

Tesis Doctoral

Analítica de Datos y Calidad de la Información para la Toma de
Decisiones del Marketing

Manuel Morales Serazzi

Departamento de Administración y Economía de la Empresa

UNIVERSIDAD DE SALAMANCA



**VNiVERSiDAD
D SALAMANCA**

Directores:

Óscar González Benito

Mercedes Martos Partal



**VNiVERSiDAD
D SALAMANCA**

DEPARTAMENTO DE ADMINISTRACIÓN Y
ECONOMÍA DE LA EMPRESA

**AUTORIZACIÓN DE LOS DIRECTORES DE LA TESIS DOCTORAL PARA SU
PRESENTACIÓN**

Dr. Óscar González Benito y Dra. Mercedes Martos Partal, como Directores de la Tesis Doctoral "ANALÍTICA DE DATOS Y CALIDAD DE LA INFORMACIÓN PARA LA TOMA DE DECISIONES DEL MARKETING", realizada por D. Manuel Morales Serazzi en el Departamento de Administración y Economía de la Empresa de la Universidad de Salamanca, autorizan su presentación a trámite dado que reúne las condiciones necesarias para su defensa.

Y para que conste a los efectos oportunos, se firma la presente en Salamanca a 01 de febrero de 2021.

Fdo. Óscar González Benito

Fdo. Mercedes Martos Partal

DEDICACIÓN

A mi madre, Carmen Serazzi Ahumada.

AGRADECIMIENTOS

Esta sección me permite agradecer a quienes apoyaron directa o indirectamente la finalización de la presente tesis doctoral. Aquí es plausible manifestar algunos sentimientos personales que buscan agradecer a quienes se considera claves en el desarrollo del programa.

Para quienes somos creyentes, existe la primera necesidad de reconocer a nuestro creador Jesucristo, por cuanto sentimos que nos dio la oportunidad de abrazar el conocimiento y así contribuir a una mejor sociedad científica y profesional. No olvido el refugio espiritual que necesité en aquellos momentos donde el cansancio me agobiaba, y solo con fe logré seguir caminando y empujando a mi familia.

Agradezco a la Universidad Austral de Chile quien, a través de su vicerrector Renato Westermeier, me impulsó para iniciar este proyecto. El apoyo económico y el depósito de su confianza en mí persona, fueron claves en mi motivación personal durante todos estos años de trabajo.

Me siento muy afortunado por el fabuloso equipo de tutores que tuve la oportunidad de tener. Me refiero a Óscar González Benito y Mercedes Martos Partal, a quienes agradezco, primero por la oportunidad de ser su doctorando, y segundo por estar siempre presentes en el desarrollo de mi doctorado. Sus capacidades y destrezas, hacen en su conjunto un poderoso recurso para quienes nos animamos a cursar este tipo de programa.

Quiero agradecer a Isabel Suárez González que, en su calidad de coordinadora del programa, ha tenido siempre una notable disposición con mi persona. Su calidad humana hace el diario vivir de un doctorando, un proceso amigable y eficiente. Siempre atenta, y con la mejor disponibilidad y solución a mis demandas estudiantiles.

Mi eterno agradecimiento a Pablo Muñoz por el conocimiento entregado previamente a mi tesis doctoral; gracias por su amistad y por creer en mí durante este programa. Su apoyo fue fundamental en la participación de congresos y otras actividades de investigación.

A Digna Serazzi, mi nona, quien fuese la primera persona que me dijo anda. Desde el cielo seguro que está orgullosa de que yo recogiera sus sabios consejos. No tengo duda, que sus palabras fueron el detonante de este gran proyecto.

A Beatriz Comandary, mi mujer, gracias por su incasable apoyo, amor y dedicación que durante estos años fueron fuerza activa de mi motivación. Su nivel de organización y temperamento permitió que, en aquellos momentos más álgidos, yo no me desalineara y me enfocara profundamente en mi cometido. Reconozco formalmente sus sacrificios hacia este proyecto, y que más de alguna vez significó postergar sus propios anhelos, eso es el verdadero amor.

Agradezco a mi familia, Héctor, Carmen, Patricia y Valentina. Desde un principio no dudaron en apoyar mi estancia en España, a pesar de los sacrificios que involucraba dejarlos al sur del mundo. No hay día que no recuerde que parte de mi sacrificio lleva sus nombres. Amor eterno a mi madre que, en su condición, su sacrificio ha sido infinito. Especial reconocimiento a Héctor, mi padre, y a Patricia, mi hermana, ellos mejor que nadie saben lo difícil que ha sido estar lejos.

Eterno agradecimiento Carolina Aguirre, por su amistad y compañía en mi estancia en España. El afecto que las personas entregan desinteresadamente representa uno de los grandes regalos que da la vida, y esta mujer ha sido todo eso, solo amor.

Gracias a Giorgio y Macarena, por recibirme tantas veces en su casa de Salamanca, regalarme amistad y amor de hermanos; por compartir gratos momentos y hacerme sentir muchas veces cerca de mi patria; por creer en mí y por tener siempre una actitud sensata.

A Carla Serazzi y a Sergio Chacón, mis primos, por ser mi segundo hogar, por su cariño y su actitud servicial. Por sus consejos y asesorías técnicas. Un especial reconocimiento a su generosidad, y apoyo brindado en tiempos de pandemia.

Especial agradecimiento se lleva Nelda Serazzi, por saber entender y comprenderme en momentos complejos. Gracias por apoyar a mi familia y estar presente siempre, gracias por confiar en mí.

A Ángel Serazzi por su asesoría y consejos técnicos, que sin duda me ayudaron al desarrollo de este documento.

Agradezco a Iván Ramírez, por cuidar de mí y de los míos; por apoyarme desde lejos y considerarme siempre; por sus propios esfuerzos para que mis proyectos salgan adelante; por sus sacrificios personales y no bajar nunca los brazos; y gracias por su invaluable amistad.

Gracias a Felipe Castro y Marco Chávez por brindarme su amistad constantemente; por su apoyo profesional en mi proyecto académico y por, sobre todo, por su actitud positiva y presencia constante cada vez que recurrí a ellos.

Un especial agradecimiento Erika Avilés, por ser mi compañera de estudios, mi primera amiga en Salamanca. Gracias por cuidar de mí, por estar cada vez que te necesité, por ser noble de corazón y grande de espíritu.

Agradecimientos a Daniela Fluchaire y Rubén Zaballos, por su sincera amistad. Por estar siempre presente, por confiar en mí. Gracias Daniela por ser compañera de estudios y celebraciones, por considerarme siempre, por tu pureza de corazón, y grandeza de mujer.

Por último, y no por ello menos importante, gracias a Ismael Barros, por ser amigo, compañero y profesor. Gracias por creer en mí, por compartir en familia, y los grandes momentos vividos en España. Gracias, por apoyarme y orientarme antes y durante mi programa doctoral.

Simplemente a todos, gracias.

RESUMEN

En el contexto de la analítica de datos del big data para la toma de decisiones del marketing, el objetivo central de esta investigación doctoral es contrastar empíricamente el papel que cumplen una serie de antecedentes en la generación del desempeño organizacional, donde la calidad de la información para la toma de decisiones del marketing es el referente fundamental.

Se define como analítica de datos de big data la derivación de valor de la toma de decisiones comerciales basadas en bases de datos relacionales tradicionales, aumentada con nuevas fuentes de datos no estructurados. En la economía digital, el big data se ha convertido en un camino común hacia la ventaja competitiva para muchas empresas. Sin embargo, las altas tasas de fracasos de implementación dan cuenta de un proceso "complejo" y difícil de entender.

Esta investigación se articula a través de tres capítulos principales: el estudio de los determinantes de la calidad de información desde la perspectiva del marketing y su efecto en el desempeño organizacional; la discrepancia que puede suponer añadir la perspectiva de tecnología frente al marketing; y el estudio de los determinantes de la calidad de información, incluyendo la perspectiva tecnológica junto a la del marketing y su efecto en el desempeño organizacional.

Los diferentes análisis se realizaron a partir de los miembros de una comunidad de LinkedIn -que incluye directivos en roles de tecnología y marketing- y en empresas nacionales y multinacionales con más de 200 empleados con sede en España. Para cada empresa, se enviaron dos invitaciones, una para cada rol, logrando así un centenar de empresas que respondieron con ambos directivos (diada).

Los resultados obtenidos en la investigación contribuyen a ampliar el conocimiento sobre la articulación de los factores de éxito de una estrategia de analítica de datos y su efecto en el desempeño organizacional. Primero, se valida que el apoyo del CEO de una empresa afecta la calidad de la información, que a su vez afecta el desempeño organizacional y donde el apoyo está mediado por el alineamiento del plan de datos y el talento analítico; también se verifica la superioridad del análisis de big data sobre el análisis tradicional y las ventajas de dos tipos de estructura organizacional para los analistas, esto es, la analítica compartida y descentralizada sobre una estructura centralizada. Segundo, se revelan las fuentes de la discrepancia entre los roles técnicos y comerciales sobre la calidad de la información percibida, a saber, la calidad de los datos, la capacidad tecnológica, el talento, el apoyo del CEO y la alineación del plan de datos con el plan de marketing. En tercer lugar, se establece que la capacidad tecnológica y el talento analítico son recursos determinantes de la calidad de la información, que a su vez afecta el desempeño organizacional y que está influenciado por factores organizativos, como la calidad de los datos, la cultura de uso de datos, el alineamiento del plan de datos y el tipo de analítica de datos.

De la investigación también se derivan implicaciones de gestión sobre la implementación de estrategias de datos sobre la base del Balanced Scorecard, detalladas en la tesis doctoral. Igualmente, se identifican limitaciones y se sugieren posibles líneas futuras de estudio.

ÍNDICE DE CONTENIDO

1.	Introducción.....	15
1.1.	Los Proyectos de Análítica de Datos y la Toma de Decisiones del Marketing.....	15
1.1.1.	Génesis de la Análítica de Datos y el Big Data.....	15
1.1.2.	La Importancia del Big Data en la Gestión Empresarial.....	16
1.1.3.	Situación Actual de los Proyectos de Big Data en el Mundo Empresarial.....	17
1.1.4.	Situación Actual de la Literatura Académica sobre Big Data.....	17
1.2.	Objetivos y Contribución de la Tesis.....	18
1.2.1.	Objetivo General de la investigación.....	18
1.2.2.	Objetivos Específicos de la Investigación.....	18
1.2.3.	Contribución de la Tesis.....	19
1.3.	Estructura de la Tesis y Modelo de Investigación de la Tesis.....	21
2.	Contexto del Estudio Empírico y Datos.....	24
3.	Análítica de Datos y Big Data en la Gestión Comercial, Impacto en el Desempeño Organizacional.....	35
3.1.	Marco Conceptual y Propuesta de Hipótesis.....	38
3.1.1.	Antecedentes del Desempeño Organizacional.....	38
3.1.2.	Antecedentes, Estrategia de Datos y Balanced Scorecard.....	40
3.1.3.	Calidad de la Información y Desempeño Organizacional.....	42
3.1.4.	Apoyo del CEO y Calidad de la Información.....	43
3.1.5.	Talento, Alineamiento del Plan de Datos y Calidad de la Información.....	43
3.1.6.	Mediación en el Modelo Propuesto.....	44
3.1.7.	Moderadores en el Modelo Propuesto.....	45
3.1.7.1.	Organización de los analistas.....	45
3.1.7.2.	Tipo de analítica utilizada.....	46
3.2.	Validez del Instrumento de Medida.....	47
3.3.	Análisis y Resultados.....	49
3.3.1.	Modelo Principal.....	49
3.3.2.	Mediación.....	51
3.3.3.	Moderación.....	52

3.4.	Conclusiones e Implicaciones del Capítulo	53
3.4.1.	Implicaciones Gerenciales	54
3.4.2.	Limitaciones y Futuras Investigaciones	56
4.	Lograr Análisis de Datos Útiles para el Marketing, Discrepancias en la Calidad de la Información para Productores y Usuarios de Información.....	59
4.1.	Marco Conceptual e Hipótesis de Investigación.....	61
4.1.1.	Discrepancia Intraorganizacional	62
4.1.2.	Fuente de Discrepancia	63
4.1.3.	Preguntas e Hipótesis de Investigación	65
4.1.3.1.	Calidad de Datos, Capacidad Tecnológica y DIQ	66
4.1.3.2.	Talento y DIQ.....	68
4.1.3.3.	Apoyo del CEO y DIQ.....	69
4.1.3.4.	Cultura de Uso de Datos y DIQ	70
4.1.3.5.	Alineación del Plan de Datos y DIQ.....	70
4.2.	Validez del Instrumento de Medida (metodología).....	72
4.3.	Análisis y Resultados.....	74
4.3.1.	Calidad de la Información.....	74
4.3.2.	Determinantes de DIQ.....	75
4.3.2.1.	Resultados Principales	76
4.3.2.2.	Resultados Adicionales.....	77
4.4.	Conclusiones e Implicaciones del Capítulo	80
4.4.1.	Implicaciones Teóricas-Metodológicas	80
4.4.2.	Implicaciones Gerenciales.....	81
4.5.	Limitaciones y Futuras Investigaciones.....	82
5.	Determinantes del Éxito de la Análítica en Marketing, un Estudio Diádico Centrado en los Recursos Analíticos, la Calidad de la Información y el Clima Organizacional.....	84
5.1.	Marco Conceptual e Hipótesis de Investigación.....	87
5.1.1.	Calidad de la Información y Desempeño Organizacional	88
5.1.2.	Capacidad Tecnológica y Calidad de la Información.....	89
5.1.3.	Talento y Calidad de la Información.....	90
5.1.4.	Procedimientos y Calidad de la Información.....	90
5.1.5.	Moderadores en el modelo propuesto.....	91

5.1.5.1. Calidad de los Datos	92
5.1.5.2. Apoyo del CEO	92
5.1.5.3. Cultura de Uso de Datos.....	93
5.1.5.4. Alineamiento del plan de datos.....	93
5.1.5.5. Tipo de Análítica de Datos	94
5.2. Validez del Instrumento de Medida (metodología).....	95
5.3. Análisis y resultados.....	97
5.3.1. Modelo Principal	97
5.3.2. Moderación.....	98
5.4. Conclusiones e implicaciones del Capítulo	101
5.4.1. Implicaciones Teórico- Metodológicas.....	102
5.4.2. Implicaciones Gerenciales.....	103
5.5. Limitaciones y Futuras Investigaciones.....	104
6. Conclusiones de la Investigación	107
6.1. Implicaciones Teórico- Metodológicas.....	110
6.2. Implicaciones Gerenciales	111
6.2.1. El Balanced Scorecard de la Análítica de Datos	112
6.2.2. Diez recomendaciones para una Estrategia de Datos (Big Data).....	115
6.3. Limitaciones y Futuras Investigaciones.....	117
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	119
ANEXOS	141
A. Contexto de la investigación	141
B. Constructos y definiciones	143
C. Escala de medida (cuestionario).....	144
D. AFC (modelo 1).....	146

