordenadas) y los factores en el horizontal (eje de abscisas). En este caso en concreto se retendrían dos factores que serían los que se encuentran por encima de la línea trazada, es decir los autovalores mayores que 1. (Pérez & Medrano, 2010).

Partiendo de la solución que nos proporciona el programa que se haya seleccionado se procede a aplicar un método de rotación a la matriz factorial para así facilitar su interpretación. Si obtenemos como resultado un modelo de más de un factor, no se podría determinar una solución única. A lo largo del tiempo se han desarrollado diversas técnicas de rotación que tienen como finalidad lo que ya se ha mencionado anteriormente que es una estructura más sencilla. Existen dos tipos de rotación: la ortogonal que proporciona unos factores incorrelados y la oblicua que no considera la ortogonalidad, es decir, que los factores están relacionados. (Fabrigar et al., 1999) En el presente estudio se aplica una rotación ortogonal, dentro de este grupo se encuentran la rotación Varimax (Kaiser, 1968) que se podría decir que es la más utilizada dentro de su grupo y Quartimax. Definiremos cada una de ellas:

- Varimax: se realiza una transformación de la matriz factorial hasta conseguir que la solución verifique la maximización de la suma de las simplicidades.
- Quartimax (Carroll, 1953): encuentra la matriz factorial de manera que la curtosis de los cuadrados de las saturaciones sea máxima.

La rotación seleccionada para este estudio es la Varimax, busca reestructurar la varianza en la matriz de cargas, buscando una aproximación a 1 y -1 en cargas altas y 0 en cargas bajas. (Suárez, 2007)

3.5.1.2. ANÁLISIS FACTORIAL CONFIRMATORIO

Después de aplicar el AFE, se procede a aplicar el AFC, para así comprobar la estructura factorial teórica propuesta por los autores. Esta técnica supone que las variables observadas se explican mediante la combinación lineal de variables latentes o factores, que están sujetas a diversas restricciones. Se puede representar mediante un conjunto de ecuaciones de regresión de tal manera que, p variables observadas y m variables latentes:

$$\begin{aligned} x_1 &= \lambda_{11}^x F_1 + \lambda_{12}^x F_2 + \dots + \lambda_{1j}^x F_j + e_1 \\ x_2 &= \lambda_{21}^x F_1 + \lambda_{22}^x F_2 + \dots + \lambda_{2j}^x F_j + e_2 \\ x_3 &= \lambda_{31}^x F_1 + \lambda_{32}^x F_2 + \dots + \lambda_{3j}^x F_j + e_3 \\ &\vdots \\ x_i &= \lambda_{i1}^x F_1 + \lambda_{i2}^x F_2 + \dots + \lambda_{ij}^x F_j + e_i \end{aligned} \quad (1)$$

Donde:

F_j variables latentes y x_i variables observadas

λ_{ij}^x es el coeficiente de regresión de la variable x_i sobre la variable latente F_j

e_i es el error asociado a la regresión x_i

Las ecuaciones planteadas anteriormente (1) quedarían agrupadas en la siguiente representación matricial:

$$x = AF + \varepsilon \quad (2)$$

Donde:

x vector de p variables independientes observadas ($p \times 1$)

F vector de variables latentes ($m \times 1$)

A matriz de coeficientes de regresión de x_i (variables observables) sobre F_j (variables latentes) ($p \times m$)

ε vector de p errores

Para la aplicación del método de máxima verosimilitud, se asume que $E(F) = E(\varepsilon) = 0$, $E(FF') = \Phi$ y $E(\varepsilon\varepsilon') = \psi$ una matriz diagonal, de la ecuación anterior (2) podemos deducir que la matriz de dispersión de x es la siguiente forma:

$$\Sigma = AA' + V$$

El logaritmo de la función de máxima verosimilitud viene dado por:

$$\log L = -\frac{1}{2}n[\log|\Sigma| + \text{tr}(S\Sigma^{-1})]$$

Dado lo anterior se puede tener en cuenta la función de discrepancia de máxima verosimilitud, que indica que las variables observadas proceden de una distribución multinomial con matriz de varianzas (Σ). Teniendo en cuenta que la búsqueda de una matriz $\hat{\Sigma}$ que se parezca lo máximo posible a la matriz de covarianzas muestral (S) (Rojas-Torres, 2020).

$$F(A, V) = \log|\Sigma| + \text{tr}(S\Sigma^{-1}) - \log|S| - p$$

Dadas las formulas anteriores concluimos que la maximización del logaritmo L es equivalente a minimizar F (Jöreskog, 1969). Las derivadas de orden 1 vienen dadas por las ecuaciones derivadas:

$$\frac{\partial F}{\partial A} = 2\Sigma^{-1}(\Sigma - S)\Sigma^{-1}A$$

$$\frac{\partial F}{\partial V} = \text{diag}(\Sigma^{-1}(\Sigma - S)\Sigma^{-1})$$

Realizando los cálculos para obtener las ecuaciones para la estimación de A y V , se tiene:

$$\Sigma^{-1}(\Sigma - S)\Sigma^{-1}A = 0, \text{diag}(\Sigma^{-1}(\Sigma - S)\Sigma^{-1}) = 0$$

$\Sigma = AA' + V$, entonces $A'V^{-1}A$ es diagonal

Las ecuaciones anteriores no proporcionan una solución explícita, pero existe la posibilidad de encontrar una solución mediante la utilización de métodos interactivos.

Para comprobar la adecuación del modelo AFC se analizan una serie de resultados denominados índices de ajuste. En primer lugar, se tratarán los distintos tipos:

- Índices absolutos de ajuste : son los índices de ajuste global del modelo , Chen (2007, como se citó en Jordan Muiños , 2021) nos dice que “indica en que grado el modelo observado en la matriz de covarianza iguala a la matriz de covarianza del modelo implícito; mientras menor sea el resultado, mejor ajusta el modelo”. Esta medida indica lo cerca que esta el modelo de ser perfecto. Entre ellos:
 - X^2 , se basa en la formulación de dos hipótesis, la H_0 : no existen diferencias entre las matrices observadas y estimadas, mientras que la H_1 : existen diferencias entre la matriz observada y estimada. Para que el ajuste del modelo sea bueno se busca aceptar la hipótesis nula ($p\text{-valor} > 0,05$). Cabe destacar que es sensible al tamaño de la muestra , es necesario contrastar el resultado obtenido con otras medidas de ajuste.(Fernández Pulido, 2008). Para el calculo mediante el método ML (máxima verosimilitud), es de la siguiente forma:

$$X^2 = F_{ML}(N - 1)$$

- RMSEA (Root Mean Square Error of Approximation), este índice corrige la complejidad del modelo, se le denomina error de aproximación por que proporciona hasta que punto el modelo se ajusta adecuadamente.(Brown,Timothy A., 2006) .Este índice es mas preciso que el SMSR para muestras de tamaño grande .

$$RMSEA = \sqrt{\min \left\{ \frac{(X^2 - df)}{(N - 1)}, 0 \right\} / df}$$

- SMSR (Standarized Root Mean-Square), basado en las covarianzas residuales, es la media absoluta de todas las diferencias entre las correlaciones observadas y las correlaciones predichas en el modelo (Rojas-Torres, 2018).

$$SRMR = \sqrt{2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^i (s_{ij} - \hat{\sigma}_{ij})^2 / [n(n + 1)]}$$

- GFI (Goodness of fit index), esta medida no tiene en cuenta los grados de libertad (Fernández Pulido, 2008).Para el método de máxima verosimilitud se tiene la siguiente fórmula que fue desarrollada por los autores Jörekog y Sörbom (1984).

$$GFI = 1 - tr(S \hat{\Sigma}^{-1} - I) / tr(S \hat{\Sigma}^{-1})$$

Donde :

$\hat{\Sigma}^{-1}$ es la matriz de covarianzas estimada para las variables observadas derivada de un modelo limitado.

S se define como la matriz de covarianza muestral no restringida, es decir la que se corresponde con un modelo saturado.

$tr()$ se corresponde a la suma de los elementos de la diagonal de la matriz o también llamada traza.

I , la matriz identidad.

- Índice de ajuste incremental: comprueban la mejora del modelo con relación a uno teórico establecido. Algunos de ellos son:

- NFI (Normative fit index): propuesto por los autores Bentler y Bonnet (1980), se emplea para comprobar la función de ajuste del modelo que se propone con la función de ajuste del modelo nulo.

$$NFI = (X_b^2 - X_a^2)/X_b^2$$

Donde:

X_b^2 estadístico del modelo inicial

X_a^2 estadístico del modelo ajustado

- CFI (Comparative fit index): hace una comparativa entre dos modelos factoriales distintos, compara la matriz varianza-covarianzas del modelo propuesto respecto a un modelo independiente.

$$CFI = \frac{1 - \max(X^2 - df, 0)}{\max(X^2 - df, X_0^2 - df_0, 0)}$$

Donde:

X^2 razón de verosimilitud

X_0^2 la razón de verosimilitud ajustada en el modelo nulo

df grados de Libertad

df_0 grados de Libertad para el modelo nulo

- TLI (Tucker-Lewis index), indica la proporción de la varianza total que resulta explicada por el modelo. (Rojas-Torres, 2020)

$$TLI = (X_0^2/df_0 - X^2/df)/(X_0^2/df_0 - 1)$$

Donde:

X^2 razón de verosimilitud

X_0^2 la razón de verosimilitud ajustada en el modelo nulo

df grados de Libertad

df_0 grados de Libertad para el modelo nulo

- Medidas de ajuste de parsimonia: estas medidas establecen relación entre la calidad de ajuste del modelo con el numero de coeficientes estimados necesarios para obtener ese resultado. Algunas de ellas utilizadas son:

- AIC (Akaike Information Criterion): es de formulación y aplicación sencilla. Función propuesta por Akaike (1974).

$$AIC = (-2) \log \text{maxima verosimilitud} + 2(n^\circ \text{ de parametros})$$

- BIC (Bayesian Information Criterion): es un derivado del AIC después de una modificación bayesiana para eliminar la sobreestimación, formulado también por Akaike (1979). Su formula es la siguiente:

$$BIC(k) = \{(-2) \log \text{maxima verosimilitud} + \logaritmo(N)\}k$$

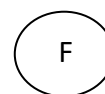
Donde:

N = nº de observaciones total

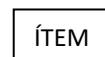
Después de obtener los resultados de cada uno de los índices se debe valorar que indica cada uno de ellos. Respecto a los índices RMSEA y SRMR un valor menor a 0,05 indica un ajuste perfecto, mientras que si el valor está entre 0,05 y 0,08 significa un ajuste razonable. Para los índices de ajuste incremental como NFI, CFI, GFI y TLI los valores oscilan entre 0 y 1, el valor mínimo para considerar el modelo adecuado está entre 0,9 y 0,95 (Hu & Bentler, 1999; Rojas-Torres, 2020; Xia & Yang, 2019). El valor de AIC y BIC se evalúan siendo el modelo con menor valor el que mejor se ajusta.