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Estructura de la Tesis Doctoral y modelo conceptual ampliado.....	21
Figura 2. Modelo conceptual dentro de un mapa estratégico (BSC).	42
Figura 3. Modelo empírico sin moderación estudio 1; *** $p < 0,001$	49
Figura 4. Modelo conceptual estudio 2. Fuente: elaboración propia (2020).....	62
Figura 5. Modelo empírico después de la regresión Estudio 2.....	79
Figura 6. Modelo conceptual Estudio 3.....	87
Figura 7. Modelo empírico sin moderación Estudio 3; ** $p < 0.010$; *** $p < 0.001$	98
Figura 8. Modelo empírico con moderación, visión ampliada. Elaboración propia (2020).....	108
Figura 9. Resume gráfico modelo 1. Elaboración propia (2020).	109
Figura 10. Resume gráfico modelo 2. Elaboración propia (2020).....	109
Figura 11. Resume gráfico modelo 3. Elaboración propia (2020).....	110
Figura 12. Mapa estratégico analítica de datos. Elaboración propia (2020).	113
Figura 13. Diez claves para un plan de analítica de datos (Big data, cultura uso de datos, talento analítico, calidad de los datos, capacidad tecnológica, apoyo del CEO, ubicación del analista, alineamiento del plan de datos, calidad de la información, desempeño organizacional) desplegados bajo las perspectivas de un Balanced Scorecard. Elaboración propia (2020).....	115

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1. Cantidad de casos de la muestra por ciudad.....	27
Gráfico 2. Regiones de España representadas en la muestra.	27
Gráfico 3. Cantidad de países representados en la muestra por origen de la matriz.	28
Gráfico 4. Regiones de mundo representados en la muestra por país origen de la matriz.	28
Gráfico 5. (Izquierda) Origen del capital de las empresas contenida en la muestra; (Derecha) Tipo de dirección empresarial de las empresas contenida en la muestra.....	29
Gráfico 6. (Izquierda) Estructura organizacional de las empresas contenida en la muestra; (Derecha) Tipo de analítica de datos de las empresas contenida en la muestra.	30
Gráfico 7. Antigüedad de las empresas por tipo de analítica contenida en la muestra.....	30
Gráfico 8. Participación de sectores industriales en la muestra.	31
Gráfico 9. Participación del tipo de analítica de datos por sector industrial.....	32
Gráfico 10. Participación del tipo de analítica sobre el nivel de intensidad de los datos.	32
Gráfico 11. Tipo de analítica de datos vs tipo de estructura organizacional de analistas.....	141
Gráfico 12. Tipo de analítica de datos vs país origen de la matriz.	142

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Visión ampliada de variables (factores) que se articulan dentro de la investigación.....	20
Tabla 2. Factores organizacionales por perspectiva.	25
Tabla 3. Estadísticas del proceso de recopilación de casos. Unidad de Análisis: Empresas con más de 200 empleados y con sede en España. Informantes: Directivo Marketing (Mkt) y/o TI. (*) Total empresas de la muestra.....	26
Tabla 4. Medidas de validez del modelo. Complemento AMOS (2019), sobre la base de Gaskin & Lim (2016).....	48
Tabla 5. Medidas de ajuste del modelo. Complemento AMOS (2019), sobre la base de Gaskin & Lim (2016).....	48
Tabla 6. Medidas de ajuste del modelo. Complemento AMOS (2019), sobre la base de Gaskin & Lim (2016).....	49
Tabla 7. Análisis de regresión Jerárquico sin moderación. S.E.: Standard error; P = p value. *** p < 0,001.....	50
Tabla 8. Resultados de mediación sin moderación; (1) Estrategia de pasos causales con SPSS, (2) Macro Process; (3) Amos; * p < 0,050; ** p < 0,010; *** p < 0,001.....	51
Tabla 9. Resumen de estudios previos sobre generación de información en función de la capacidad de análisis de datos. (*) Trabajo empírico. (**) Documento conceptual.....	66
Tabla 10. Análisis factorial exploratorio; FO: N° factores originales; FF: N° factores finales.	73
Tabla 11. Fiabilidad y validez de los constructos.....	73
Tabla 12. Validez discriminante.....	74
Tabla 13. Dimensiones y varianza total explicada por grupo.....	75
Tabla 14. Comparación de medias y correlación por ítems; * p < 0,05.....	75
Tabla 15. Análisis de regresión con una variable independiente, constante de modelo y DIQ como variable dependiente; † p < 0.100; * p < 0,050; *** p < 0,001.....	76
Tabla 16. Análisis de regresión, con DIQ como variable dependiente; *p < 0,050.	76
Tabla 17. Resultados del análisis de mediación. * p <0,050; ** p <0,010; *** p <0,001.....	79
Tabla 18. Características por tipo de analítica; Fuente: Davenport (2014).	95
Tabla 19. Análisis factorial exploratorio; FO: N° factores originales; FF: N° factores finales.	96
Tabla 20. Fiabilidad y validez de los constructos.	96
Tabla 21. Validez discriminante.....	97
Tabla 22. Efectos moderadores. Efectos potenciadores; *p<0,050; **p<0,010; ***p<0,001.	100
Tabla 23. Constructos y definiciones válidas para todos los capítulos.....	143
Tabla 24. Escala de Medida. (¹) Ítems excluidos capítulo 4; (²) Ítems excluidos capítulo 5.....	145
Tabla 25. Análisis para el capítulo “Analítica de datos y big data en la gestión comercial: impacto en el desempeño organizacional”; Varianza Explicada (VE).	146

1

INTRODUCCIÓN

CAPÍTULO 1

Introducción

Es la mejor y la más compleja de los tiempos, llena de conocimiento y de incertidumbre, a la vez; la analítica de datos de la verdad y de lo oculto; llamada grande y no siempre siéndolo. Muchos invierten, pero pocos rentan; acumulan datos y no saben qué hacer con ellos. En concreto, la analítica de datos del marketing, hoy (big data), ha existido como idea esencial durante mucho tiempo, analizando datos para dar sentido a lo que está sucediendo en las empresas (Davenport, 2014a).

1.1. Los Proyectos de Analítica de Datos y la Toma de Decisiones del Marketing

1.1.1. Génesis de la Analítica de Datos y el Big Data

La analítica de datos se ha desarrollado con mayor presencia en las empresas desde 1970, aunque se registran los primeros grupos analíticos en 1954 con la corporación UPS (Davenport, 2014a). Son distintos los periodos que ha plasmado el análisis de datos, a saber, apoyo a las decisiones, apoyo ejecutivo, procesamiento analítico en línea, inteligencia de negocio, analítica y *big data*.

En esta investigación estudiamos la analítica de datos en general, la que llamaremos tradicional, pero particularmente nos interesa estudiar la más revolucionaria en términos de conocimiento, el *big data*. Este concepto ha sido caracterizado por varios investigadores, logrando comprensiones distintas sobre los datos, pero ciertamente todos hablan de una misma idea central, mayor calidad de la información para la toma de decisiones.

La cantidad de características sobre el *big data* varían de acuerdo al autor, algunos hablan de las 3Vs [volumen, velocidad y variedad] (Shah, Rabhi, & Ray, 2015), otros 4Vs [se agrega variabilidad] (Gandomi & Haider, 2015), y otros de las 6Vs [se agrega variabilidad, veracidad y valor] (Liao, Yin, Huang, & Sheng, 2015). Cabe destacar, que dentro de las caracterizaciones del *big data*, se reconoce que el nombre "big" (grande) ha sido desafortunado, pues lo que es grande hoy puede ser pequeño mañana (Stuart & Barker, 2013). Esta subjetividad del término solo pasa a ser una anécdota, prevaleciendo las "Vs" para identificar la presencia de analítica superior (*big data*).

Esta investigación utiliza la definición de Olenski (2015) sobre *big data*, quien lo describe como la derivación de valor de la toma de decisiones comerciales basadas en bases de datos relacionales tradicionales, aumentada con nuevas fuentes de datos no estructurados.

1.1.2. La Importancia del Big Data en la Gestión Empresarial

Más de alguna vez, la literatura ha descrito alguna noción innovadora y es el mundo empresarial el que valida si es relevante o simplemente se trata de una moda. Pero si se trata de datos de importante magnitud, de diverso origen o increíble disponibilidad, entonces, ignorar la analítica superior, como lo es el *big data*, será para las organizaciones un riesgo significativo.

La analítica del *big data* es un proceso holístico, que actúa desde los datos, mezclando distintos recursos, con el fin de crear ideas generadoras de valor al consumidor y a la firma. Se trata de un término que describe la particularidad de un conjunto de factores que tienen como potencial la generación de conocimiento amplio e intensivo. En este contexto y de acuerdo a una investigación de NewVantage Partners LLC (2019), se sabe que el 88% de las empresas de mayor ingreso en los Estados Unidos siente una mayor urgencia para invertir en *big data*; motivación que resulta

inteligente, después de todo el *big data* es una capacidad empresarial capaz de extraer la “verdad oculta” de los consumidores (Phillips, 2016).

En definitiva, el *big data* se ha convertido en un camino común hacia la ventaja competitiva para muchas empresas en la economía digital (Fosso-Wamba, Akter, & de Bourmont, 2019). De ahí su importancia.

1.1.3. Situación Actual de los Proyectos de Big Data en el Mundo Empresarial

Actualmente, con el uso del *big data*, se vive en un momento de “incertidumbre”, dado que las empresas han reemplazado con ímpetu sus tradicionales modelos de toma de decisiones con nuevas capacidades habilitadoras que tienen el potencial para que las compañías lleguen a nuevos clientes y sirvan mejor a los que ya tienen (NewVantage Partners LLC, 2019). Sin embargo, para la gran mayoría de las empresas, la implementación del *big data* se transforma en un proceso “complejo” y difícil de entender (European Banking Authority, 2020). La complejidad se ha demostrado a través de altas tasas de fracasos (>70%) en la implementación de proyectos de datos (CISCO, 2017; White, 2019). No todas las empresas logran los réditos esperados, no saben cómo configurar los recursos para generar ideas o no saben qué hacer con los datos.

1.1.4. Situación Actual de la Literatura Académica sobre Big Data

Esta nueva generación de analítica de datos, incluidos sus fracasos, a través de la literatura académica han empujado a aceptar grandes desafíos para comprender la interrelación de factores que generan la calidad de la información para la toma de decisiones del marketing.

Existen diferentes llamadas al respecto: por ejemplo Akter, Fosso-Wamba, Gunasekaran, Dubey, & Childe (2016) dijeron que la inversión en *big data* todavía plantea muchos desafíos debido al eslabón perdido entre las capacidades analíticas y el rendimiento de la empresa; por su parte, George, Haas, & Pentland (2014) declararon la falta de estudios de investigación que aborden de manera exhaustiva los desafíos claves del *big data*; y Sivarajah, Kamal, Irani, & Weerakkody (2017) llamaron a realizar estudios más profundos basados en encuestas que identifiquen y aborden los desafíos de analizar *big data*.

Considerando los reclamos anteriores, la literatura académica sobre analítica de datos ha respondido con una serie de artículos científicos que abordan la necesidad de comprender la articulación de factores generadores de información para la toma de decisiones del marketing. La gran mayoría de las investigaciones hasta ahora, estudian la capacidad de analítica de datos como determinante del desempeño organizacional, es decir, reúnen una serie de factores tangibles, intangibles y humanos para conformar un constructo de capacidad de analítica de *big data* (CBDA, en inglés) de tercer orden. Sin embargo, algunos autores como Ransbotham, Kiron, & Prentice (2016) o Sun & Jeyaraj (2013), establecen que a medida que evoluciona la analítica de datos hacia un ecosistema de información, entonces las dimensiones de “calidad” son tan críticas como las magnitudes de “capacidad” para generar nuevos conocimientos para las empresas.

En consecuencia, la calidad de la información producto de la analítica de datos representa una nueva línea investigativa para los autores y es precisamente el foco de investigación del presente estudio.

1.2. Objetivos y Contribución de la Tesis

1.2.1. Objetivo General de la investigación

Esta investigación empírica prueba el papel que cumplen una serie de antecedentes de la analítica de datos en la generación del desempeño organizacional, donde la calidad de la información para la toma de decisiones del marketing es el antecedente fundamental.

1.2.2. Objetivos Específicos de la Investigación

Tras definir el objetivo central de esta tesis, se plantearon tres objetivos específicos, que en forma agregada permiten explicar el papel que cumple cada antecedente organizacional en la generación del desempeño; estos objetivos se desarrollan en tres capítulos distintos dentro del presente documento.

La Tabla 1 resume y relaciona cada uno de los objetivos específicos definidos con el capítulo de la tesis, con el modelo conceptual y con las variables asociadas a cada modelo. A su vez, traza el modelo general de la investigación, delimitando el alcance de los factores.

1.2.3. Contribución de la Tesis

La investigación contribuye a la literatura académica existente en torno a la analítica de datos en aspectos conceptuales, empíricos y de negocios. Conceptualmente responde a la necesidad planteada por Surbakti, Wang, Indulska, & Sadiq (2020), es decir, presenta en forma rigurosa, nuevos factores antecedentes del desempeño organizacional del big data. Empíricamente, a) en línea con Huber & Power (1985) & Mullins, Ahearne, Lam, Hall, & Boichuk (2014) utiliza un marco diádico que permite mejorar la fiabilidad de los hallazgos y enriquece la variedad de factores que explican el desempeño organizacional del big data; y b) sobre la base de Hagen et al. (2013) & Vallabhaneni (2019) entrega los argumentos y respaldos empíricos que justifican por qué la perspectiva comercial debe prevalecer sobre la perspectiva tecnológica al momento de medir la calidad de la información para la toma de decisiones del marketing.

Por último, desde el punto de vista de los negocios: a) recomienda el uso de herramientas de planificación estratégicas para diseñar, implementar y controlar planes de datos; b) predice posibles discrepancias de percepción entre directivos a la hora de alinear la calidad de la información generada y requerida para la toma de decisiones del marketing; y c) argumenta cómo una serie de factores organizacionales moderan los efectos sobre el desempeño organizacional.

Objetivo Específico	1	2	3
Objetivo Específico	Medir y justificar, de acuerdo con un mapa estratégico y desde la perspectiva del Mkt, cuáles son los factores organizacionales de la analítica de datos que determinan el desempeño organizacional.	Medir y argumentar las discrepancias existentes entre los directivos de Tecnologías de la Información (TI) y Marketing (Mkt) a la hora de valorar la 'calidad de la información' para la toma de decisiones del marketing .	Medir y concluir, desde una perspectiva diádica (TI/Mkt), cuáles son los factores organizacionales de la analítica de datos que determinan el desempeño organizacional.
Capítulo N°	2	3	4
Modelo N°	1	2	3
Variable Dependiente	Desempeño organizacional	Discrepancia de la calidad de la información	Desempeño organizacional
VARIABLES ANTECEDENTES	Apoyo del CEO, talento, alineamiento del plan de datos, calidad de la información.	Capacidad tecnológica , apoyo del CEO, talento, alineamiento del plan de datos, cultura de uso de datos, calidad de los datos, calidad de la información.	Capacidad tecnológica, talento, procedimientos, calidad de la información.
VARIABLES MODERADORAS	Organización de los analistas, Tipo de analítica de datos.		Tipo de analítica de datos, calidad de datos, apoyo del CEO, cultura de uso de datos, alineamiento plan de datos.
Modelo ampliado de la investigación empírica: "Análítica de Datos y Calidad de la Información para la Toma de Decisiones del Marketing"	Modelo conceptual 1	Modelo conceptual 2	Modelo conceptual

Tabla 1. Visión ampliada de variables (factores) que se articulan dentro de la investigación.

1.3. Estructura de la Tesis y Modelo de Investigación de la Tesis

La estructura de la tesis contempla los siguientes capítulos: primero, se presenta el contexto del estudio empírico y los datos; luego, se presentan los tres capítulos centrales, es decir, los tres estudios que comprende esta investigación; y en la última sección se sintetizan las principales conclusiones, implicaciones gerenciales y limitaciones. (Ver Figura 1).

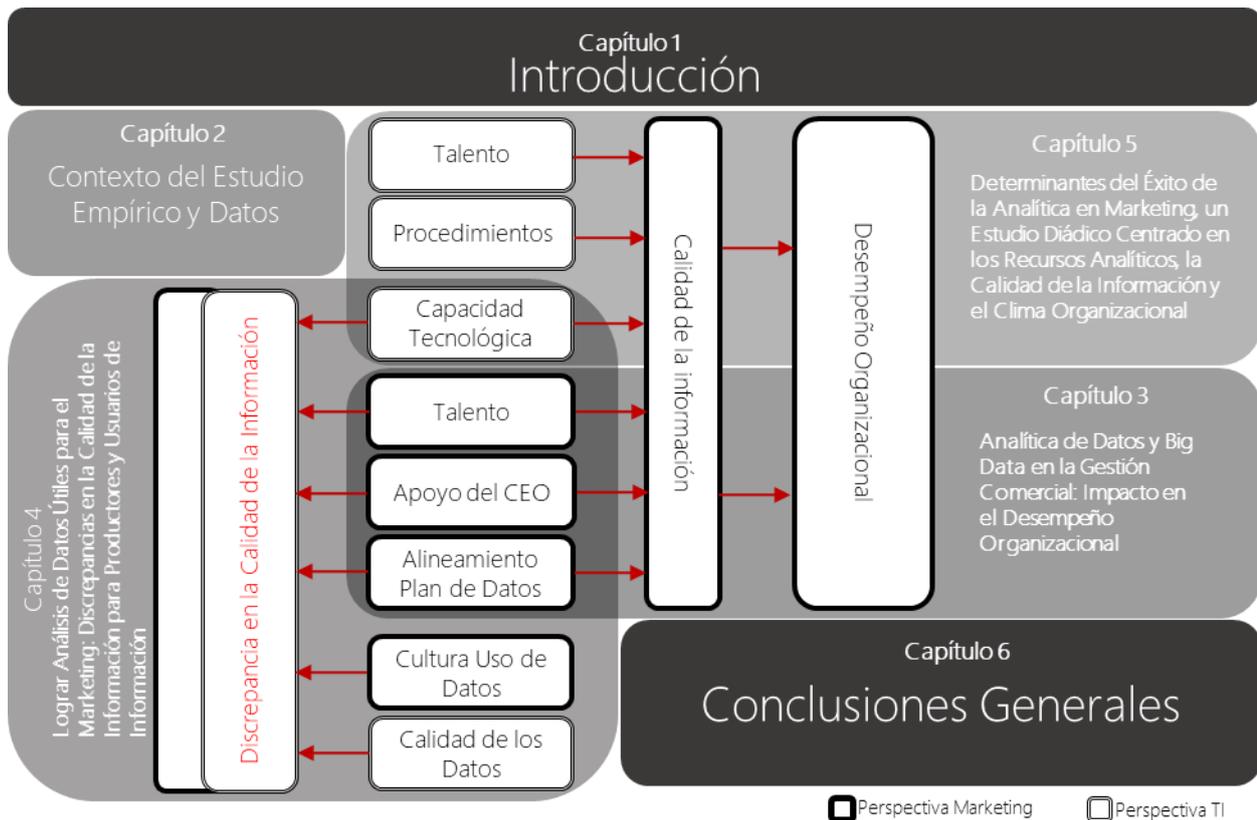


Figura 1. Estructura de la Tesis Doctoral y modelo conceptual ampliado.

2

CONTEXTO DEL ESTUDIO EMPÍRICO Y DATOS

CAPÍTULO 2

Contexto del Estudio Empírico y Datos

Para obtener evidencia empírica (a través de encuestas) y contrastar las hipótesis propuestas asociadas a los tres capítulos de investigación, los autores aplicaron una técnica de muestreo de conveniencia a 4.168 ejecutivos, en roles de TI o marketing. Para reducir los sesgos que surgen del muestreo de conveniencia, este estudio utilizó una base de datos con miles de gerentes de toda España, LinkedIn. Según Gupta & George (2016), dada la proliferación de las redes sociales, los académicos de SI han estado explorando fuentes en línea como LinkedIn para recopilar datos para probar sus hipótesis (por ejemplo, Schmiedel, vom Brocke, & Recker (2014); Tambe (2014); Wenting, Brax, Mervi, & Risto (2019). En concreto, dentro de la literatura analítica de datos, se encontraron dos estudios que utilizan la base de datos de LinkedIn, Akter et al. (2016) y Gupta & George (2016), con 152 y 108 miembros encuestados, respectivamente. Por lo tanto, el uso de LinkedIn y el muestreo de conveniencia se ha utilizado en investigaciones anteriores de análisis de datos.

LinkedIn, división de Microsoft, es la red profesional más grande del mundo, con más de 13 millones de miembros en España (LinkedIn, 2019), esto es más del 50% de los usuarios de redes

sociales en España (IAB Estudio, 2020). Con base en Shadish, Cook, & Campbell (2002), al tratarse de una red profesional libre y con una amplia presencia nacional, las relaciones reveladas también son válidas en otras poblaciones, lo que aumenta la capacidad de abordar adecuadamente a los sujetos de estudio. Sin perjuicio de lo anterior, y para reducir los sesgos derivados del muestreo por conveniencia, los investigadores se aseguraron de que todos los encuestados estuvieran dentro del perfil de investigación definido previamente.

Antes de la recolección principal de datos, 26 empresas fueron sometidas a un cuestionario piloto para esta investigación. Esto resultó en 52 respuestas emitidas válidamente, es decir, 26 díadas (26 directores de TI y 26 directores de marketing). Los cuestionarios contenían elementos comunes que ambos gerentes debían responder, así como elementos diferenciados para gerentes de TI y marketing. Específicamente, los gerentes de TI evaluaron los factores que reflejan una perspectiva de recursos tangibles (calidad de datos y capacidad tecnológica), mientras que los gerentes de marketing cubrieron factores relacionados con los recursos humanos (calidad del talento y apoyo del CEO) e intangibles (alineación y cultura de uso de datos). Posteriormente se invitó aleatoriamente a 4.168 ejecutivos de toda España. De ellos, 450 aceptaron participar en la encuesta, lo que representa a 355 empresas con presencia en España. El diseño de la encuesta se realizó a través de Qualtrics, que es una de las plataformas de investigación de mercado más utilizadas en el mundo (Qualtrics, 2019). Los factores consultados, y en forma diferenciada, se aprecian en la Tabla 2.

Factor a evaluar	Directivo de TI	Directivo de marketing
Tecnologías de la información	√	-
Procedimientos	√	-
Calidad de los datos	√	-
Alineamiento del plan de datos	√	√
Talento analítico	√	√
Calidad de la información	√	√
Cultura uso de datos	-	√
Desempeño organizacional	-	√
Apoyo del CEO	-	√

Tabla 2. Factores organizacionales por perspectiva.

Este estudio cubre tanto la analítica tradicional como el big data. Lo anterior se basa en la declaración de Davenport (2011); Davenport & Harris (2007, 2017) quienes afirman que, si bien ambas analíticas tienen características propias, en cuanto a factores organizacionales, ambas analíticas son equivalentes, es decir, ambas tienen un enfoque basado en su capacidad analítica

en toda la organización, una completa arquitectura analítica totalmente automatizada integrada en los procesos. En la muestra utilizada en la presente investigación, los usuarios utilizan big data en un 68,1% y tradicional en un 31,9%. Todos los encuestados (100%) afirmaron que el análisis de datos era una ventaja competitiva fundamental.

El proceso de recopilación de datos se detalla en la Tabla 3. Respecto al primer estudio, del total de 196 respuestas recibidas por informantes de marketing, se descartaron 56, dado que declararon que no trabajaban con analistas sus procesos internos o que utilizaban la intuición en el lugar de la analítica de datos para la toma de decisiones. En consecuencia, un total de 140 respuestas validas fueron utilizadas.

Para el segundo y tercer estudio, de un total de 401 respuestas recibidas, se descartaron 211 respuestas, por no responder a la condición diádica por empresa, es decir, solo se consideró pares de respuestas (TI/Marketing); solo 190 respuestas cumplían esta condición, lo que equivale a 95 casos o empresas.

Nombre del estudio	Empresas contactadas	Invitaciones a Directivo TI	Invitaciones a Directivo Mkt	Respuestas recibidas TI.	Respuestas recibidas Mkt.	Respuestas válidas	Diadas	Tasa efectiva respuestas
Análítica de Datos y <i>Big Data</i> en la Gestión Comercial: Impacto en el Desempeño Organizacional	240	0	240	0	196	140*	0	58,3%
Lograr Análisis de Datos Útiles para el Marketing: Discrepancias en la Calidad de la Información para Productores y Usuarios de Información	240	210	240	205	196	190	95*	42,2%
Determinantes del Éxito de la Analítica en Marketing un Estudio Diádico Centrado en los Recursos Analíticos, la Calidad de la Información y el Clima Organizacional	240	210	240	205	196	190	95*	42,2%

Tabla 3. Estadísticas del proceso de recopilación de casos. Unidad de Análisis: Empresas con más de 200 empleados y con sede en España. Informantes: Directivo Marketing (Mkt) y/o TI. (*) Total empresas de la muestra.

Respecto al perfil del total de respuestas válidas (248), éstas representan 22 localidades de España (ver Gráfico 1). Madrid representa el (54,4%) de la muestra y le siguen Barcelona, Salamanca y Bilbao, con (17,3), (4,0%) y (4,0%), respectivamente. El Gráfico 2 visualiza las regiones que están contenidas en la investigación.



Gráfico 1. Cantidad de casos de la muestra por ciudad.



Gráfico 2. Regiones de España representadas en la muestra.

Respecto a la ubicación de la casa matriz de cada empresa asociada a la investigación, un total de 13 países están representados. En España se ubica el (63,3%) de las casas matrices, le sigue Estados Unidos con (11,4%), luego Italia, Francia, Alemania, todos con un (4,4%) de representatividad (ver Gráfico 3). Geográficamente, se aprecian los países en el Gráfico 4.

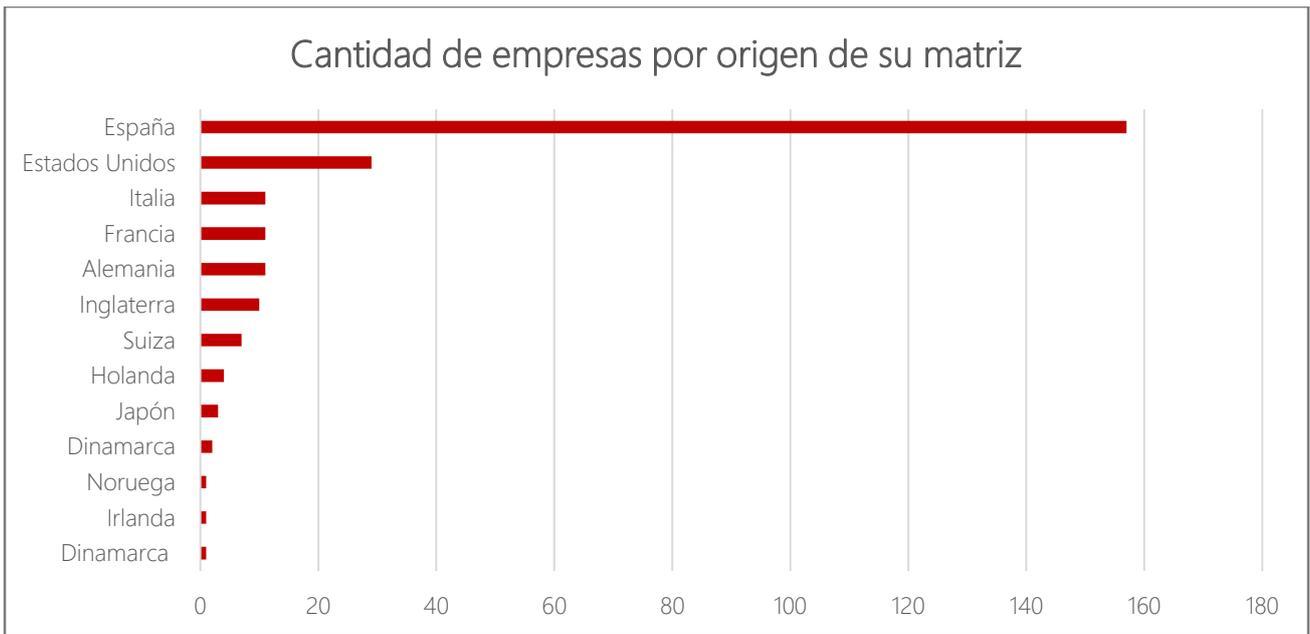


Gráfico 3. Cantidad de países representados en la muestra por origen de la matriz.

Respecto a la mayoría de la propiedad de las empresas que conforman la investigación, un 59,3% son de capital español, la diferencia es extranjera (ver Gráfico 5 izquierda). En cuanto al tipo de dirección, su mayoría, un 57,3% pertenecen a un grupo empresarial, es decir, están sometidas a una dirección unitaria que determina los lineamientos de cada una de ellas (ver Gráfico 5 derecha).