Por último la representación gráfica del AFC se hace mediante un diagrama de flujo o también llamado en inglés path diagram. Cada elemento dentro del diagrama está representado de una manera específica, en el caso de los resultados obtenidos en este estudio a través del programa AMOS o R-Studio:

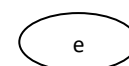
- Las variables latentes o factores se representan por un círculo:



- Las variables observadas por un rectángulo:



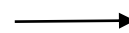
- Los errores de las variables observadas por una elipse:



- La covarianza está representada por una flecha bidimensional:



- Los efectos o saturaciones entre los factores e ítems se representan por una flecha unidimensional:



3.6. FIABILIDAD

En todo estudio que se utilice un instrumento de medida psicométrico, es necesario que dicho instrumento presente fiabilidad o consistencia en la medición. La fiabilidad se define como el grado de precisión de las medidas proporcionadas por el instrumento. (García de Yébenes Prous et al., 2009; Luján Tangarife & Cardona Arias, 2015; Quero Virila, 2010). Existen distintos métodos para estudiar la fiabilidad de un instrumento de medida:

Test-retest: Se aplica la misma prueba dos veces a una misma población, dejando un intervalo de tiempo entre cada aplicación de la prueba o test. Posteriormente se calcula el coeficiente de fiabilidad test-retest o coeficiente de estabilidad analizando las correlaciones entre las puntuaciones obtenidas en ambas aplicaciones de la prueba. El tiempo entre aplicaciones puede suponer un problema, dado a que al dejar pasar demasiado tiempo el fenómeno que se mide puede presentar variaciones o si el tiempo es demasiado corto puede haber un efecto de aprendizaje sobre las respuestas de los individuos (García de Yébenes Prous et al., 2009). Existen tres coeficientes para evaluar la estabilidad a través de este método (Carvajal et al., 2011):

- Coeficiente de correlación de Pearson

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} = \frac{S_{XY}}{\sqrt{S_{XX}S_{YY}}}$$

Donde:

r = Coeficiente de correlación de Pearson

S_{XX} = suma de cuadrados para X

S_{YY} = suma de cuadrados para Y

S_{XY} = producto cruzado

- Coeficiente de correlación de Spearman

$$p_{xx} = 1 - \frac{6 \sum_i d_i^2}{n(n^2) - 1}$$

Donde:

p = Coeficiente de correlación de Spearman

d_i^2 = diferencia entre los dos rangos de cada observación

$n = n^o$ de observaciones

- Coeficiente de correlación intraclase (CCI)

$$C_{CI} = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_s^2 + \sigma_j^2 + \sigma_e^2}$$

Donde:

σ_s^2 = Variabilidad intersujeto (atribuible a las diferencias entre los sujetos, s)

σ_j^2 = Variabilidad intrasujeto (diferencias de las mediciones de un mismo sujeto, j)

σ_e^2 = Variabilidad residual (Variabilidad aleatoria asociada a los errores de medición, e)

El valor del coeficiente de correlación de Pearson y el de Spearman oscila entre -1 y 1. Un valor de 1 significa que la correlación entre ítems es perfecta positiva, un valor igual a 0 quiere decir que no existe correlación y un valor de -1 que la correlación entre ítems es perfecta negativa. Mientras que el CCI varía entre 0 y 1, siendo 0 que no hay fiabilidad y 1 fiabilidad perfecta (Campo-Arias & Oviedo, 2008; Correa-Rojas, 2021).

Formas paralelas: Se desarrollan dos versiones de una prueba que tiene que ser respondidas por los sujetos, los ítems entre uno y otro varían, pero ambos procuran medir lo mismo. A la correlación entre ambas formas se le denomina coeficiente de fiabilidad de formas paralelas o coeficiente de equivalencia. (Cronbach, 1951)

Acuerdo entre jueces: Según los autores Cohen y Swerdlik (2006) que publicaron en su libro Pruebas y evaluación psicológicas la definición de confiabilidad entre jueces como “el grado de acuerdo o consistencia que existe entre dos o más evaluadores” (p.186). Al coeficiente de correlación utilizado para este método se le define como coeficiente de fiabilidad entre jueces.

Consistencia interna: A través de esta medida se comprueba el grado en el que los ítems que componen el constructo de una escala miden lo mismo, además de analizar la homogeneidad de estos. Sólo es necesaria una aplicación.

- **Alpha de Cronbach:** Es el coeficiente más utilizado para el cálculo de medidas de fiabilidad de una escala para datos discretos, fue definido por Cronbach en 1951, para evaluar el grado en que los ítems de un instrumento determinado covarían. Fórmula:

$$\alpha = \frac{K}{K - 1} \left[1 - \frac{\sum V_i}{V_t} \right]$$

Donde:

α = Alpha de Cronbach

K = Nº de ítems

V_i = Varianza de cada ítem

V_t = Varianza del total

Los valores de alfa (α) se encuentran entre 0 y 1, aunque cabe la posibilidad que Alpha de un valor negativo cuando los ítems de una escala se correlacionan de manera negativa, es decir, que la escala contiene ítems en distintas direcciones, por ello se deben recodificar en una misma dirección (Streiner, David L., 2003). Cuanto más cercano a 1, mayor consistencia, si el valor tiende a 0 la correlación entre ítems es nula, lo mismo que decir que son independientes. El valor mínimo teórico que se considera aceptable para este coeficiente es 0,7 y el valor límite recomendado es 0,9 ya que un valor superior puede significar redundancia (Nunnally, 1978; Oviedo & Campo-Arias, 2005).

Tabla 4*Interpretación estadístico Alpha de Cronbach*

Alpha de Cronbach	Consistencia interna
$\alpha < 0,5$	Inaceptable
$0,5 \leq \alpha < 0,6$	Pobre
$0,6 \leq \alpha < 0,7$	Cuestionable
$0,7 \leq \alpha < 0,8$	Aceptable
$0,8 \leq \alpha < 0,9$	Buena
$\alpha > 0,9$	Excelente

Es necesario tener en cuenta que el número de ítems afecta a la consistencia interna, cuanto mayor sea el número de ítems se sobreestimaré el resultado. (Cronbach, 1951)

- **ω de Omega:** Este coeficiente utiliza las cargas factoriales para su cálculo y no depende del número de ítems. Otras ventajas que presenta respecto al coeficiente Alpha es que es menos probable la sobreestimación, además de que si no se cumple el supuesto de equivalencia-tau, el coeficiente omega proporcionara mejor resultado y si este se cumple pueden interpretarse ambos (Dunn et al., 2013). Formula:

$$\omega = \frac{[\sum_{i=1}^i \lambda]^2}{[\sum_{i=1}^i \lambda]^2 + [\sum_{i=1}^i 1 - \lambda_i^2]}$$

Donde:

ω = Coeficiente Omega

λ_i = Carga factorial estandarizada de i

3.7. REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE

La regresión forma parte de un grupo de técnicas estadísticas que analizan las similitudes o disimilitudes a través de cálculos matemáticos, formulando modelos predictivos. (Baños et al., 2019; Montero Granados, 2016). Dentro de este grupo de técnicas se encuentran la regresión lineal simple, regresión lineal múltiple y regresión no lineal, la elección de la técnica será en función a las características que definan sus variables. Se explicará únicamente el análisis de regresión múltiple ya que es la técnica elegida para este estudio, debido a que las variables utilizadas son cuantitativas, discretas (Martínez Miranda, 2004).

Una breve introducción al tipo de variables:

- Variable cualitativa: por definición es aquella variable que define una característica o cualidad y no se puede cuantificar. Dos tipos:
 - Dicotómica: solo se compone de dos valores, el 0 y 1. Donde 1 indica la presencia de la variable en el individuo.
 - Politémica: puede tener tres o mas valores.
- Variable cuantitativa: aquella variable que se expresa de forma numérica y es medible. Dentro de ellas se encuentra dos tipos:

- Discreta: números enteros.
- Continua: números continuos, es decir, van de $-\infty$ a $+\infty$

La principal diferencia entre la regresión lineal simple y la múltiple recae en el número de variables explicativas que se quieran utilizar en el modelo, si son más de una ya se considera una regresión múltiple.

La estructura del modelo de regresión múltiple es del modo:

$$y = f(x_1 \cdots x_k) + \varepsilon$$

La función de regresión lineal múltiple es de la siguiente forma:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_k X_k + u$$

Donde:

Y = variable respuesta (endógena)

$X_1, X_2, \cdots X_k$ = variables explicativas (exógenas)

β_0 = constante (determina el promedio de Y cuando X_k son igual a 0)

β_k = efecto de X_j sobre Y

u = residuos (error del modelo)

Sea una muestra aleatoria:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \cdots + \beta_k X_{ki} + u_i$$

siendo $i=1, 2, 3, \dots, n$

El modelo teórico en forma matricial es el siguiente:

$$Y = X\beta + \varepsilon$$

$$\begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1k} \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{n1} & X_{n2} & \cdots & X_{nk} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_k \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_n \end{pmatrix}$$

Para llevar a cabo esta técnica deben cumplirse ciertos supuestos:

- **Linealidad:** la relación entre las variables estudiadas debe ser lineal. Se evalúa mediante gráficos de regresión parcial entre la variable endógena con cada una de las variables exógenas (Carrasquilla-Batista et al., 2016). ($E(\varepsilon_i) = 0$)
- **Independencia:** que los errores de medición en las variables sean independientes entre ellos. Se evalúa mediante gráficos residuales y el contraste de hipótesis con el estadístico Durbin-Watson cuya hipótesis y estadístico son:
 - H_0 : No hay autocorrelación
 - H_1 : Hay autocorrelación
 - Estadístico:

$$DW = 2(1 - \hat{\rho}) = d$$

Siendo
$$\hat{\rho} = \frac{\sum_{t=2}^n (e_t e_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n e_t^2}$$

Donde:

e_t = residuo en el tiempo t

$$0 \leq DW \leq 4$$

Tabla 5

Interpretación del estadístico Durbin-Watson

Interpretación (DW)		
$\hat{\rho} = -1$	DW = 4	Autocorrelación perfecta negativa
$\hat{\rho} = 0$	DW = 2	Ausencia de autocorrelación
$\hat{\rho} = 1$	DW = 0	Autocorrelación perfecta positiva

- **Homocedasticidad:** varianza constante en los errores. Se observan los gráficos residuales para obtener una conclusión.
- **No multicolinealidad:** independencia lineal de las columnas de X. Se evalúa calculando e interpretando los índices de acondicionamiento y el VIF (Factor de inflación de la varianza) y TOL (Tolerancia) para cada variable:
 - Estadístico VIF:

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2}$$

Donde:

R_j^2 = Coeficiente de correlación múltiple entre la variable X_j y el resto de las variables independientes.