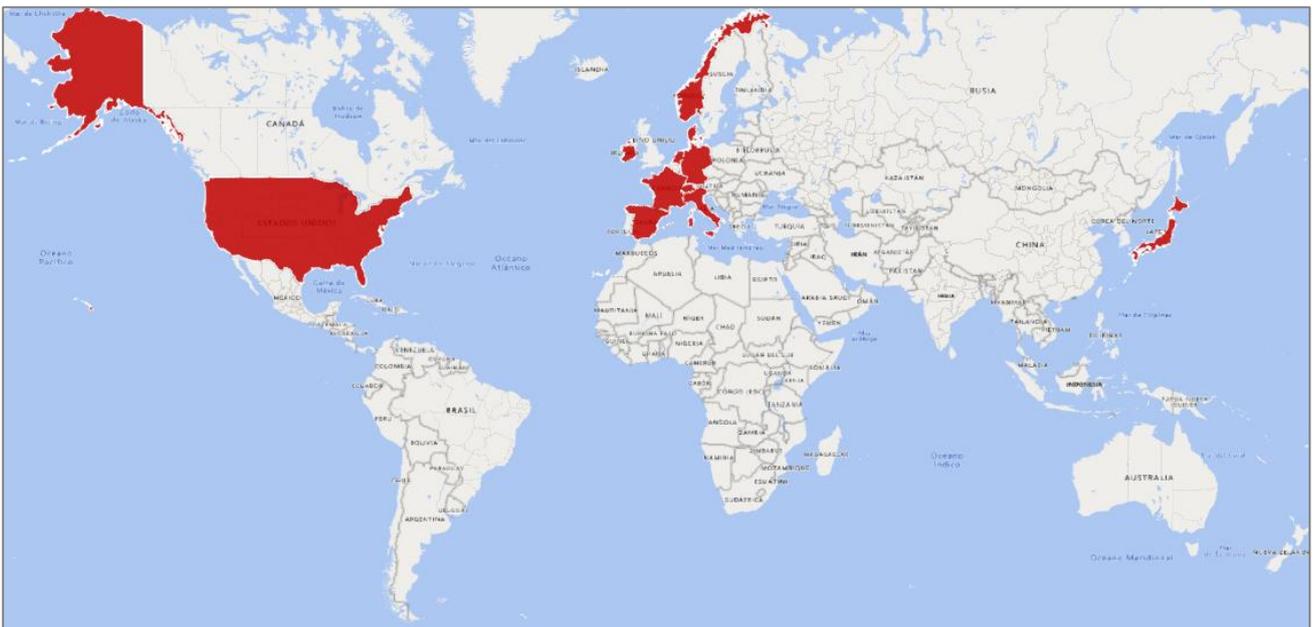


Gráfico 4. Regiones de mundo representadas en la muestra por país origen de la matriz.

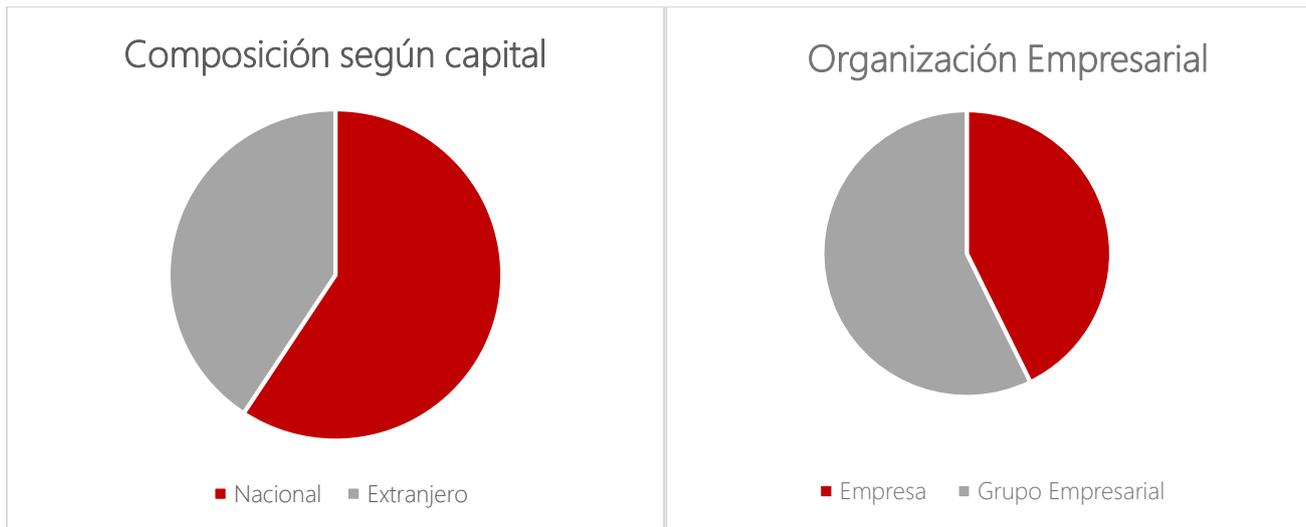


Gráfico 5. (Izquierda) Origen del capital de las empresas contenida en la muestra; (Derecha) Tipo de dirección empresarial de las empresas contenida en la muestra.

Respecto a la estructura organizacional, en su mayoría (72,6%) son empresas no familiares, es decir, no son administradas por sus dueños o por algunos de ellos (ver Gráfico 6 izquierda). En relación al tipo de analítica utilizada para generar información para la toma de decisiones del marketing, un 68,1% de los casos investigados utiliza *big data* (ver Gráfico 6 derecha).

En cuanto a la antigüedad de las empresas contenidas en la muestra, la mayoría de ellas, están en el rango 21-30 años (19,0%) y 51-100 años (19,0), entre rangos ambos ocupan el 38% del total. Con menos de 3 años de vida, representan menos del 2% de los encuestados (ver Gráfico 7). En esta misma gráfica se observa la proporción del tipo de analítica de datos por antigüedad de las empresas. La mayor cantidad de empresas que utilizan *big data* (20,7%) se ubican en el rango de 51-100 años, en cambio, sobre la analítica tradicional (20,3%), la mayor cantidad de empresas se ubican en los rangos 21-30 años.

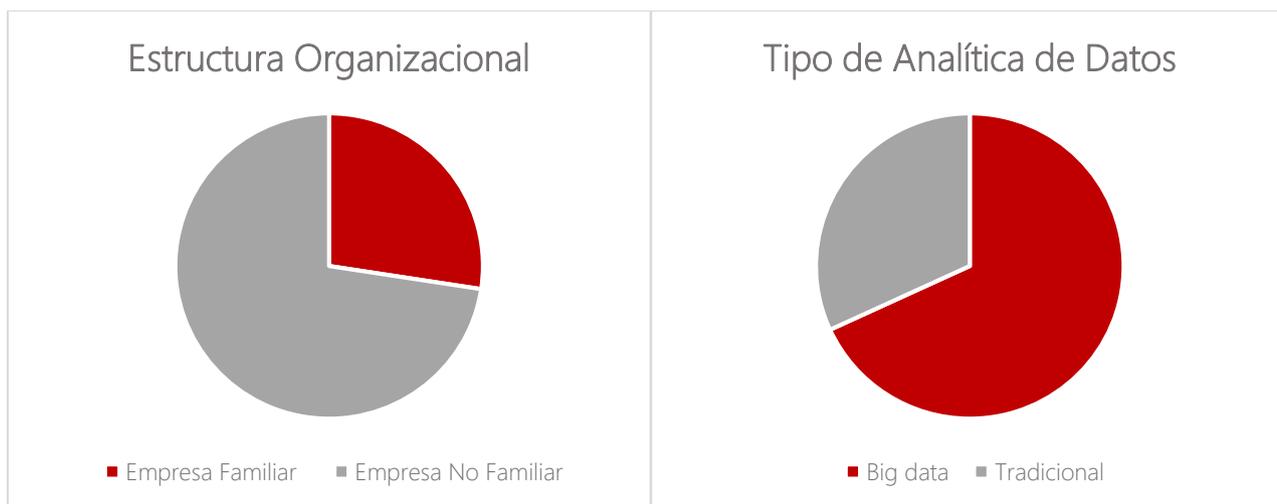


Gráfico 6. (Izquierda) Estructura organizacional de las empresas contenida en la muestra; (Derecha) Tipo de analítica de datos de las empresas contenida en la muestra.

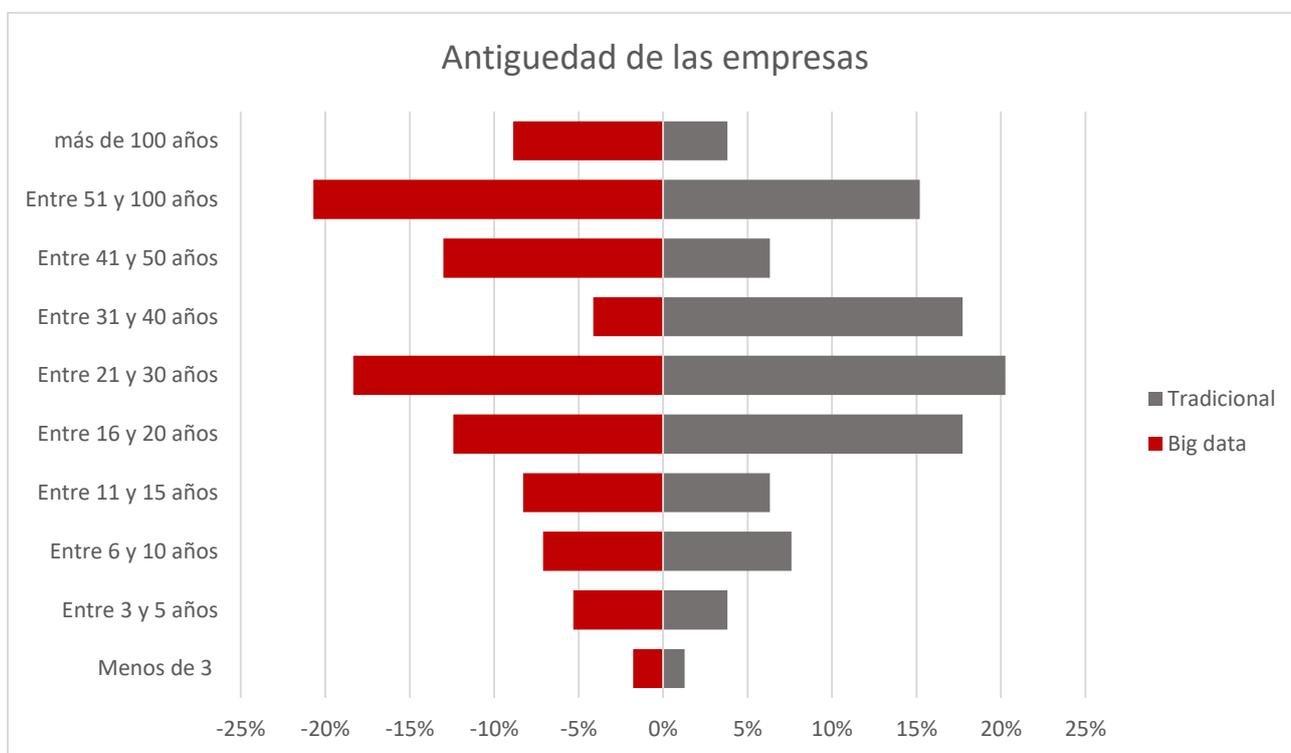


Gráfico 7. Antigüedad de las empresas por tipo de analítica contenida en la muestra.

Al analizar el tipo de analítica de datos utilizada por sector industrial se observan dos hechos: primero, se observa que son 17 los sectores industriales que, a través de los participantes, fueron reconocidos como principales (ver Gráfico 8), entre ellos destacan: información y comunicación (18,1%); actividades financieras y de seguros (13,3%); actividades profesionales, científicas y técnicas (13,3%); industrias manufactureras (7,7%); y comercio al por mayor y al por menor (6,5%); segundo, el principal sector industrial que destaca en el uso de *big data* es información y comunicación (21,9%), le sigue el sector de actividades financieras y de seguros (14,2%) luego, para el caso de

analítica tradicional, el que más destaca es el sector de actividades profesionales, científicas y técnicas (19,0%), le sigue el sector de actividades financieras y de seguros (11,4%) (ver Gráfico 9).

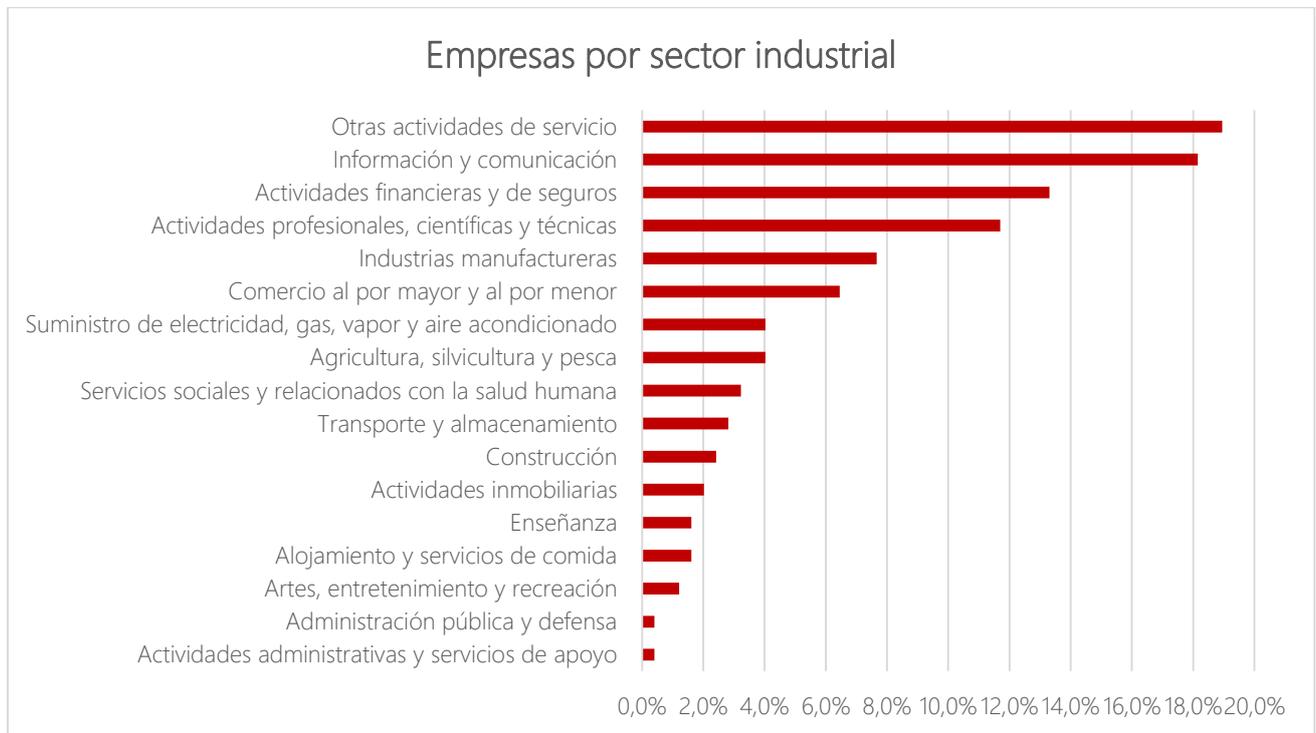


Gráfico 8. Participación de sectores industriales en la muestra.