Tabla 6

Interpretación del estadístico Factor de inflación de la varianza

Interpretación (VIF)	
VIF = 1	No hay colinealidad
$1 \leq VIF \leq 5$	Variables correlacionadas moderadamente
VIF > 5	Variables altamente relacionadas

- Estadístico TOL: es el inverso del VIF

$$TOL(j) = \frac{1}{VIF(j)} = 1 - R_j^2$$

- Si $R_j^2 = 0$, $TOL(j)=1$, no existe colinealidad
- Si $R_j^2 = 0$, $TOL(j)=0$, colinealidad perfecta
- **Normalidad:** los residuos de las variables siguen una distribución normal ($\varepsilon_i \in N(0, \sigma^2)$)(Montero Granados, 2016). Se estudia mediante gráficos de normalidad, o histogramas y de manera algebraica mediante la prueba Shapiro-Wilk, sus hipótesis son:
 - H0: Los residuos siguen una distribución normal
 - H1: Los residuos no siguen una distribución normal
 - P-valor>0,05, no se puede rechazar la H0, eso quiere decir que siguen una distribución normal.
- **No presencia de outliers** os valores atípicos. Este supuesto puede comprobarse a través de la distancia Cook, se calcula como:

$$D_i = \frac{(\hat{\beta} - \hat{\beta}_{(i)})'(X'X)(\hat{\beta} - \hat{\beta}_{(i)})}{(ps^2)}$$

Siendo $\hat{\beta}$ y $\hat{\beta}_{(i)}$ estimadores de β con y sin el i-ésimo punto respectivamente y $s^2 = R'R/(n - p)$. Valores superiores a uno indican que el punto tiene fuerte influencia en la estimación de β , es decir que hay presencia de valores atípicos.(Cook, 1979)

Estimación de los parámetros a través del método Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO). Partiendo del modelo teórico, la función de regresión poblacional es:

$$y = X\beta + u$$

del mismo modo la función de regresión muestral de los valores estimados es:

$$\hat{y} = X\hat{\beta}$$

En consecuencia, los residuos estimados son:

$$\hat{u} = y - \hat{y} = X\hat{\beta}$$

Y la suma de residuos al cuadrado se expresa de la siguiente forma:

$$\sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2 = \hat{u}'\hat{u}$$

Se procede a la minimización de la siguiente suma:

$$\hat{u}'\hat{u} = (y - X\hat{\beta})'(y - X\hat{\beta}) = y'y - 2\hat{\beta}'X'y + \hat{\beta}'X'X\hat{\beta}$$

Derivando $\hat{u}'\hat{u}$ respecto a $\hat{\beta}$ es:

$$\begin{aligned} \frac{\partial(\hat{u}'\hat{u})}{\partial \hat{\beta}} &= \frac{\partial(y'y - 2\hat{\beta}'X'y + \hat{\beta}'X'X\hat{\beta})}{\partial \hat{\beta}} = 0 \\ &\rightarrow -2X'y + 2X'X\hat{\beta} = 0 \end{aligned}$$

Concluimos que el estimador MCO, consiste en la resolución de la ecuación:

$$\hat{\beta}_{MCO} = (X'X)^{-1}X'y$$

Donde

$$X'X = \begin{pmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{k1} & X_{k2} & \cdots & X_{kn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & X_{21} & \cdots & X_{k1} \\ 1 & X_{22} & \cdots & X_{k2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & X_{2n} & \cdots & X_{kn} \end{pmatrix} =$$

$$= \begin{pmatrix} n & \sum_{i=1}^n X_{2i} & \cdots & \sum_{i=1}^n X_{ki} \\ \sum_{i=1}^n X_{2i} & \sum_{i=1}^n X_{2i}^2 & \cdots & \sum_{i=1}^n X_{2i}X_{ki} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^n X_{ki} & \sum_{i=1}^n X_{ki}X_{2i} & \cdots & \sum_{i=1}^n X_{ki}^2 \end{pmatrix}$$

El ajuste del modelo se centra en el calculo de R, R-cuadrado y el R-cuadrado corregido. Pero en primer lugar descompondremos la variabilidad:

$$\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 + \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2$$

SCT SCE SCR

Siendo:

SCT: Suma de cuadrados total((n-1) gl.)

SCE: Suma de cuadrados explicada ((k-1) gl.)

SCR: Suma de cuadrados residuales ((n-k) gl.)

Se construye una tabla ANOVA para contrastar la H0 de que las variables exógenas influyen conjuntamente y de forma lineal sobre Y ($\beta_1 = \beta_2 = \cdots \beta_k = 0$), partiendo del supuesto de normalidad de los residuos.

El estadístico R-cuadrado es el coeficiente de determinación, se utiliza para comparar modelos, su valor oscila entre 0 y 1, cuanto mayor sea mejor. Su formula viene dada por la expresión:

$$R^2 = \frac{SCE}{SCT} = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}$$

Una mejor medida es coeficiente de determinación corregido , ya que cuando se añaden más variables al modelo , en consecuencia , los grados de libertad disminuyen y el valor del ajuste se incrementa(Montero Granados, 2016). Su valor siempre es un poco menor que el R-cuadrado simple , pero cabe destacar que ambos tienden a sobreestimar el modelo (Martinez Miranda, 2004).Su expresión es la siguiente:

$$\bar{R}^2 = 1 - \left(\frac{n-1}{n-k} \right) (1 - R^2)$$

Tabla 7

Construcción de la tabla ANOVA

Variación	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	Estadístico F de Snedecor
Explicada	SCE	k-1	SCE/k-1	$F = \frac{SCE/k - 1}{SCR/(n-k)}$
Residual	SCR	n-k	SCR/(n-k)	
Total	SCT	n-1		

Se rechaza H_0 cuando $p\text{-valor} < \alpha$ y cuando $F \leq F_{\alpha; k-1, (n-k)}$

Teniendo en cuenta las definiciones anteriores, y realizando diversas manipulaciones algebraicas, la ecuación para el calculo de la F de Snedecor en términos del coeficiente de determinación(R^2) es:

$$F = \frac{\frac{SCE}{k-1}}{\frac{SCR}{n-k}} \rightarrow F = \frac{R^2/(k-1)}{(1-R^2)/(n-k)}$$

Por ello la tabla ANOVA en función de R^2 se presenta en la siguiente tabla:

Tabla 8

Construcción de la tabla ANOVA en función de R^2

Variación	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Media cuadrática	Estadístico F de Snedecor
Explicada	$R^2 \sum_{i=1}^n y_i^2$	k-1	$R^2 \sum_{i=1}^n y_i^2 / (k-1)$	$F = \frac{R^2/(k-1)}{(1-R^2)/(n-k)}$
Residual	$(1-R^2) \sum_{i=1}^n y_i^2$	n-k	$(1-R^2) \sum_{i=1}^n y_i^2 / (n-k)$	
Total	$\sum_{i=1}^n y_i^2$	n-1		

4. RESULTADOS

4.1 ANALISIS DESCRIPTIVO

La muestra se compone por 300 individuos estudiantes de la Universidad de Salamanca, 216 mujeres (72%) frente a 83 hombres (27,7%) y una persona de genero no definido (0,3%). Las edades están comprendidas desde los 18 hasta los 29 años ($\bar{X}=20,68$, $DE=1,93$). El 21% pertenecen a primer curso, 21,7% al segundo curso, 20,7% al tercero, 28,7% al cuarto, 6% al quinto y un 2% al sexto curso. En cuanto a la rama del conocimiento a la que pertenecen destaca en primer lugar Ciencia Sociales y Jurídicas (31,7%), Ciencias (30,3%), Artes y Humanidades (18,3%), Ciencias de la Salud (13,0%) y por último Ingeniería y Arquitectura (6,7%). Las titulaciones en las que están matriculadas cada uno de los individuos están representado en la **Tabla A2-Tabla A5**.

De total de individuos, se observa que la mayoría conviven con amigos/compañeros de piso (66,7%), le sigue en ámbito familiar (25,7%), solo (5,7%) y la menos frecuente en pareja (2%). Un 93% no comparten habitación frente a un 7% que sí. Por lo general los individuos solo dedican su tiempo a los estudios (93%) mientras que la minoría compagina los estudios con el trabajo (7%).

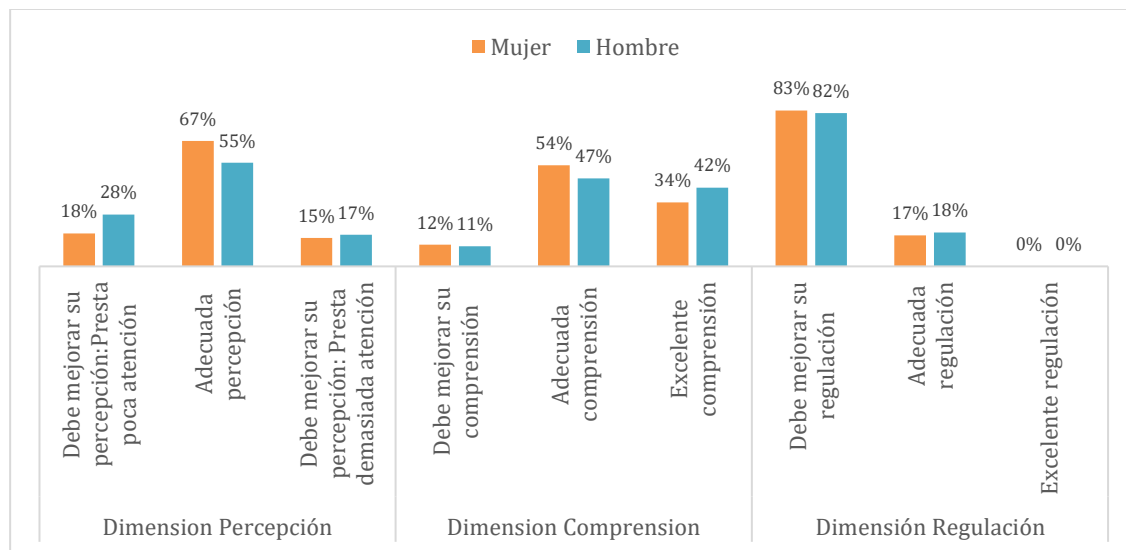
En cuanto al sueño, 169 (56,3%) individuos consideran tenerlo regulado, mientras que 131 (43,7%) individuo no. Por último, respecto a las variables sociodemográficas, la comunidad autónoma de procedencia de los estudiantes con más frecuencia es Castilla y León (58%) representando a más de la mitad de la muestra, seguida por Extremadura (11,7%) y la comunidad con menos representatividad es Murcia (3%).

Con relación al cuestionario TMMS-24, se llevó a cabo un análisis descriptivo de los 24 ítems, calculando así sus medias, desviaciones, medianas y cuartiles. Se obtiene una media de la media de todos los ítems de 3,367, las categorías de la escala Likert más frecuentes son la 3 y la 4 (**Tabla A9**).

Las puntuaciones de cada una de las dimensiones del cuestionario difieren según el sexo del encuestado. En la **Figura 2** podemos observar los porcentajes de las puntuaciones obtenidas en cada una de las dimensiones segmentada por el sexo. Podemos observar que para la dimensión percepción emocional, las mujeres tienen un 67% una adecuada percepción, mayor que el 55% que obtienen los hombres. Respecto a esta dimensión también vemos que un 28% de los hombres deben mejorar su percepción ya que prestan poca atención frente a un 18% que obtuvieron las mujeres. Si nos fijamos en la dimensión comprensión emocional, obtenemos unos valores bastante similares de hombres y mujeres, pero de nuevo las mujeres obtiene un mayor porcentaje en adecuada comprensión (54%), aunque en este caso los hombres superan en un casi 10% en excelente comprensión. Por último, en la dimensión de regulación emocional los resultados son prácticamente iguales, defiriendo en un 1%, la puntuación predomina es que deben mejorar su regulación. En ninguno de los dos sexos hay individuos con una excelente regulación (0%)

Figura 2

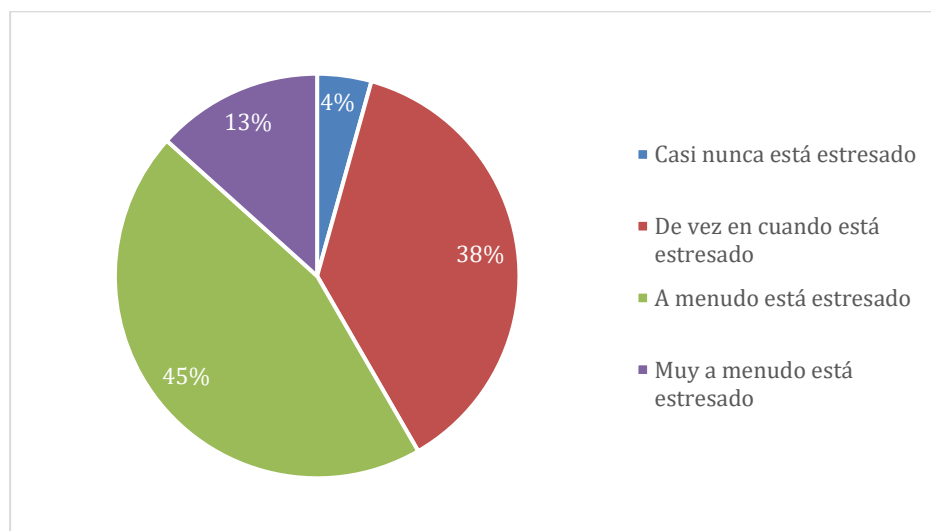
Puntuaciones obtenidas por sexo cuestionario TMMS-24



Respecto al PSS-14 también se llevó a cabo un análisis descriptivo de los 14 ítems, calculando así sus medias, desviaciones, medianas y cuartiles (**Tabla A24**). Se obtuvo una media global de los ítems de 2,198 y las categorías con más frecuencia son la 2 y la 3 que se corresponden a “De vez en cuando” y “A menudo” respectivamente.

Figura 3

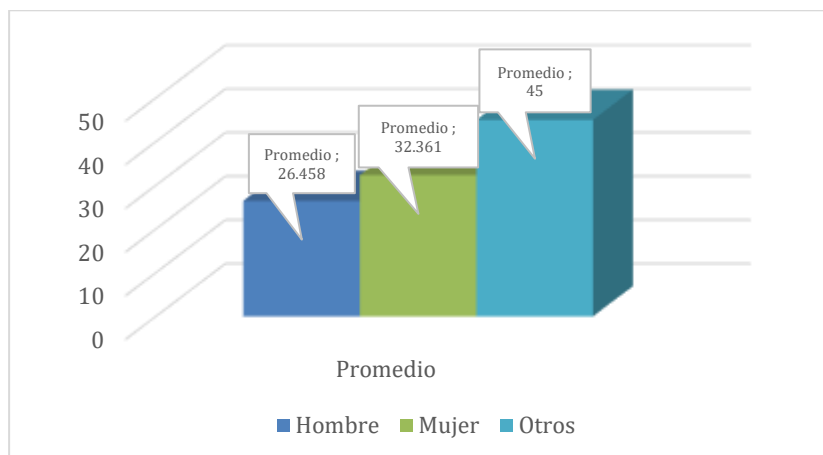
Grafico de sectores de la puntuación global de la muestra en el PSS-14.



Analizando los promedios de las puntuaciones segmentadas por sexo podemos observar que el valor promedio mas alto lo obtiene la categoría de genero no definido, aunque no es un valor representativo ya que solo cuenta con un individuo. A continuación, van las mujeres con un promedio de 32,361 y en último lugar los hombres con un promedio de 26,458. A mayor puntuación un nivel de estrés percibido mayor (**Figura 4**), por lo tanto, se obtiene la conclusión de que los hombres tiene un nivel menor de estrés percibido.

Figura 4

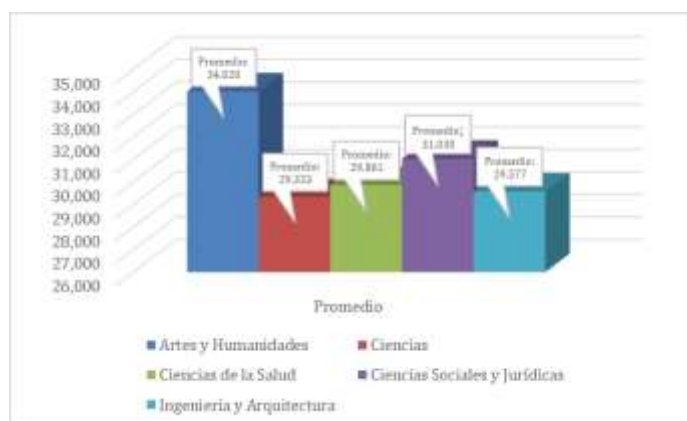
Puntuaciones medias obtenidas en el cuestionario PSS-14 por sexo.



Se comparará ahora la puntuación media obtenida segmentada por la rama del conocimiento a la que pertenecen los individuos. Sí nos fijamos en la **Figura 5**, Artes y Humanidades con una media de 34,020 es la rama con un valor más alto, es decir, los individuos que pertenecen a esta rama de media tienen un mayor nivel de estrés percibido, la siguiente categoría sería Ciencias Sociales y Jurídicas con una media de 31,030 y las tres ultimas ramas obtienen valores muy similares, 29,861, 29,577 y 29,333 perteneciendo a Ciencias de la salud, Ingeniería y arquitectura y Ciencias respectivamente. Al interpretar estos resultados clasificando según el nivel de estrés percibido del individuo, se podría decir que la media en cada una de las categorías obtiene el mismo resultado ya que sus valores están entre 39 y 34, es decir, se corresponden a la categoría a menudo está estresado.

Figura 5

Puntuaciones medias obtenidas por rama del conocimiento en el cuestionario PSS-14



Además, se ha estudiado la relación mediante tablas de contingencia de la variable puntuación PSS-14 con las variables sociodemográficas, Comunidad Autónoma, Curso al que pertenece, Rama del conocimiento, ¿Con quien vive?, ¿Comparte habitación?, ¿Compagina estudios con trabajo? y ¿Tiene un horario de sueño regulado? Los resultados obtenidos (**Tabla A9-Tabla A14**) nos indican que solo hay dos variables significativas, el sexo con un chi-

cuadrado igual a 20,31 y un p-valor =0,002 y la variable ¿Tiene un horario de sueño regulado?, con un chi-cuadrado de 18,270 y un p-valor=0,00 como ambos son significativos, no podemos rechazar la H_0 , eso quiere decir que existe una relación de estas dos variables con la puntuación del cuestionario.