La intensidad de datos de datos está dada por los sectores industriales, según Davenport (2014) hay sectores con mucha información de consumo, como ventas minoristas, viajes y transporte , telecomunicaciones, medios y entretenimiento, atención médica y servicios financieros. Por lo tanto, son estos los sectores que se identifican con una alta intensidad de datos, otros sectores industriales se identifican con intensidad moderada. En consecuencia, el 75,4% de las empresas vinculadas a sectores industriales con alta intensidad utilizan *big data*. Los sectores con intensidad baja a moderada de datos también utilizan *big data* (60,7%), en este caso el *big data* sigue teniendo supremacía sobre la analítica tradicional (ver Gráfico 10).

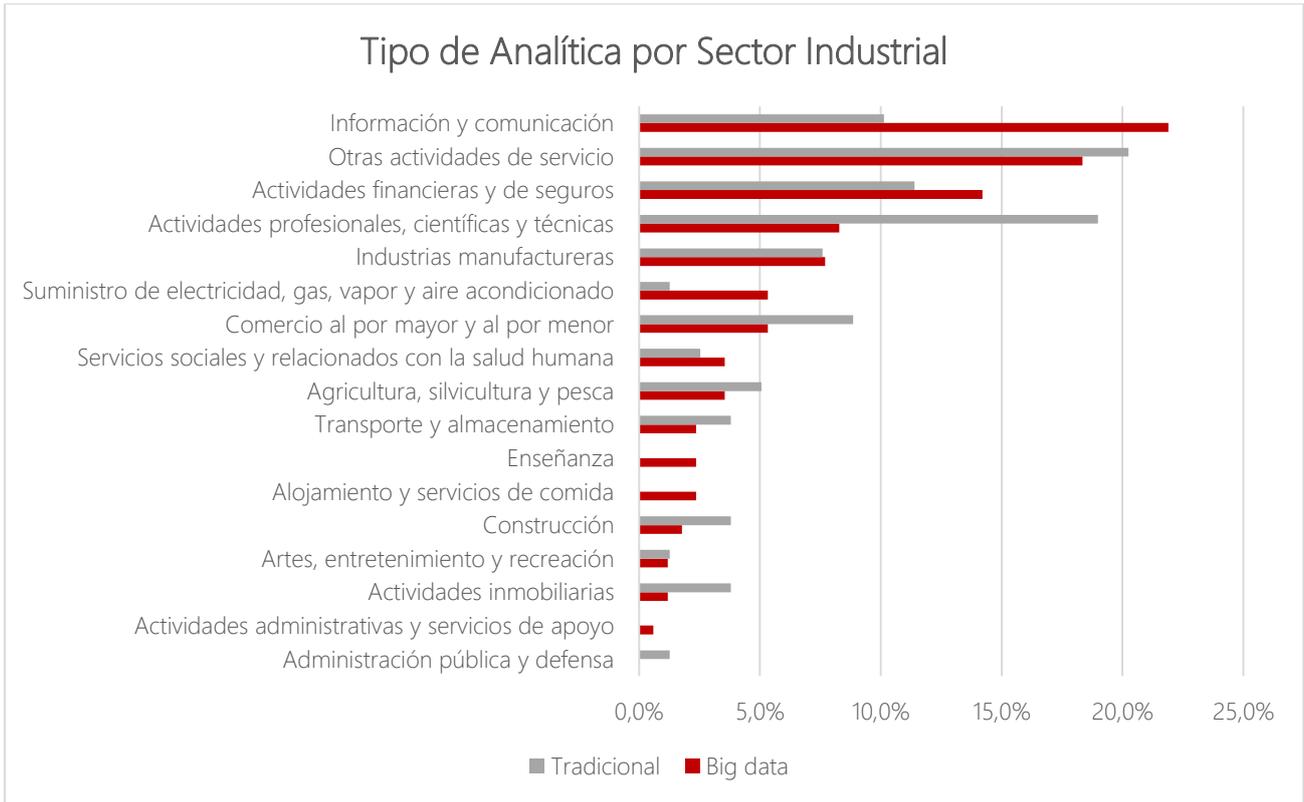


Gráfico 9. Participación del tipo de analítica de datos por sector industrial.

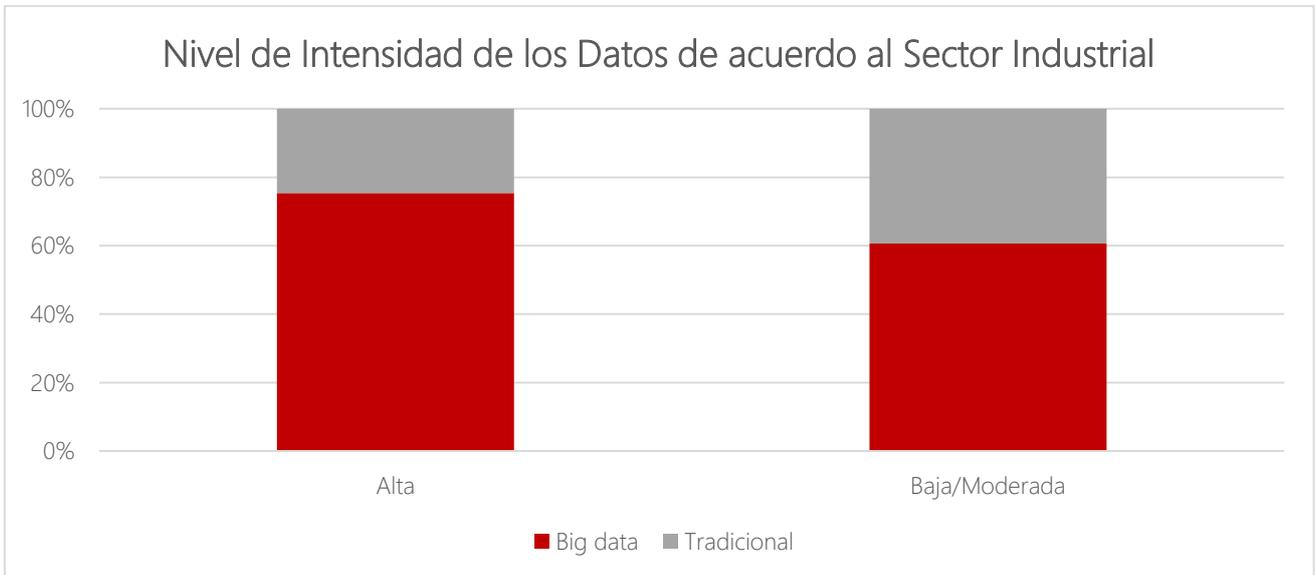


Gráfico 10. Participación del tipo de analítica sobre el nivel de intensidad de los datos.

Respecto a las ubicaciones de los analistas, centralizada, compartida y descentralizada, las empresas que utilizan *big data*, distribuyen las ubicaciones en (26,0%), (51,5%) y (22,5%), respectivamente; en el caso de las empresas con analítica tradicional, distribuyen las ubicaciones en (27,8%), (48,1%) y (24,1%) respectivamente (ver detalles en Gráfico 11 Anexo A). Sin considerar el tipo de analítica utilizada, las relaciones mantienen las proporciones (26,6%), (50,4%) y (23,0%), respectivamente.

Respecto al tipo de analítica utilizada (*big data* / tradicional) por país origen de la matriz, cinco países representan el 88,3% de la muestra (España 63,3%, Estados Unidos 11,7%, Italia, Francia y Alemania un 4,4% cada uno) (ver detalles en Gráfico 12 Anexo A).

En otra arista, el 97,2% de las empresas reconoce que la empresa posee un plan estratégico para alcanzar su visión empresarial, y el 95,2% de los encuestados declaran que la empresa le ha informado indicadores de gestión asociados a tareas diarias. Finalmente, un 94,8% de los encuestados indica que posee procedimientos, normas o instrucciones para guiar sus operaciones diarias.

3

ANALÍTICA DE DATOS Y BIG DATA EN LA GESTIÓN COMERCIAL: IMPACTO EN EL DESEMPEÑO ORGANIZACIONAL

CAPÍTULO 3

Analítica de Datos y Big Data en la Gestión Comercial Impacto en el Desempeño Organizacional

Desde principios del año 2010 la analítica de datos de big data se ha convertido en un elemento estratégico de la Tecnología de la Información (TI) para las organizaciones (Kambatla, Kollias, Kumar, & Grama, 2014). El big data facilita la toma de decisiones, sobre la base de datos relacionales tradicionales, aumentados con nuevas fuentes de datos no estructuradas (Olenski, 2015); y permite a las empresas mejorar su competencia de análisis de datos, estar más informadas y ser más rápidas generando ideas (Ghasemaghaei, Ebrahimi, & Hassanein, 2018). A medida que más empresas apliquen big data pueden mejorar la calidad de la información y su desempeño organizacional (Fosso-Wamba, Akter, Edwards, Chopin, & Gnanzou, 2015).

A pesar de que existe evidencia de que el análisis de datos de big data puede ayudar a las organizaciones a mejorar su desempeño organizacional (por ejemplo, Davenport & Bean, 2018; Isson & Harriott, 2013; McKinsey & Company, 2011; Verhoef, Kooge, & Walk, 2016), estudios recientes encontraron que la gran mayoría de las empresas no logran aprovechar sus inversiones en estrategia de datos. Una estrategia de datos empresarial se define como organizar, gobernar,

analizar y desplegar los activos de información de una organización (Davenport & Leandro, 2017). Por ejemplo, una encuesta reciente, informa que el 77% de las empresas advierten que la "adopción comercial" de iniciativas de big data e inteligencia artificial (IA) sigue representando un gran desafío para las empresas, porque tres cuartos del software que se está desarrollando aparentemente está acumulando polvo (Davenport & Bean, 2019). Un informe indica que el 80% de las ideas analíticas no entregarán resultados comerciales hasta 2022 y el 80% de los proyectos de IA "permanecerán en estudio experimental" hasta 2020 (White, 2019). Asimismo, Leff (2019) declaró que el 87% de los proyectos de ciencia de datos nunca llegan a producción.

Los fracasos en big data parecen residir en la brecha de conocimiento sobre: ¿cómo se deben controlar los factores organizacionales para formular una estrategia de analítica de datos de alto nivel (McKinsey & Company, 2011; Verhoef et al., 2016)?, ¿cómo las capacidades analíticas se traducen en rendimiento para la empresa (Akter et al., 2016)?; y ¿cómo se debe gestionar estratégicamente los recursos de análisis de datos y la calidad de la información generadora del desempeño organizacional (Wang, White, & Chen 2015)? Por lo tanto, estos temas representan preguntas de investigación a las que el presente trabajo pretende dar respuesta.

Dentro de la literatura previa de analítica de big data algunos autores (por ejemplo, Akter et al., 2016; Fosso-Wamba et al., 2017; Gupta & George, 2016) proponen el uso de un constructo de tercer orden denominado "capacidad de analítica de big data", el cual articula un conjunto de recursos de análisis de datos que impacta en el desempeño organizacional; si bien dichos autores obvian el efecto de la calidad de la información. Autores como Ransbotham, Kiron, & Prentice (2016) o Sun & Jeyaraj (2013), establecen que a medida que evoluciona la analítica de datos hacia un ecosistema de información, la "calidad" se transforma en un constructo clave para explicar el impacto de la analítica en el desempeño organizacional.

Otros estudios se hacen eco de dicho llamamiento (por ejemplo, Fosso-Wamba et al., 2019; Ren, Fosso-Wamba, Akter, Dubey, & Childe, 2016) y plantean la calidad de la información como un antecedente fundamental para explicar el impacto de la analítica en el desempeño organizacional. Después de todo la calidad de la información es la que respalda los objetivos y metas de la organización en la que se utiliza (van der Pijl, 1994). Este trabajo de investigación está alineado

con esta última línea de investigación, nos centramos en la calidad de la información como antecedente fundamental del desempeño organizacional pero también pretende dar respuesta a ¿cómo se relacionan los antecedentes del análisis de datos con el desempeño organizacional? Este trabajo es novedoso al proponer nuevos antecedentes así como al aplicar el uso de Balanced Scorecard (BSC) como herramienta de gestión y control para estrategias de analítica de datos (Davenport & Harris, 2007, 2005). Otro aspecto novedoso del trabajo es utilizar la perspectiva de marketing para valorar la calidad de la información (usuario de la información). La literatura anterior en este campo ha valorado la calidad de la información desde el punto de vista del generador de la información (TI y no del usuario de dicha información, marketing).

El marco conceptual propuesto en esta investigación se basa en la teoría la Teoría Basada en Recursos (RBT) de Barney & Clark (2007), y de literatura de: procesos de negocios (Hammer, 1990), calidad de la información (Chengalur-Smith, Ballou, & Pazer, 1999) y control de estrategias empresariales (Kaplan & Norton, 2002). Dicho marco conceptual nos permita identificar y comprender el papel que desempeñan distintos antecedentes organizacionales sobre el desempeño organizacional, donde la calidad de la información es un antecedente fundamental.

Este estudio contribuye a la literatura previa por dos vías: la empírica y la relacionada con los negocios. La contribución empírica consiste en proponer y validar empíricamente el marco conceptual con datos basados en una encuesta a directivos de marketing de 140 empresas nacionales y multinacionales con sede en España. Empíricamente, el estudio confirma la importancia de los recursos, como el talento de los analistas y el apoyo del CEO, y de procesos como la alineación de los planes de datos con las estrategias comerciales; además, incorpora recursos organizacionales como moderadores, es el caso del tipo de analítica de datos (Davenport, 2014) y el tipo de organización de los analistas de datos (Günther, Rezazade Mehrizi, Huysman, & Feldberg, 2017). Desde la perspectiva de negocios, la contribución se aplica al uso del BSC como herramienta de control y gestión para estrategias de analítica de datos.

A continuación, revisamos la literatura previa, lo que lleva a nuestra propuesta de un marco conceptual e hipótesis, continuamos con la metodología que utilizamos en nuestro análisis empírico e interpretamos y comentamos nuestros resultados. Finalmente, presentamos nuestras

principales conclusiones y discutimos las implicaciones y limitaciones de gestión de nuestra investigación.

3.1. Marco Conceptual y Propuesta de Hipótesis

En el contexto del análisis de datos para la toma de decisiones, existen cuatro conceptos importantes que permiten identificar y comprender el papel que desempeñan distintos antecedentes organizacionales sobre el desempeño organizacional y su rol dentro de una estrategia de datos: los recursos, los procesos, la calidad de la información y el BSC.

3.1.1. Antecedentes del Desempeño Organizacional

La RBT ha sido utilizado por diversos académicos en los últimos años (por ejemplo, Akter et al., 2016; Gupta & George, 2016; Ren et al., 2016), pues ofrece una valiosa explicación del impacto de big data en la comercialización (Erevelles, Fukawa, & Swayne, 2016a). Según Gu & Jung (2013), la RBT es considerada como un marco sólido por los académicos, pues permite identificar los recursos y sus efectos sobre la ventaja competitiva y el desempeño organizacional. Además, es una teoría versátil, que también permite analizar recursos en otras disciplinas científicas, como la gestión de operaciones & cadena de suministro, y gestión estratégica (Gupta & George, 2016). Es una de las teorías más destacadas y poderosas para describir, explicar y predecir relaciones organizacionales (Barney, Ketchen, & Wright, 2011). Esta teoría establece que la organización representa una colección de recursos que pueden combinarse para generar una ventaja competitiva (Palmatier, Dant, & Grewal, 2007); cuando el recurso es valioso, raro, imperfectamente imitable y explotable por la organización (Barney, 1991). Por lo tanto, en el contexto de la analítica de datos y sobre la base de Kaplan & Norton (2012), el talento analítico, el apoyo del CEO, el tipo de analítica (tradicional / big data) y el tipo de organización del talento analítico (analistas) representan una plataforma de recursos capaces de generar procesos de negocios capaces de engendrar información de calidad que se traduzca en desempeño organizacional.

Los procesos de negocios son actividades relacionadas en forma lógica para un resultado / propósito particular (Davenport & Short, 1990; Harmon, 2010; Slack, Chambers, Johnston, & Betts,

2009). El concepto de procesos de negocio ha ganado una extensa aceptación en una amplia gama de comunidades académicas (Bititci et al., 2011), fue popularizado por primera vez en 1980 (Hammer, 1990). De acuerdo a Srivardhana & Pawlowski (2007), los procesos de negocios son necesarios para operacionalizar la relación entre las capacidades tecnológicas y la necesidad de información para la toma de decisiones; en otras palabras, los recursos requieren ser procesados para generar conocimiento (Bunge, 1997; Krogh, 2015; Van De & Poole, 1995). En el campo de la gestión de calidad, los procesos de negocios representan conceptos centrales de las metodologías de mejora continua que incrementan el desempeño organizacional (Antony, 2006; Schroeder, Linderman, Liedtke, & Choo, 2008). De hecho, la particularidad que poseen los procesos negocios es que no solo se enfocan en actividades, es decir, qué se hace y / o cómo se hacen, sino que también pone énfasis en cómo estas actividades están interconectadas y cómo el trabajo fluye a través de estas actividades para producir resultados eficientes y efectivos (Bititci et al., 2011). De acuerdo a Smith & McKeen (2003) el alineamiento del plan de datos con el plan comercial, existe cuando el desempeño esperado y las actividades de una organización y las tecnologías de información están alineadas, es decir, y en línea con Henderson & Venkatraman (1993), cuando el proceso permite la integración entre la estrategia comercial y la estrategia de TI. Por lo tanto, en el contexto de la analítica de datos y sobre la base de Kaplan & Norton (2012), el alineamiento representa un proceso fundamental para operacionalizar la estrategia e impactar en el desempeño organizacional.

La calidad de la información es una preocupación constante de las organizaciones, y la literatura continúa informando problemas por causa de la calidad deficiente de la información (Ge & Helfert, 2013). Estudios demuestran que aumentar el nivel de calidad de la información mejora la efectividad de la toma de decisión (Keller & Staelin, 1987), el desempeño de la toma de decisión (Jung, Ryan, Olfman, & Park, 2005) y la calidad de la toma de decisión (S. Raghunathan, 1999); y que la toma de decisiones depende de alta calidad de la información (Chengalur-Smith et al., 1999; Fisher, Chengalur-Smith, & Ballou, 2003). Lo anterior está en línea con (Gorla, Somers, & Wong, 2010) que establece un mayor impacto en el desempeño organizacional en situaciones en alta calidad de la información. De acuerdo a van der Pijl (1994) la calidad de la información debe juzgarse por su contribución a los objetivos de la organización. Según Reeves & Bednar (1994) la

calidad de la información es alta si ella satisface las expectativas del cliente. Una definición de calidad de información en el contexto de big data la propone Ren et al. (2016), que la define a través de cuatro dimensiones, a saber, integridad, actualización, formato y precisión, i) la integridad es la percepción del usuario de recibir toda la información necesaria; ii) actualización se refiere a si la información es reciente; iii) el formato indica percepciones de qué tan bien se presenta la información; y iv) la precisión es la percepción del usuario de que la información es correcta. Por lo tanto, en el contexto de la analítica de datos, y de acuerdo a Kaplan & Norton (2012), la calidad de la información representa un constructo crítico, es decir, un antecedente fundamental y estratégico que impacta en el desempeño organizacional.

3.1.2. Antecedentes, Estrategia de Datos y Balanced Scorecard

Las organizaciones deben reconocer la oportunidad y/o amenazas estratégicas que representan el big data, deben evaluar y controlar cualquier brecha entre sus recursos y procesos actuales de TI y su estrategia de datos para capturar la información necesaria para su empresa (Camison, Palacios, Garrigos, & Devece, 2009). Lo anterior, según McKinsey & Company (2011) exige a las organizaciones desarrollar una estrategia de datos integrada para toda la empresa, la cual debe establecer claramente antecedentes necesarios para generar información para la toma de decisiones, y por defecto el desempeño organizacional. El desarrollo de la estrategia requiere de un proceso de análisis, que implica traducir la estrategia, para ello esta investigación propone el modelo de BSC (Kaplan & Norton, 2002). El Balanced Scorecard es una metodología para articular y operacionalizar la estrategia en un conjunto de objetivos estratégicos y luego medirlos y controlarlos para asegurar su ejecución (Kaplan & Norton, 2008). Esta metodología permite la operacionalización de los antecedentes del desempeño organizacional dentro de la estrategia de datos, es decir, crean un sistema de gestión integral que las empresas pueden utilizar para sustentar una ejecución estratégica (Kaplan & Norton, 2008). El BSC ha sido utilizado durante dos décadas para monitorear el desempeño organizacional y ha sido la estrategia de datos quien ha proporcionado los datos para sus KPI (Davenport, 2006; Davenport & Harris, 2005), sin embargo, y de acuerdo a Kaplan & Norton (2012) no todas las organizaciones poseen un BSC para implementar la estrategia de datos. En consecuencia, y en el contexto de la analítica de datos, la

estrategia de datos es factible de ser operacionalizados a través del BSC, que resulta ser una herramienta efectiva para controlar la estrategia (Koufteros, Verghese, & Lucianetti, 2014).

De acuerdo a la literatura de analítica de datos y en especial a los cuatro conceptos teóricos expuestos, se identifican siete factores organizacionales que determinan el desempeño organizacional a través de la analítica de datos de big data. Dichos factores, incluyendo el desempeño organizacional, responden a una estrategia datos y son susceptibles de organizar dentro de un BSC, permitiendo establecer relaciones causa / efecto. En consecuencia, y de acuerdo a la estructura básica de BSC, se establecen como: i) recursos: el talento analítico capaz de capturar información de las actividades de los consumidores (Phillips, 2016), el apoyo del CEO capaz de impulsar la estrategia de datos (Verhoef et al., 2016), el tipo de analítica de datos que determinará las capacidades tecnológicas para procesar los datos (Bharadwaj, El Sawy, Pavlou, & Venkatraman, 2013), el tipo de organización sobre los analistas de datos que determina la capacidad de transformar ideas en acción (Erevelles et al., 2016a); ii) procesos: el alineamiento del plan de datos con el plan comercial en apoyo a la misión organizacional (Barton & Court, 2012); iii) atributo: la calidad de la información que contribuye a mejorar el desempeño del negocio (Morgan, Slotegraaf, & Vorhies, 2009); y iv) resultados: el desempeño organizacional que representa el valor a los clientes y la firma (Verhoef et al., 2016).

Finalmente, de acuerdo a los factores identificados y la herramienta de gestión propuesta (BSC), derivamos en el modelo conceptual desplegado en un mapa estratégico (Ver Figura 2). La estructura del BSC, desde los resultados a los recursos, es utilizada para la presentación del desarrollo de hipótesis.

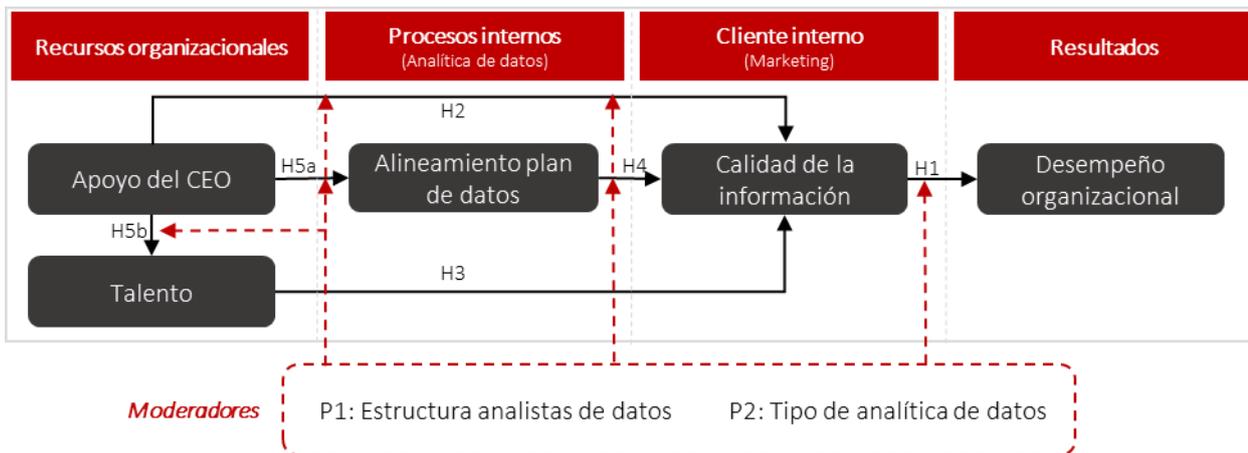


Figura 2. Modelo conceptual dentro de un mapa estratégico (BSC).

3.1.3. Calidad de la Información y Desempeño Organizacional

Según Wixom et al. (2013), los usuarios comerciales seleccionan la calidad de la información más relevante para la toma de decisiones, lo que desencadena acciones que generan una amplia gama de valor comercial tangible e intangible. Gorla, Somers, & Wong (2010a) declararon la calidad de la información como una de las variables más influyentes en el desempeño organizacional. Después de todo, la calidad de la información permite a las empresas comprender las necesidades esenciales del mercado y, por lo tanto, aumentar el valor para el consumidor (Wang, White, & Chen, 2015). Esta comprensión implica que las organizaciones tienen planes de datos que contienen la información requerida para crear valor para los clientes (Verhoef et al., 2016). Además, el análisis de datos afecta la rentabilidad de las empresas (Akter et al., 2016); según McKinsey & Company (2011), la información generada por *big data* beneficia a las economías y crea nuevas olas de crecimiento productivo. Fosso-Wamba et al. (2015) indican que la calidad de la información es un antecedente clave del desempeño organizacional. Por lo tanto, las empresas que invierten en capacidad de *big data* (por ejemplo, Netflix, General Electric, LinkedIn) deben administrar esta capacidad para mejorar las actividades generadoras de ingresos e impulsar el crecimiento (Akter et al., 2016). La literatura anterior muestra que la capacidad de análisis de datos que generan conocimiento afecta positivamente los resultados financieros de las empresas (Barton & Court, 2012; Davenport & Harris, 2007; McAfee & Brynjolfsson, 2012). En consecuencia, proponemos:

H1. La calidad de la información tiene un efecto positivo en el desempeño organizacional.

3.1.4. Apoyo del CEO y Calidad de la Información

Según Davenport & Harris (2007), si los análisis respaldan las estrategias competitivas, entonces deben contar con suficiente apoyo administrativo. El apoyo del CEO se refiere al grado en que un CEO apoya las prácticas de TI y la cercanía entre los CEO y las unidades de TI (Štemberger, Manfreda, & Kovačič, 2011), donde el CEO actúa como un agente de las empresas, responsable de dirigir y evaluar el desempeño de las unidades de TI (Gao, Gong, Zhang, Mao, & Liu, 2019). De acuerdo a Berman, Marshall, & Ikeda (2020), cada vez más, los CEO se dan cuenta de que han entrado en una era en la que se puede aprovechar todo el potencial de los datos, convirtiéndolos en información y generando conocimiento contextualizado y predictivo. Por lo tanto, el CEO desempeña un papel fundamental en la generación de información desde sus estrategias corporativas de TI (Earl & Feeny, 2000), por lo que cada vez más, los proyectos de analítica de datos de big data requieren un fuerte apoyo desde la administración (McAfee & Brynjolfsson, 2012). Según Barton & Court (2012), lograr los impactos organizacionales deseados requiere apoyo administrativo para iniciativas de provisión de datos, creación de modelos y transformación organizacional, y es precisamente el apoyo del CEO el factor crítico que dirige dichas actividades de TI para lograr los objetivos comerciales (Gao et al., 2019). Debido a que la literatura previa sobre análisis de datos no incluye análisis empíricos de la relación entre el apoyo gerencial y la calidad de la información, confiamos en los argumentos anteriores para proponer:

H2. El apoyo del CEO a la analítica de datos tiene un efecto positivo en la calidad de la información.

3.1.5. Talento, Alineamiento del Plan de Datos y Calidad de la Información

De acuerdo con Sivarajah, Kamal, Irani, & Weerakkody (2017), la capacidad de análisis humano está determinada por el talento de las personas individuales. Los datos por sí solos no ofrecen una panacea; se necesita talento para explotar los datos (Zeng & Glaister, 2017). Los analistas de datos constituyen un factor clave para obtener valor, porque las personas y sus talentos generan los beneficios estratégicos como es el conocimiento, las habilidades y las capacidades (Naidoo, 2016). Además, existe una necesidad no solo de habilidades analíticas, sino también de sentido comercial, experiencia con datos y herramientas, y habilidades de comunicación y visualización que pueden

entregar mensajes poderosos. Según Phillips (2016), existe un consenso de que la verdadera intuición proviene de aquellos que son capaces de sintetizar y extraer la "verdad" de múltiples fuentes de datos. El conocimiento es parte del talento del analista y es una ventaja competitiva para obtener resultados (Constantiou & Kallinikos, 2015). Por lo tanto, debido a que el talento calificado o las habilidades analíticas son necesarias para dar sentido al *big data* (Sivarajah et al., 2017), la literatura anterior ha incorporado el talento como determinante de CBDA (Akter et al., 2016; Fosso-Wamba et al., 2017; Gupta & George, 2016). En consecuencia, proponemos:

H3. El talento tiene un efecto positivo en la calidad de la información.

Para desarrollar una estrategia de TI que sea clara, factible, implementable y alineada con la estrategia comercial general, es clave la comunicación entre los ejecutivos de negocios y TI (Baker & Singh, 2019). La comunicación exige definir indicadores de gestión, tiempos de respuesta e iniciativas de reingeniería para lograr objetivos que han sido preestablecidos (Kaplan & Norton, 2008). Por lo tanto, para que TI ofrezca valor comercial más allá de las operaciones diarias, los gerentes deben planificar y ejecutar de acuerdo con estrategias comerciales, en lugar de tecnológicas (Huang & Hu, 2007). Lo anterior, conlleva a las empresas a alinear las necesidades de información, para lo cual deben transmitir los propósitos a las partes interesadas y prepararlos para aceptar análisis y ejecutar hallazgos. El alineamiento del plan de datos con el plan comercial implica enmarcar el alcance de los análisis y establecer las expectativas de calidad de la información (Isson & Harriott, 2013). Por consiguiente, hipotetizamos:

H4. La alineamiento del plan de datos tiene un efecto positivo en la calidad de la información.