4.2 VALIDEZ DE LOS CUESTIONARIOS

ANÁLISIS FACTORIAL EXPLORATORIO

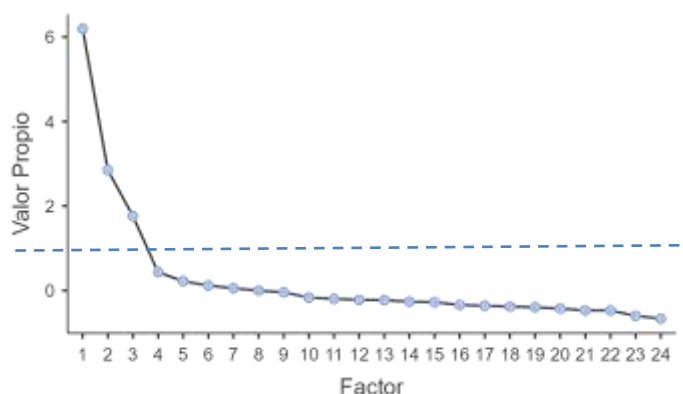
ANÁLISIS FACTORIAL EXPLORATORIO TMMS-14

Para estudiar la validez del cuestionario, se aplica un análisis factorial exploratorio. Para poder utilizar esta técnica es necesario comprobar dos supuestos: el índice KMO que es una medida de adecuación muestral y la prueba de esfericidad de Bartlett la cual contrasta la hipótesis nula de que la matriz de correlaciones es la matriz de identidad. En este estudio se ha obtenido un KMO de 0,887, un valor considerado bueno y un p-valor < 0,001 en la prueba de esfericidad de Bartlett, es decir, se rechaza la hipótesis nula de que la matriz de correlaciones es la identidad.

Una vez se analizamos los dos supuestos y comprobado que nuestra muestra es válida, se lleva a cabo el análisis factorial exploratorio de los datos. El método de extracción de los factores ha sido el de máxima verosimilitud y el número de factores mediante autovalores mayores que 1. Se puede ver de manera gráfica en la **Figura 6** que se corresponde con el scree-plot o gráfico de sedimentación.

Figura 6

Gráfico de sedimentación AFE de la escala TMSS-24



Si se observa la **Figura 6**, obtenemos un resultado de 3 factores, el primero de ellos explica una varianza del 18%, el segundo de 16,8% y el tercero de 3,5%, esto es un 48,3% de varianza explicada entre los tres factores.

Para interpretar de manera más clara la matriz de cargas se aplica la rotación Varimax. Comprobando en la estructura que tiene la matriz rotada, se puede confirmar que el número de factores extraídos se corresponde con la estructura original planteada por los autores Fernández-Berrocal, Natalio Extremera y Natalia Ramos (2004), pero los ítems que conforman cada una de las dimensiones no se corresponden. El primer factor que se corresponde a la dimensión percepción emocional está compuesto por los ítems 1,2,3,4,5,6,7,8 y 23, este último ítem sería la diferencia entre lo obtenido en este estudio y la

estructura original, el segundo factor está formado por los ítems 10,11,12,13,14,15 y 16 y el tercero por los ítems 17,18,19,20,21,22 y 24. El factor 2 coincide con la dimensión definida por los autores de la escala.

Tabla 9

Matriz de correlaciones rotada mediante el método Varimax de la TMMS-24

	Factor		
	1	2	3
ITEM8	0.844		
ITEM7	0.824		
ITEM3	0.765	0.314	
ITEM2	0.743		
ITEM1	0.702		
ITEM6	0.613		
ITEM4	0.567		
ITEM5	0.426		
ITEM23	0.340		
ITEM10		0.822	
ITEM11		0.821	
ITEM9		0.773	
ITEM14		0.683	
ITEM16		0.648	
ITEM15		0.508	
ITEM13		0.508	
ITEM12		0.465	
ITEM20			0.848
ITEM18			0.817
ITEM17			0.780
ITEM19			0.656
ITEM22			0.489
ITEM21			0.462
ITEM24			0.348

Nota: Se han dado solo las cargas factoriales igual o superiores a 0,3 y se han ordenado las cargas por tamaño. El factor 1 se corresponde a percepción emocional, el factor 2 a comprensión emocional y el factor 3 a regulación emocional.

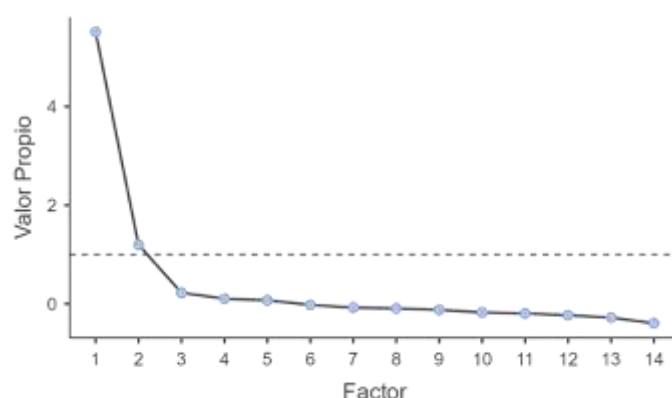
ANÁLISIS FACTORIAL EXPLORATORIO PSS-14

Para ver si el cuestionario PSS-14 es válido se aplica un AFE para confirmar su estructura factorial. En primer lugar, se comprueban los supuestos, se obtiene un KMO muy bueno (0,908) y un $p\text{-valor} < 0,001$ en la prueba de esfericidad de Bartlett, eso quiere decir que se rechaza la H_0 , la matriz de correlaciones no es igual a la matriz identidad.

Como la muestra es válida para aplicar la técnica, se procede a recodificar los ítems 4, 5, 6, 7, 9, 10, y 13 para que todos se encuentren en la misma dirección, invirtiendo sus puntuaciones. Se utiliza el método de máxima verosimilitud para la extracción de los factores, con la condición de autovalores mayores que 1.

Figura 7

Gráfico de sedimentación PSS-14



Se obtuvieron dos factores como se puede apreciar en la **Figura 7**. La proporción de varianza acumulada por ambos factores es del 49,7%, aportando un 26,8% el primero y 22,9% el segundo.

En la **Tabla 10** se puede observar que cada factor está formado por 7 ítems cada uno de ellos, el primero compuesto por los ítems 1, 2, 3, 8, 11, 12 y 14 y el segundo por los ítems 4, 5, 6, 7, 9, 10 y 13. Para interpretar mejor la matriz factorial se aplica la rotación Varimax.

Tabla 10

Matriz de componentes rotada mediante el método Varimax del PSS-14

	Factor	
	1	2
ITEM_8	0.782	
ITEM_14	0.737	0.306
ITEM_3	0.714	
ITEM_1	0.657	
ITEM_2	0.610	0.318
ITEM_11	0.596	
ITEM_12	0.505	

	Factor	
	1	2
ITEM_9_REC		0.712
ITEM_5_REC		0.702
ITEM_6_REC		0.696
ITEM_7_REC	0.431	0.644
ITEM_10_REC	0.440	0.640
ITEM_4_REC		0.618
ITEM_13_REC	0.325	0.390

Nota: Método de extracción: Máxima Verosimilitud, Rotación: Varimax

Si se compara la estructura obtenida con la estructura teórica propuesta por los autores Cohen et al. (1983), se puede afirmar que se corresponde adecuadamente.

ANÁLISIS FACTORIAL CONFIRMATORIO

ANÁLISIS FACTORIAL CONFIRMATORIO TMMS-24

Se realizó un análisis factorial confirmatorio para verificar la estructura original de la escala propuesta por los autores. Se ha utilizado la estimación por máxima verosimilitud , se pueden observar las medidas de ajuste en la **Tabla 11**, analizando cada medida por separado : se obtuvo un $\chi^2 = 719.545$ con 249 grados de libertad con un p-valor<0,001 , es decir , se rechaza la H_0 , existen diferencias entre la matriz observada y la matriz estimada; el CIF(Índice de ajuste comparativo) y el NFI(Índice de ajuste normativo) se encuentran por debajo del 0,95 , por lo tanto el modelo no se ajusta adecuadamente; los valores de SRMR(Residuo estandarizado cuadrático medio) y REMSEA(Error de aproximación cuadrático medio) están por encima de 0,5 , en otras palabras , indican que el modelo no tiene un buen ajuste.

Tabla 11

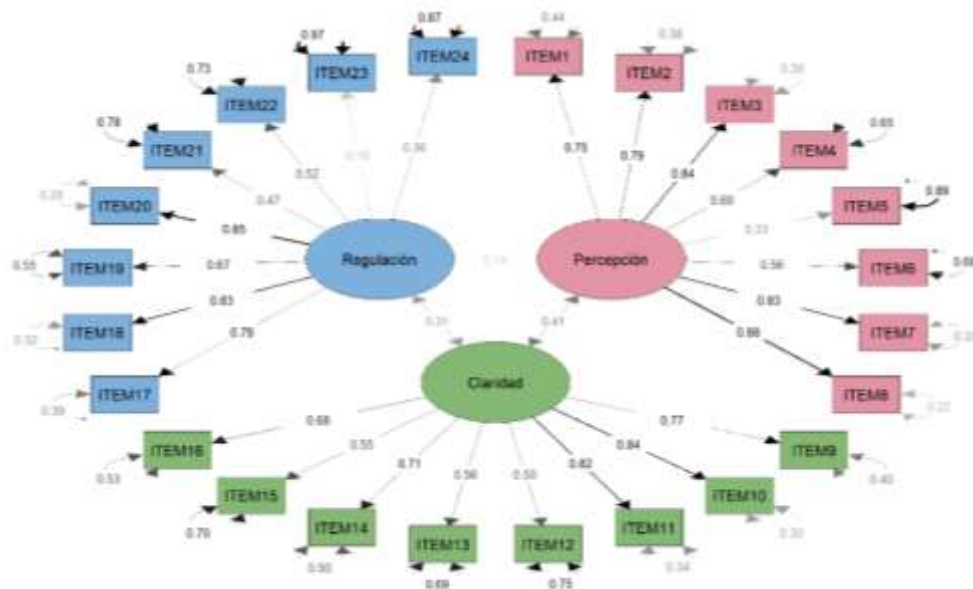
Índices de bondad de ajuste AFC de la escala TMMS-24

Índices de bondad de ajuste									
χ^2	gl	CFI	TLI	SRMR	RMSEA	GFI	NFI	AIC	BIC
719.545	249	0.863	0.848	0.101	0.0794	0.817	0.806	17974.495	18163.387

Se realizo también un diagrama de flujo de los factores (**Figura 8**) con sus respectivas correlaciones en el cual también se puede identificar que el modelo no se ajusta bien, existen correlaciones muy bajas entre alguno de los ítems con el factor que al que pertenecen. Se concluye que nuestro modelo de 3 factores no tiene un ajuste adecuado.