3.1.6. Mediación en el Modelo Propuesto

A través del talento, el apoyo gerencial juega un papel de liderazgo. Verhoef et al. (2016) describen un caso en el que los analistas de una organización de servicios decidieron alejarse de la organización debido a la falta de apoyo gerencial. En contraste, Davenport et al. (2001) citan el ejemplo de la compañía multinacional, Earthgrains, en la que el director ejecutivo (CEO) tenía el siguiente cartel en su oficina: "En Dios confiamos, todos los demás proporcionan datos". El CEO había trabajado mucho para desarrollar estándares que alentaran a los empleados a apoyar una

organización basada en datos. Estos ejemplos se relacionan con los principios de administración en los cuales los superiores establecen metas, crean incentivos y supervisan el desempeño de manera que integren y motiven su talento (Eichhorn & Towers, 2015).

El apoyo administrativo también tiene un efecto a través de la alineación de la información. Según Kaplan & Norton (2016), los esfuerzos para lograr los objetivos locales se pueden alinear con los factores generales de éxito de las organizaciones. Cuando todos los empleados entienden los objetivos e indicadores de alto nivel, pueden establecer objetivos locales que respalden las estrategias generales de sus unidades de negocios. La alineación implica el diseño de indicadores, metas y acciones por parte de los gerentes para ayudar a lograr los objetivos de la estrategia comercial y corporativa. En este sentido, Bass & Bass (2008) indican que los líderes y gerentes alinean sus objetivos y los de sus subordinados con los objetivos de la organización para gestionar las innovaciones y gestionar los recursos, liderar el aprendizaje y el cambio, y gestionar los diversos intereses de las partes interesadas. Gustafson (1999) sugiere que los líderes y gerentes deben usar un BSC que refleje los objetivos de sus organizaciones; las medidas de resultado pueden ayudar a alinear las operaciones con los objetivos estratégicos. Estos argumentos nos llevan a proponer relaciones de mediación que la literatura sobre análisis de datos no ha analizado previamente:

H5. La relación de apoyo del CEO y calidad de la información está mediada por (a) el alineamiento del plan de datos y (b) el talento.

3.1.7. Moderadores en el Modelo Propuesto

De acuerdo con nuestro modelo conceptual y literatura académica propuesta, proponemos que la organización de analistas dentro de la firma y el tipo de análisis utilizados desempeñen roles moderadores.

3.1.7.1. Organización de los analistas

Con respecto a las estructuras organizativas del talento analítico (centralizados, descentralizados o compartidos), la pregunta es ¿Cómo las empresas deberían organizar a los analistas para capturar mejores beneficios? Hagen et al. (2013) declaran que el talento analista es un elemento

crucial en la interpretación y conversión de datos, y que su trabajo está estrechamente relacionado con los gerentes de negocios en términos de generar ideas que conducen a decisiones más estratégicas, sin embargo no existe una única solución al problema de cómo organizar a los analistas. En esta misma línea Verhoef et al. (2016) declaran que no existe una particular receta, y son diversos los factores organizacionales que inciden en la decisión sobre qué estructura se debe adoptar. Günther, Rezazade Mehrizi, Huysman, & Feldberg (2017) dicen que para capturar los beneficios, las organizaciones necesitan encontrar formas de "desarrollar, movilizar y utilizar" de manera efectiva los recursos técnicos y humanos relacionados con el big data, sin embargo ninguna estructura para analistas de datos es prometedora.

3.1.7.2. Tipo de analítica utilizada

La literatura académica ha probado que la competencia de análisis de datos afecta positiva y significativamente el desempeño organizacional (Ghasemaghaei et al., 2018). De acuerdo a Xu, Frankwick, & Ramirez (2016) a medida que aumenta evolucionan los mercados, la tecnología, la regulación, la competencia y los insumos, también aumenta la complejidad y la velocidad con que una empresa adquiere y analiza la información. De acuerdo Davenport (2014) y Xu et al. (2016), tanto la analítica de datos tradicional como la de big data comparte el mismo objetivo de dar sentido a los datos para resolver problemas, lo que resulta en un mejor rendimiento. No obstante, existen diferencias reales entre ambos tipos de analítica (Bharadwaj et al., 2013), que según Sathi (2014), se basan principalmente en la revolución más que en la evolución de los canales de comunicación, es decir, big data es más eficiente frente a la velocidad o volúmenes de los datos, mientras que la analítica tradicional, es más eficiente en mejorar los indicadores clave de rendimiento para obtener mejores conocimientos sobre publicidad, precios, gestión de relaciones con los clientes y desarrollo de nuevos productos. Sin embargo, las organizaciones actualmente se inclinan más hacia el uso de big data para comprender mejor a sus clientes y lograr un compromiso óptimo del cliente (Hopkins & Evelson, 2011).

Hemos propuesto dos posibles moderadores de los principales efectos del modelo investigado que no han sido considerados por la literatura sobre análisis de datos y que creemos que deberían considerarse y analizarse en un modelo de análisis de datos. Formalmente, proponemos:

P1. Las relaciones del modelo difieren entre organizaciones con organización de los analistas de tipo centralizada, descentralizada y compartida.

P2. Las relaciones del modelo difieren entre organizaciones con analítica *big data* y tradicional.

3.2. Validez del Instrumento de Medida

Para medir los constructos propuestos en el modelo conceptual, incluimos ítems de literatura académica previa, incluyendo talento analítico (adaptado de Akter et al., 2016), calidad de la información (Ren et al., 2016), desempeño organizacional (adaptado de Akter et al., 2016) y alineamiento del plan de datos (Akter et al., 2016). Finalmente, para medir el apoyo gerencial para el análisis de datos, construimos una escala de acuerdo con la afirmación de Davenport & Harris, (2007) de que el compromiso de la alta gerencia con el uso de datos se basa en la pasión de los directores por el análisis basado en hechos y la toma de decisiones; ver definiciones para cada constructo en la Tabla 23 del Anexo. Por lo tanto, para cuatro construcciones de modelos, utilizamos escalas previamente probadas en la literatura de análisis de datos y construimos una escala a partir de la literatura; ver Tabla 24 del Anexo. Codificamos las respuestas de acuerdo con una escala Likert de 7 puntos (1 = "totalmente en desacuerdo", 2 = "en desacuerdo", 3 = "más o menos en desacuerdo", 4 = "indeciso", 5 = "más o menos de acuerdo", 6 = "De acuerdo" y 7 = "totalmente de acuerdo").

Realizamos un análisis factorial exploratorio en SPSS versión 23; nuestras pruebas incluyeron análisis de correlación de Pearson, Keyser-Meyer-Olkin (KMO) y pruebas de Bartlett, explicaron la varianza total y factoriales de carga y comunidades. Eliminamos 5 de 16 ítems de la variable de talento analítico. Excluimos ítems si presentaban comunalidades por debajo de 0,4 (Field, 2009). Los resultados del resto de las pruebas fueron satisfactorios. A continuación, llevamos a cabo un análisis factorial confirmatorio (AFC) utilizando SPSS Amos (v. 24), para estimar el modelo de medición y luego el modelo estructural. Identificamos los factores representativos de las relaciones planteadas; las cargas de factores estaban por encima del umbral de (0,6), lo que se considera aceptable cuando las escalas se encuentran en las primeras etapas de desarrollo (W. W. Chin, 1998). La Tabla 23 del Anexo D detalla las fuentes, elementos de las escalas y resultados del AFC.

Evaluamos la validez del conjunto de datos utilizando el complemento MasterValidity disponible en statwiki.com (Gaskin & Lim, 2016). Este complemento genera una tabla de correlaciones de construcciones que incluye la raíz cuadrada de la varianza media extraída (AVE) en la diagonal y la fiabilidad compuesta (CR), así como algunas interpretaciones e indicaciones de problemas de validez. En este caso, el complemento no indica problemas de validez. La tabla 4 detalla los resultados.

A continuación, estimamos el ajuste del modelo (modelo de medida) utilizando el complemento ModelFit de Gaskin & Lim (2016), que estima varios índices de bondad de ajuste. Consideramos los índices más utilizados según Jackson, Gillaspay, & Purc-stephenson (2009), es decir, el índice de ajuste comparativo (CFI) y el error cuadrático medio de aproximación (RMSEA). Un modelo es apropiado si su CFI es mayor que (0,95) y su RMSEA es menor que (0,06) (Hu & Bentler, 1999). En la Tabla 5, ambos índices de bondad de ajuste son excelentes, CFI = (0,969), RMSEA = (0,044).

Variable	CR	AVE	Talento	Alineamiento	Apoyo	Desempeño	Información
Talento	0,928	0,543	0,737				
Alineamiento	0,891	0,671	0,502***	0,819			
Apoyo	0,888	0,727	0,458***	0,657***	0,853		
Desempeño	0,861	0,675	0,583	0,761	0,683	0,821	
Información	0,946	0,595	0,551***	0,590***	0,410***	0,525***	0,771

Tabla 4. Medidas de validez del modelo. Complemento AMOS (2019), sobre la base de Gaskin & Lim (2016).

*** p < 0,001.

Indicador	Estimación	Umbral	Interpretación
CMIN/DF	1,266	Entre 1 y 3	Excelente
CFI	0,969	>0,95	Excelente
RMSEA	0,044	<0,06	Excelente

Tabla 5. Medidas de ajuste del modelo. Complemento AMOS (2019), sobre la base de Gaskin & Lim (2016).

A continuación, se presentan los análisis realizados con SEM y los resultados para el modelo principal, para la mediación y para las moderaciones.

3.3. Análisis y Resultados

3.3.1. Modelo Principal

La Figura 3 muestra el modelo estructural estimado con Amos para el modelo principal; la varianza explicada (R^2) de los constructos dependientes y los *path coefficients* β . Los valores de R^2 para las variables endógenas son los siguientes: desempeño organizacional (0,31), calidad de la información (0,44), alineamiento del plan de datos (0,44) y talento analítico (0,23). La evidencia empírica confirma un efecto positivo de la calidad de la información en el desempeño organizacional. Además, todos los valores R^2 del modelo son mayores que el umbral de 0,1 (Falk & Miller, 1992), por lo que el modelo tiene un buen poder predictivo.

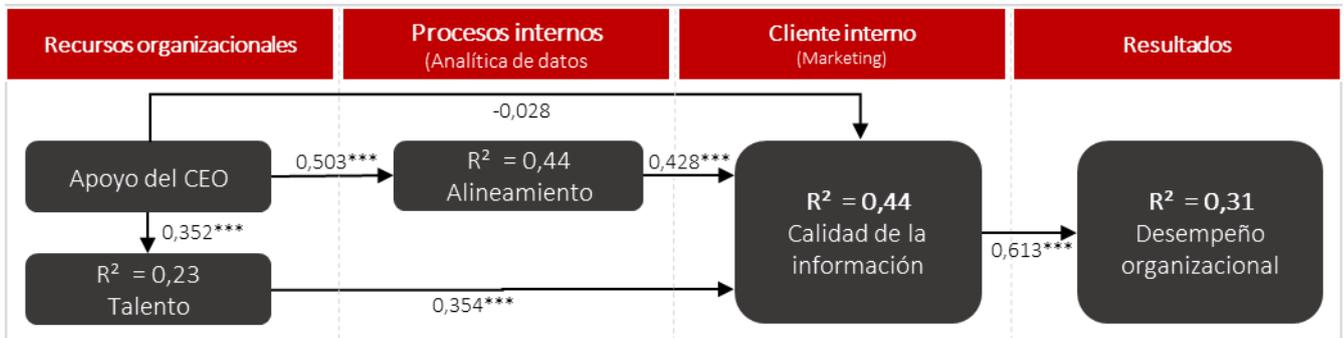


Figura 3. Modelo empírico sin moderación estudio 1; *** $p < 0,001$.

También estimamos los índices de bondad de ajuste de nuestro modelo estructural utilizando el complemento ModelFit de Gaskin & Lim (2016). La Tabla 6 muestra que los resultados son excelentes, CFI = (0,951), RMSEA = (0,055).

Indicador	Estimación	Umbral	Interpretación
CMIN/DF	1,415	Entre 1 y 3	Excelente
CFI	0,951	>0,95	Excelente
RMSEA	0,055	<0,06	Excelente

Tabla 6. Medidas de ajuste del modelo. Complemento AMOS (2019), sobre la base de Gaskin & Lim (2016).

Con respecto a las pruebas de contraste de nuestras hipótesis, realizamos un análisis de regresión jerárquica. Introdujimos las variables jerárquicamente en la regresión para probar el modelo principal, primero introduciendo la calidad de la información (Modelo 1), luego apoyo del CEO (Modelo 2), luego introduciendo conjuntamente el talento del analista y el alineamiento del plan

de datos (Modelo 3), y finalmente introduciendo sus interacciones (Modelo 4). La Tabla 7 muestra los resultados.

Modelo	Path	Estimador	S.E	P	CFI	RMSEA
1	Desempeño O. ← Calidad de la información	0,568	0,103	***	1	0
2	Desempeño O. ← Calidad de la información	0,584	0,102	***	0,973	0,057
	Calidad de la Información ← Apoyo del CEO	0,311	0,064	***		
3	Desempeño O. ← Calidad de la información	0,613	0,103	***	0,953	0,054
	Calidad de la Información ← Apoyo del CEO	-0,017	0,73	0,813		
	Calidad de la Información ← Talento	0,335	0,09	***		
	Calidad de la Información ← Alineamiento Plan de Datos	0,42	0,107	***		
4	Desempeño O. ← Calidad de la información	0,613	0,106	***	0,951	0,055
	Calidad de la Información ← Apoyo del CEO	-0,028	0,08	0,729		
	Calidad de la Información ← Talento	0,354	0,087	***		
	Calidad de la Información ← Alineamiento Plan de Datos	0,428	0,104	***		
	Alineamiento Plan de Datos ← Apoyo del CEO	0,503	0,065	***		
	Talento ← Apoyo del CEO	0,352	0,069	***		

Tabla 7. Análisis de regresión Jerárquico sin moderación. S.E.: Standard error; P = p value. *** p < 0,001.

Estos resultados muestran que la calidad de la información afecta el desempeño organizacional; logrando un efecto estadísticamente significativo positivo entre ambas variables, en apoyo de H1. Este resultado apoya empíricamente la relación entre calidad de la información y desempeño organizacional, y está en línea con los resultados de estudios previos (Akter et al., 2016; Fosso-Wamba et al., 2017; Gupta & George, 2016).