Figura 8

Diagrama de flujo TMMS-24



ANÁLISIS FACTORIAL CONFIRMATORIO PSS-14

Se aplica el AFC para comprobar que el modelo factorial se corresponde al teórico. Se analiza cada uno de los índices de ajuste. En primer lugar, un $\chi^2 = 230,58$ con 76 grados de libertad con un $p\text{-valor} < 0,001$, es decir, se rechaza la H_0 , existen diferencias entre la matriz observada y la matriz estimada. El CIF (Índice de ajuste comparativo) y el NFI (Índice de ajuste normativo) se encuentran por debajo del 0,95, pero se encuentran próximos; los valores de SRMR (Residuo estandarizado cuadrático medio) y REMSEA (Error de aproximación cuadrático medio) están por encima de 0,5, en otras palabras, indican que el modelo no tiene un buen ajuste. El TLI (Índice de Tucker - Lewis) proporciona un valor de 0,902 que se encuentra dentro de los valores adecuados. Haciendo una valoración global de los parámetros, concluimos que el modelo no es válido, aunque esta cerca de serlo.

Tabla 12

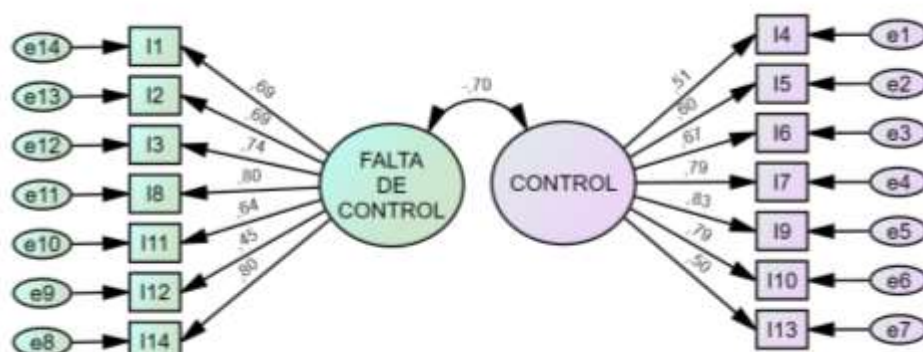
Índices de bondad de ajuste AFC de la escala PSS-14

Índices de bondad de ajuste										
χ^2	gl	CFI	TLI	SRMR	RMSEA	GFI	NFI	AIC	BIC	
229,815	76	0.919	0.903	0.065	0.082	0.899	0.884	315,815	10747.370	

En el diagrama de flujo (**Figura 9**) se pueden apreciar algunas correlaciones bastante bajas que podrían indicar que el modelo no es correcto.

Figura 9

Diagrama de flujo PSS-14



4.3 FIABILIDAD DE LOS CUESTIONARIOS

FIABILIDAD TMMS-24

Se estudiará la fiabilidad del cuestionario TMMS-24, en primer lugar, se comprueba que todos los ítems estén en la misma dirección, y a continuación se estudiará primero la fiabilidad global y después la fiabilidad de cada una de las dimensiones.

La fiabilidad global proporciona un resultado de Alpha de Cronbach y ω de MacDonald ($\alpha=0,877$, $\omega=0,994$) ambos resultados indican una buena fiabilidad. Si se analizan las estadísticas de fiabilidad si se descarta el elemento (**Tabla A20**), podría haber un incremento mínimo del Alpha de Cronbach ($\alpha=0,884$) si se elimina el ítem 5.

Posteriormente se analiza la fiabilidad de cada una de las dimensiones. Los resultados se pueden ver en la **Tabla 13**. En la dimensión percepción emocional se obtienen un buen resultado ($\alpha=0,883$, $\omega=0,890$), se puede decir lo mismo de la segunda claridad emocional también ($\alpha=0,876$, $\omega=0,877$) e igual para la tercera regulación emocional ($\alpha=0,817$, $\omega=0,823$). Si se comparan estos resultados a los obtenidos por el autor (Fernandez-Berrocal et al., 2004) , los valores son ligeramente más bajos , aunque se siguen considerando buenos.

Tabla 13

Estadísticas de Fiabilidad de las escalas de la TMMS-24

Estadísticas de Fiabilidad de Escalas		
	Alfa de Cronbach	ω de McDonald
Percepción emocional	0.883	0.890
Claridad emocional	0.876	0.877
Regulación emocional	0.817	0.823

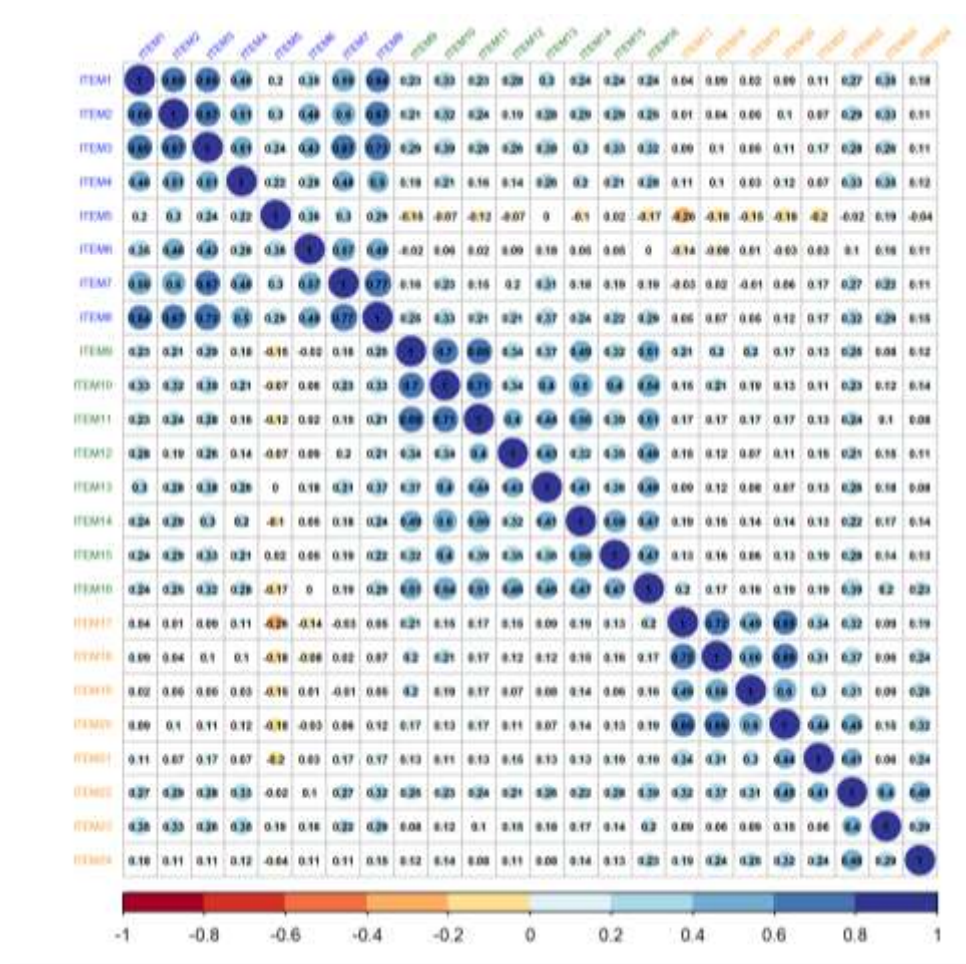
También se analizan las estadísticas de fiabilidad si se suprime el elemento en cada una de las dimensiones (**Tabla A21-Tabla A23**):

- Percepción emocional: el valor de Alpha se incrementaría un 0,015 si se suprime el ítem 5.
- Claridad emocional: no se suprimiría ningún ítem.
- Regulación emocional: si se suprime el ítem 23 el Alpha aumenta un 0,015.

Por último, se observan las correlaciones entre los ítems de cada dimensión en la **Figura 10**, se puede apreciar que la dimensión con más correlación entre sus ítems es la primera, los ítems en azul, le sigue la segunda dimensión correspondiente a los ítems de color verde y la dimensión con menos correlación se corresponde a la tercera que respecta a los ítems en color naranja.

Figura 10

Mapa de correlaciones entre ítems TMMS-24



Nota. Percepción emocional (ítems azules), Claridad emocional (ítems verdes) y Regulación emocional (ítems naranjas).

FIABILIDAD PSS-14

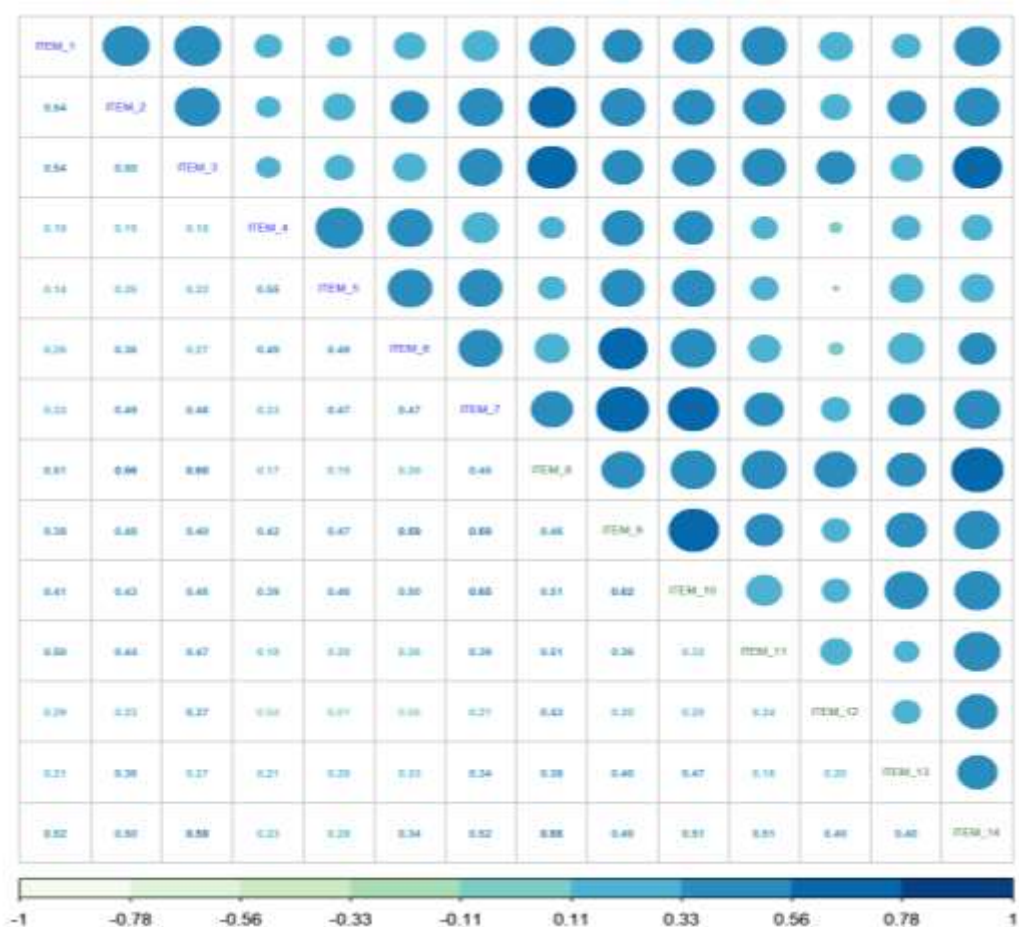
Se estudiará ahora la fiabilidad de la escala de PSS-14, de manera global y de las dos dimensiones teóricas. Se obtiene Alpha de Cronbach y ω de MacDonald ($\alpha=0,895$, $\omega=0,897$) muy buenos. Al analizar las estadísticas de fiabilidad del elemento si se suprime algún ítem (**Tabla A25**), concluimos que no aumentaría la fiabilidad. Este resultado es ligeramente superior a los obtenidos en las tres muestras estudiadas por los autores Cohen, Kamarc y Mermelstein (1983) los cuales fueron un alfa de 0,84 ,0,85 y 0,86.

Se examina ahora la fiabilidad de cada una de las dimensiones, en la primera dimensión los resultados son muy buenos ($\alpha=0,864$, $\omega=0,866$), lo mismo ocurre con la segunda ($\alpha=0,854$, $\omega=0,859$). A continuación, se analizan las estadísticas de fiabilidad, en la dimensión 1 aumentaría el resultado en 0,006 si se eliminase el ítem 12(**Tabla A26**) y en la dimensión 2 incrementaría un 0,005 si se suprime el ítem 13(**Tabla A27**).

Al observar las correlaciones entre los ítems (**Figura 11**), se puede ver que en ambas dimensiones hay correlaciones moderadas y bajas entre sus ítems. Destacando en la dimensión uno la baja correlación del ítem 4 con el 1 ($r=0,19$), con el 2 ($r=0,15$) y con el 3 ($r=0,15$), mientras que en la segunda los ítems que peor correlacionan son el 13 con el ítem 11 ($r=0,16$) y con el 12 ($r=0,20$). Y el ítem 12 con el 9 ($r=0,20$) y con el 10 ($r=0,20$).

Figura 11

Mapa de correlaciones ítems PSS-14



Nota. Azul: dimensión 1, Verde: dimensión 2

4.4 REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE

Para analizar la relación entre la IE y el estrés percibido, se llevó a cabo el método estadístico multivariante de regresión múltiple. La elección de este método esta sujeta al tipo de variables que se quieren estudiar, en este caso, variables cuantitativas discretas. Se ha utilizado el software SPSS y Jamovi para así tener unos resultados más completos.

Se pretende comprobar si las tres puntuaciones de las dimensiones del cuestionario TMM-24 que se corresponden con la dimensión percepción, claridad y regulación emocional (variables exógenas, explicativas) son adecuadas para predecir la puntuación del PSS-14 que mide el nivel de estrés percibido en el individuo. (variable endógena, dependiente o explicada).

Se ha utilizado el método backward que significa hacia atrás, que se caracteriza por incluir todas las variables independientes en el estudio y se van eliminando una a una las que van resultando no significativas. En primer lugar se analizan los coeficientes obtenidos para modelo en la **Tabla 15** y se construye el modelo con los estimadores ($\text{Puntuación}_{\text{PSS}_{14}} = 45,144 + 0,518 * \text{Puntuación_dim_percepción} - 0,731 * \text{Puntuación_dim_claridad} - 0,298 * \text{Puntuación_dim_regulación}$), se ve que la significación individual de cada una de las variables tienen un p-valor < 0,05, por lo que se rechaza H_0 . Las variables explicativas aportan información significativa ($\beta_j \neq 0$). La constante ($\beta_0 \neq 0$), se incluye en el modelo.

Tabla 14

Coefficientes del Modelo – Puntuación_PSS_14

Coeficientes del modelo					
Modelo	Coeficientes no estandarizados		Coeficiente estandarizado		
	Estimador	D.E	Beta	t	p
Constante	45,144	3,008	15,01	15,01	<,001
Puntuación_dim_percepción	0,518	0,0786	6,59	6,59	<,001
Puntuación_dim_claridad	-0,731	0,0807	-9,06	-9,06	<,001
Puntuación_dim_regulación	-0,298	0,1301	-2,29	-2,29	0,023

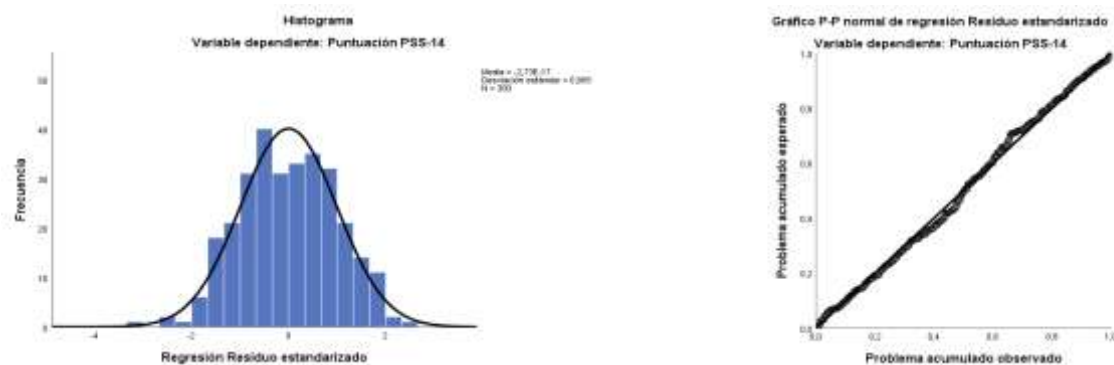
Para el ajuste del modelo (**Tabla A28**), se obtiene un valor de R^2 de 0,324 un valor ligeramente más alto que el R^2 corregido que es igual a 0,317, eso quiere decir que la puntuación del estrés percibido queda explicada en un 31,7% por las puntuaciones de las dimensiones de la inteligencia emocional. La prueba también proporciona un valor de F-Snedecor de 47,3 con un p-valor < 0,05 (0,001), se puede afirmar que existe una relación significativa entre las variables.

Se aplica también la prueba ANOVA (**Tabla A29**) en la que se obtienen resultados no significativos con un p-valor < 0,05 en las variables puntuación percepción emocional y puntuación claridad emocional y un p-valor=0,023 para la variable puntuación dimensión regulación.

Analizamos ahora los supuestos necesarios para que la técnica sea válida. Para evaluar si los residuos siguen una distribución normal observamos la **Figura 12**, ambos gráficos parecen indicar que se cumple la condición necesaria de normalidad de los residuos.

Figura 12

Gráficos de normalidad de los residuos estandarizados



Nota. A la izquierda Histograma de regresión de residuos estandarizados y a la derecha Grafico P-P normal de regresión de residuos estandarizado.

Otro de los supuestos es la no autocorrelación, esta condición se puede observar mediante gráficos o mediante el estadístico Durbin-Watson. El valor de DW o d es mayor que 1,4 ($d=1,684$), no podemos rechazar la hipótesis nula de no autocorrelación

Para comprobar la multicolinealidad, se debe estudiar el diagnóstico de colinealidad. El índice de condición de cada variable no debe superar 30, en este caso el valor máximo es de 14,927 para la dimensión 4. Cuando supera 30 es necesario fijarse también en las proporciones de varianza de las variables, aquí no es necesario. También se puede valorar este supuesto a través del factor de inflación de la varianza (VIF) y la tolerancia (TOL). Se concluye que los datos no presentan multicolinealidad.

Como conclusión de la aplicación de este método, se obtiene que las dimensiones de la inteligencia emocional son válidas para predecir el nivel de estrés percibido en los individuos. Un incremento de una unidad en la puntuación de la dimensión percepción emocional aumentaría la puntuación del estrés percibido en un 0,518. Sin embargo, el aumento en una unidad de las dimensiones claridad y regulación emocional disminuirían un 0,731 y en 0,298 la puntuación del estrés percibido respectivamente. Un resultado que tiene sentido, desde el punto de vista de que tener demasiada percepción emocional conlleva un aumento de estrés, y que una mejor claridad y regulación emocional disminuyen el nivel de estrés en cierta medida.

5. CONCLUSIONES

Las conclusiones principales obtenidas con la muestra utilizada en el estudio son:

Con relación a la escala TMMS-24:

- Se observó que el promedio de mujeres que obtuvieron una puntuación adecuada en percepción y comprensión emocional ha sido un 7% y 12% más, que los hombres. Mientras que en regulación emocional ambos grupos obtuvieron pésimos resultados, ya que aproximadamente el 80% de los individuos necesitan mejorar su regulación emocional.

- El cuestionario no cumple con estructura factorial propuesta por los autores.(Salovey et al., 1995)

Con relación a la escala PSS-14:

- El estrés está presente en los estudiantes de la universidad en salamanca, siendo la categoría estar estresado a menudo la de mayor frecuencia respecto a la puntuación global de los individuos. No se observan diferencias en la categoría de puntuación del estrés según la rama estudiada.
- La estructura factorial no se corresponde con la propuesta teórica de los autores de la escala.

Relación entre la escala Trait Meta-Mood Scale 24 y Stress Perceived Scale 14:

- Las puntuaciones de las dimensiones del TMMS-24, predicen la puntuación del estrés de manera correcta en un 31,7%, valor que con datos reales indica una predicción moderada. El modelo indica que una mayor percepción emocional incrementa el nivel de estrés, mientras que una alta claridad y regulación emocional lo disminuyen.

6. REFERENCIAS

- Argibay, J. C. (2006). Técnicas psicométricas. Cuestiones de validez y confiabilidad. En *Subjetividad y procesos cognitivos*. (pp. 15-33).
- Baños, R. V., Torrado-Fonseca, M., & Alvarez, M. R. (2019). Análisis de regresión lineal múltiple con SPSS: Un ejemplo práctico. *REIRE Revista d'Innovació i Recerca en Educació*, 12(2), Article 2. <https://doi.org/10.1344/reire2019.12.222704>
- Berrocal, P. F., & Pacheco, N. E. (2005). *La Inteligencia Emocional y la educación de las emociones desde el Modelo de Mayer y Salovey*. 63-93.
- Brown, Timothy A. (2006). *Confirmatory Factor Analysis for Applied Research*.
- Campo-Arias, A., & Oviedo, H. C. (2008). Propiedades Psicométricas de una Escala: La Consistencia Interna. *Revista de Salud Pública*, 10, 831-839. <https://doi.org/10.1590/S0124-00642008000500015>
- Carrasquilla-Batista, A., Chacón-Rodríguez, A., Núñez-Montero, K., Gómez-Espinoza, O., Valverde, J., Guerrero-Barrantes, M., Carrasquilla-Batista, A., Chacón-Rodríguez, A., Núñez-Montero, K., Gómez-Espinoza, O., Valverde, J., & Guerrero-Barrantes, M. (2016). Regresión lineal simple y múltiple: Aplicación en la predicción de variables naturales relacionadas con el crecimiento microalgal. *Revista Tecnología en Marcha*, 29, 33-45. <https://doi.org/10.18845/tm.v29i8.2983>
- Carvajal, A., Centeno, C., Watson, R., Martínez, M., & Rubiales, A. S. (2011). [How is an instrument for measuring health to be validated?]. *Anales Del Sistema Sanitario De Navarra*, 34(1), 63-72. <https://doi.org/10.4321/s1137-66272011000100007>
- Cohen, S., Kamarck, T., & Mermelstein, R. (1983). A global measure of perceived stress. *Journal of Health and Social Behavior*, 24, 385-396. <https://doi.org/10.2307/2136404>
- Cook, R. D. (1979). Influential Observations in Linear Regression. *Journal of the American Statistical Association*, 74(365), 169-174. <https://doi.org/10.2307/2286747>

- Correa-Rojas, J. (2021). Coeficiente de Correlación Intraclase: Aplicaciones para estimar la estabilidad temporal de un instrumento de medida. *Ciencias Psicológicas*, 15(2).
<https://doi.org/10.22235/cp.v15i2.2318>
- Cronbach, L. J. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*, 16(3), 297-334. <https://doi.org/10.1007/BF02310555>
- de la Fuente, S. (2016). *Aplicaciones de la Chi-Cuadrado: Tablas de contingencia. Homogeneidad. Dependencia e independencia.*
- Dunn, T., Baguley, T., & Brunsden, V. (2013). From alpha to omega: A practical solution to the pervasive problem of internal consistency estimation. *British Journal of Psychology*, 105.
<https://doi.org/10.1111/bjop.12046>
- Fabrigar, L. R., Wegener, D. T., MacCallum, R. C., & Strahan, E. J. (1999). Evaluating the use of exploratory factor analysis in psychological research. *Psychological Methods*, 4, 272-299.
<https://doi.org/10.1037/1082-989X.4.3.272>
- Fernández Pulido, R. (2008). Modelos de medida y análisis factorial confirmatorio. *Publicaciones del INICO*, 29.
- Fernandez-Berrocal, P., Extremera, N., & Ramos, N. (2004). Validity and Reliability of the Spanish Modified Version of the Trait Meta-Mood Scale. *Psychological Reports*, 94(3), 751.
- García de Yébenes Prous, M. J., Rodríguez Salvanés, F., & Carmona Ortells, L. (2009). Validación de cuestionarios. *Reumatología Clínica*, 5(4), 171-177.
<https://doi.org/10.1016/j.reuma.2008.09.007>
- Gardner, H. (2005). Inteligencias múltiples. En *Inteligencias múltiples* (Vol. 46).
[http://www.materialestatic.es/transicion/apuntes/Gardner,Howard-inteligencias.multiples,la.teoria.en.la.practica\(intro\).pdf](http://www.materialestatic.es/transicion/apuntes/Gardner,Howard-inteligencias.multiples,la.teoria.en.la.practica(intro).pdf)
- Goleman, D. (1996). Inteligencia emocional. En *Inteligencia emocional* (1a. ed., 28a. reimp).
Barcelona : Kairós.

- Hu, L., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 6(1), 1-55. <https://doi.org/10.1080/10705519909540118>
- Jordan Muiños, Federico M. (2021). *Valor de corte de los índices de ajuste en el análisis factorial confirmatorio*.
- Jöreskog, K. G. (1969). A general approach to confirmatory maximum likelihood factor analysis. *Psychometrika*, 34(2), 183-202. <https://doi.org/10.1007/BF02289343>
- Kaiser, H. F. (1974). An index of factorial simplicity. *Psychometrika*, 39(1), 31-36. <https://doi.org/10.1007/BF02291575>
- Lazarus & Folkman. (1984). *Stress, appraisal, and coping*. Springer Pub. Co. <http://archive.org/details/stressappraisalc00rich>
- López-Aguado, M., & Gutiérrez-Provecho, L. (2019). Cómo realizar e interpretar un análisis factorial exploratorio utilizando SPSS. *REIRE Revista d'Innovació i Recerca en Educació*, 12(2), Article 2. <https://doi.org/10.1344/reire2019.12.227057>
- López-Roldán, P., & Fachelli, S. (2015). Análisis de tablas de contingencia. *Metodología de la investigación social cuantitativa*.
- Luján Tangarife, J. A., & Cardona Arias, J. A. (2015). *Construcción y validación de escalas de medición en salud: Revisión de propiedades psicométricas*. <https://doi.org/10.3823/1251>
- Manuel Batista-Foguet, J., Coenders, G., & Alonso, J. (2004). Análisis factorial confirmatorio. Su utilidad en la validación de cuestionarios relacionados con la salud. *Medicina Clínica*, 122, 21-27.
- Martínez, C., & Rondon, M. (2012). Introduction to Exploratory Factor Analysis (EFA). *Revista Colombiana de Psiquiatría*, 41, 197-207.
- Martinez Miranda, M. D. (2004). *El Análisis de la Regresión a través de SPSS*.
- Mayer, J. D., & Salovey, P. (1993). The intelligence of emotional intelligence. *Intelligence*, 17(4), 433-442. [https://doi.org/10.1016/0160-2896\(93\)90010-3](https://doi.org/10.1016/0160-2896(93)90010-3)

- Mitchell, A. M., Crane, P. A., & Kim, Y. (2008). Perceived stress in survivors of suicide: Psychometric properties of the Perceived Stress Scale. *Research in Nursing & Health*, 31(6), 576-585.
<https://doi.org/10.1002/nur.20284>
- Montero Granados, R. (2016). *Modelos de regresión lineal múltiple. Documentos de Trabajo en Economía Aplicada*. https://www.ugr.es/~montero/matematicas/regresion_lineal.pdf
- Nunnally, J. C. (1978). *Psychometric theory*. New York : McGraw-Hill.
<http://archive.org/details/psychometrictheo00nunn>
- Oviedo, H. C., & Campo-Arias, A. (2005). Metodología de investigación y lectura crítica de estudios. *Revista Colombiana de Psiquiatría*, 4.
- Pérez, E., & Medrano, L. (2010). Análisis factorial exploratorio: Bases conceptuales y metodológicas. *Revista Argentina de Ciencias del Comportamiento (RACC)*, ISSN 1852-4206, Vol. 2, N°. 1, 2010, 58-66.
- Quero Virla, M. (2010). *Confiabilidad y coeficiente Alpha de Cronbach*. 248-252.
- Ramírez, M. T. G., & Hernández, R. L. (2007). Factor Structure of the Perceived Stress Scale (PSS) in a Sample from Mexico. *The Spanish Journal of Psychology*, 10(1), 199-206.
<https://doi.org/10.1017/S1138741600006466>
- Remor, E. (2006). Psychometric Properties of a European Spanish Version of the Perceived Stress Scale (PSS). *The Spanish Journal of Psychology*, 9(1), 86-93.
<https://doi.org/10.1017/S1138741600006004>
- Remor, E., & Carrobbles, J. A. (2001). *Spanish version of the Perceived Stress Scale (PSS-14): Psychometric study in a HIV+ sample*. 195-201.
- Rojas-Torres, L. (2018). *Robustez de los índices de ajuste del análisis factorial confirmatorio a los valores extremos*.
- Rojas-Torres, L. (2020). Robustez de los índices de ajuste del análisis factorial confirmatorio a los valores extremos. *Revista de Matemática: Teoría y Aplicaciones*, 27, 403-424.
<https://doi.org/10.15517/rmta.v27i2.33677>

- Román Collazo, C. A., & Hernández Rodríguez, Y. (2011). *El estrés académico: Una revisión crítica del concepto desde las ciencias de la educación* .
- Salovey, P., Mayer, J. D., Goldman, S. L., Turvey, C., & Palfai, T. P. (1995). *Emotional attention, clarity, and repair: Exploring emotional intelligence using the Trait Meta-Mood Scale*. 125.
<https://doi.org/10.1037/10182-006>
- Streiner, David L. (2003). *Starting at the Beginning: An Introduction to Coefficient Alpha and Internal Consistency*. https://doi.org/10.1207/S15327752JPA8001_18
- Suárez, O. M. (2007). Aplicación del análisis factorial a la investigación de mercados .Caso de estudio. *Scientia et Technica*, 1(35), Article 35. <https://doi.org/10.22517/23447214.5443>
- Susan Folkman. (2011). *The Oxford handbook of stress, health, and coping*. Oxford ; New York : Oxford University Press. http://archive.org/details/oxfordhandbookof0000unse_y2s7
- Thorndike, E. L. (1920, enero). Intelligence and Its Uses. *The Harpers Monthly*, 227-235.
- Tovar, J. A. (sf). *Psicometria: Tests Psicométricos, Confiabilidad y Validez*.
- Wechsler, D. (1943). Non-intellective factors in general intelligence. *The Journal of Abnormal and Social Psychology*, 38(1), 101-103. <https://doi.org/10.1037/h0060613>
- Xia, Y., & Yang, Y. (2019). RMSEA, CFI, and TLI in structural equation modeling with ordered categorical data: The story they tell depends on the estimation methods. *Behavior Research Methods*, 51(1), 409-428. <https://doi.org/10.3758/s13428-018-1055-2>