Aunque los resultados obtenidos con el Modelo 4 no confirman H2 (es decir, la relación positiva entre el apoyo del CEO y calidad de la información), los resultados indican efectos mediadores en el modelo. Por lo tanto, la calidad de la información se mide por el alineamiento del plan de datos y el talento analítico. Además, esta investigación revela que el talento analítico es decisivo con respecto a la calidad de la información, logrando un efecto positivo estadísticamente significativo entre las variables, en apoyo de H3. Debido a que el talento analítico representa un factor clave para obtener calidad de la información, contar con expertos en análisis de datos es de vital importancia. Este resultado valida empíricamente la afirmación de Davenport (2014a), a saber, que las habilidades de los seres humanos talentosos son el recurso más importante para explotar las verdades ocultas del *big data*.

El alineamiento del plan de datos afecta la calidad de la información; es decir, hay un efecto positivo estadísticamente significativo entre ambas variables, en apoyo de H4. Si los gerentes creen que existe una alineación de los planes de datos, es más probable que se alinee con las estrategias

comerciales. Esta observación es consistente con los resultados obtenidos por Luftman (2003), quien concluye que la alineación de la capacidad de generar información con los negocios no es un estado estático; es un proceso de maduración continua a largo plazo para garantizar que la TI se utilice correctamente para permitir o promover estrategias comerciales.

3.3.2. Mediación

Utilizamos el enfoque de pasos causales propuesto por Baron & Kenny (1986) para probar nuestras hipótesis de mediación (H5a y H5b). También utilizamos 'Bootstrap confidence intervals', como lo sugiere Hayes (2018). Los resultados de ambas mediciones (Tabla 8) fueron significativos en las mediciones postuladas. Luego aplicamos el modelo estructural (ME) para cada relación de mediación.

Con respecto a las pruebas de contraste de nuestras hipótesis, encontramos que el apoyo del CEO tiene un efecto indirecto, a través del alineamiento del plan de datos y el talento analítico en la calidad de la información, con ambas variables actuando como mediadores. Por lo tanto, los resultados confirman tanto H5a como H5b. Primero, el efecto del apoyo del CEO, a través de la alineación de los datos con las necesidades del negocio, confirma la afirmación de Barton & Court (2012) de que los líderes deben invertir suficiente tiempo y energía para alinear a los gerentes de sus organizaciones con las misiones organizacionales respaldadas por los planes de datos. Segundo, el efecto del apoyo del CEO a través del talento analítico en la calidad de la información está en línea con la postulación de Verhoef et al. (2016), de que la visión corporativa define la competencia analítica como un ingrediente importante del éxito organizacional.

Path	(1) EPC	(2) Efecto Indirecto	(3) Modelo Estructural	(3) CFI	(3) RMSEA
a: Talento ← Apoyo del CEO	0,334***	0,190***	0,340***	0,972	0,048
b: Calidad de la Información ← Talento	0,453***		0,442***		
c: Calidad de la Información ← Apoyo del CEO	0,297***		0,143*		
c': Calidad de la Información ← Apoyo del CEO	0,157**		-		
a: Alineamiento P. de D. ← Apoyo del CEO	0,497***	0,270***	0,494***	0,994	0,027
b: Calidad I. ← Alineamiento Plan de Datos	0,502***		0,526***		
c: Calidad de la Información ← Apoyo del CEO	0,297***		0,030		
c': Calidad de la Información ← Apoyo del CEO	0,080		-		

Tabla 8. Resultados de mediación sin moderación; (1) Estrategia de pasos causales con SPSS, (2) Macro Process; (3) Amos; * p < 0,050; ** p < 0,010; *** p < 0,001.

3.3.3. Moderación

Para probar nuestras propuestas de moderación (P1 y P2), realizamos un análisis multigrupo utilizando el complemento Multigrupo de Gaskin & Lim (2016). Este complemento realiza un análisis multigrupo en un modelo de ruta causal y realiza múltiples pruebas de diferencia de χ^2 para determinar si hay diferencias en las rutas entre los grupos. El uso del análisis multigrupo para efectos moderadores está en línea con Hair et al. (2018).

Con respecto al tipo de organización de analistas, los resultados muestran efectos estadísticamente positivos y significativos en dos relaciones de las variables en el modelo principal, en apoyo de P1. Primero, comparamos organizaciones descentralizadas con organizaciones centralizadas. La descentralización revela un coeficiente de 0,488 ($p < 0,010$) entre alineamiento y calidad de la información y un coeficiente de 0,185 ($p < 0,001$) entre calidad de la información y desempeño; los resultados para la organización centralizada no son significativos. En segundo lugar, comparamos las organizaciones compartida con las centralizada. La organización compartida obtiene un coeficiente de 0,555 ($p < 0,001$) entre alineamiento y calidad de la información y un coeficiente de 0,734 ($p < 0,001$) entre calidad de la información y desempeño; los resultados para la organización centralizada no son significativos. Tercero, comparamos organizaciones descentralizadas con organizaciones compartidas; no encontramos diferencias significativas. En suma, encontramos diferencias de moderación entre una organización descentralizada y una organización centralizada y entre una organización compartida y una organización centralizada. En ambos casos, la moderación se produce en las relaciones alineamiento \rightarrow calidad de la información y calidad de la información \rightarrow desempeño. Sin embargo, la organización compartida tiene un mayor efecto (0,734) que la organización descentralizada (0,185), en la relación calidad de la información \rightarrow desempeño. Estos hallazgos son consistentes con la caracterización de las estructuras generadoras de información según lo propuesto por Davenport et al. (2001), Hagen et al. (2013) y Verhoef et al. (2016).

Con respecto al tipo de análisis, los resultados muestran efectos estadísticamente positivos y significativos en dos relaciones de las variables en el modelo principal, en apoyo de P2. Comparamos organizaciones que usan análisis de *big data* con organizaciones que usan análisis

tradicionales. Las organizaciones de análisis de *big data* obtienen un coeficiente de 0,499 ($p < 0,001$) entre apoyo del CEO y talento y un coeficiente de 0,605 ($p < 0,001$) entre calidad de la información y desempeño. Los resultados para las organizaciones de análisis tradicionales no son significativos. En suma, encontramos moderación solo en el caso de las organizaciones de análisis de *big data*, específicamente en las relaciones de apoyo del CEO → talento y calidad de la información → desempeño. Estos resultados están en línea con Verhoef et al. (2016) con respecto a la importancia del apoyo gerencial en el talento analítico y los hallazgos de Davenport & Bean (2018) sobre la importancia del conocimiento generado por la analítica en el desempeño organizacional.

3.4. Conclusiones e Implicaciones del Capítulo

Tres conclusiones clave dan respuesta a las preguntas de investigación planteadas en este capítulo. Primero, ante la pregunta ¿cómo se deben controlar los factores organizacionales para formular una estrategia de analítica de datos de alto nivel? la literatura demuestra que el uso de una herramienta de control de gestión como es el BSC, permite a las empresas operacionalizar la estrategia de datos (Koufteros et al., 2014). Segundo, ante la pregunta ¿cómo las capacidades analíticas se traducen en rendimiento para la empresa? se ha demostrado que el modelo empírico propuesto, permite a las empresas impactar el desempeño organizacional a través de un conjunto de antecedentes científicamente articulados, donde la calidad de la información es el antecedente fundamental para la toma de decisiones del marketing. Tercero, ante la pregunta ¿cómo se debe gestionar estratégicamente los recursos de análisis de datos y la calidad de la información generadora del desempeño organizacional? La respuesta la hayamos en una estrategia de datos, que incluya indicadores, metas, objetivos e iniciativas alineadas a la estrategia corporativa. En suma, todas estas respuestas permiten establecer la relación idónea sobre los antecedentes del análisis de datos que explican el desempeño organizacional; específicamente el estudio propone que para que un proyecto de análisis de datos genere un efecto positivo en el desempeño organizacional, la calidad de la información es un factor clave. Del mismo modo, también se formula que el alineamiento del plan de datos y el talento analítico median el efecto entre el apoyo del CEO y la calidad de la información, que a su vez influye en el desempeño organizacional.

Validamos empíricamente nuestro modelo conceptual como modelo de segundo orden con cinco variables latentes. Los resultados muestran que el apoyo gerencial explica el 44% de la variación del alineamiento del plan de datos con los planes comerciales y el 23% de la variación del talento analítico. También muestran que el apoyo del CEO tiene una influencia más fuerte en la alineación del plan de datos que en el talento analítico al generar información de mayor calidad. Este resultado implica que las compañías pueden mejorar constantemente su alineamiento del plan de datos y el talento analítico para mejorar la calidad de la información, mejorando así el desempeño organizacional y convirtiéndose en líderes en la competencia de análisis.

Los efectos moderadores se originan en el tipo de organización de analistas y el tipo de análisis utilizado. En el caso del tipo de organización, tanto en la organización centralizada v/s descentralizada, y en la organización centralizada v/s compartida, indican efectos moderadores que sugieren que las organizaciones descentralizadas y compartidas de analistas son los tipos más apropiados de estructuras para traducir calidad de información en un mejor desempeño organizacional. Con respecto al tipo de análisis, encontramos efectos moderadores que sugieren que cuando las empresas usan análisis de *big data* en lugar del análisis de datos tradicional, el talento analítico mejora decisivamente el desempeño organizacional.

3.4.1. Implicaciones Gerenciales

Nuestro estudio ofrece nuevas perspectivas para los gerentes de marketing. La implementación exitosa del análisis de datos, especialmente el análisis de *big data*, es incipiente; su historia de fracaso puede ser el resultado de la inexperiencia o inmadurez de la industria. *Big data* es la próxima frontera de innovación que puede proporcionar una ventaja competitiva a las organizaciones (Dubey, Gunasekaran, Childe, Fosso-Wamba, & Papadopoulos, 2016). La literatura previa identifica la calidad de la información como un factor clave de éxito organizacional (Fosso-Wamba et al., 2015). Nuestra investigación ratifica que la calidad de la información es un precedente para el desempeño organizacional. Por lo tanto, los gerentes de marketing deben apoyar iniciativas que promuevan indicadores de calidad de la información y garanticen una disponibilidad óptima de recursos y procesos analíticos asociados.

Al alinear sus planes de datos con las estrategias corporativas, los gerentes de marketing estarán mejor equipados para satisfacer las necesidades de los clientes, aumentar las ventas y los ingresos, crear nuevos productos y servicios y expandirse a nuevos mercados, todo gracias a la calidad de la información (Columbus, 2014). Nuestro estudio propone empíricamente que la alineación de la información con los planes comerciales afecta la calidad de la información que los gerentes de marketing necesitan para tomar decisiones. Por lo tanto, los gerentes asociados con las unidades de gestión o soporte que generan información deben garantizar la alineación de sus indicadores operativos con sus planes comerciales preestablecidos.

Las organizaciones están continuamente inventariando y evaluando el talento analítico; por lo tanto, el talento analítico es importante para el desempeño de la empresa (Davenport & Harris, 2005). Nuestro estudio confirma que el talento analítico es una variable antecedente de la calidad de la información para la toma de decisiones del marketing. En consecuencia, los gerentes en las organizaciones deben hacer un esfuerzo para capturar, retener y capacitar al talento de análisis de datos para garantizar suficientes recursos clave para lograr objetivos de calidad de información predefinidos.

La alineación estratégica se refiere al ajuste entre la estrategia de TI y la estrategia comercial en las organizaciones para utilizar los recursos tecnológicos de manera más eficaz en apoyo de una estrategia general (Henderson & Venkatraman, 1999). Nuestro estudio confirma que el apoyo del CEO es decisivo para alinear la información; por lo tanto, los gerentes deben garantizar la correcta ejecución de su plan estratégico de datos, que en última instancia son sus medios de alinearse con los intereses comerciales. El apoyo del CEO también implica que los gerentes deben participar activamente en la recopilación y análisis de datos, establecer objetivos y desarrollar planes de acción en conjunto con el personal de análisis (Block, 2011). Nuestros resultados confirman que el apoyo del CEO afecta el talento, y los gerentes organizacionales deben tomar un rol activo en el ejercicio analítico.

Existe un fuerte enfoque corporativo en atraer analistas y herramientas talentosos. Sin embargo, las formas en que se organizan los analistas también son importantes (Verhoef et al., 2016); nuestro estudio confirma la importancia de la dependencia organizacional de los analistas de datos.

Descubrimos que los tipos descentralizados y compartidos de organizaciones de analistas tienen efectos positivos en la calidad de la información y en el desempeño organizacional. Por lo tanto, para capturar más conocimiento, los gerentes deben definir el tipo de organización que usarán sus empresas.

El análisis de *big data* implica la extracción de información clave sobre el comportamiento del consumidor y la explotación de esa visión a través de una interpretación ventajosa (Erevelles et al., 2016a). En consecuencia, este estudio revela que el uso de análisis de *big data* favorece a las organizaciones; las organizaciones deben ser conscientes de que es el *big data* el que producen los altos rendimientos vinculados al análisis de datos.

Además, la implementación de los planes de datos debe ir acompañada de herramientas de control de gestión. El BSC permite a las organizaciones identificar medidas e indicadores apropiados en cada una de las cuatro perspectivas para apoyar su estrategia (Kaplan & Norton, 2008). Los gerentes pueden aprovechar las cualidades de esta herramienta de administración para alinear sus planes de datos con sus estrategias comerciales. Después de todo, uno de los principales problemas para los ejecutivos es cómo alinear las TI y las estrategias comerciales (Huang & Hu, 2007). Por lo tanto, dados los antecedentes previos y basados en Luftman (2003), recomendamos que los gerentes responsables de implementar estrategias de datos usen un BSC.

3.4.2. Limitaciones y Futuras Investigaciones

Como cualquier investigación, este trabajo tiene limitaciones que pueden abordarse en futuras investigaciones. Primero, las variables que consideramos reflejan las percepciones de los gerentes de marketing y, por lo tanto, son subjetivas. En segundo lugar, nuestra definición de *big data* es relativa, porque no hay consenso sobre la definición del término o sus características (Gupta & George, 2016). En nuestra encuesta, esta falta de consenso podría haber generado diversas impresiones gerenciales sobre si sus organizaciones usan *big data*. Los futuros investigadores podrían abordar estas limitaciones e incorporar otros factores críticos de éxito que no consideramos en esta investigación.

4

LOGRAR ANÁLISIS DE DATOS ÚTILES PARA EL MARKETING: DISCREPANCIAS EN LA CALIDAD DE LA INFORMACIÓN PARA PRODUCTORES Y VARIOS DE INFORMACIÓN

CAPÍTULO 4

Lograr Análisis de Datos Útiles para el Marketing Discrepancias en la Calidad de la Información para Productores y Usuarios de Información

La capacidad de análisis de datos, y especialmente la del big data, se considera un componente cada vez más importante para las empresas de las economías avanzadas (Ren et al., 2016). Su utilidad en la toma de decisiones, basada en la calidad de información tiene el potencial de transformar la economía y el crecimiento (Manyika et al., 2017). La capacidad de análisis de datos se define ampliamente como la capacidad de proporcionar conocimiento empresarial a través de la conjunción de una serie de factores organizacionales (Kiron, Prentice, & Ferguson, 2014), o también como la extracción de información oculta sobre el comportamiento del consumidor (Erevelles, Fukawa, & Swayne, 2016b). En este contexto es pertinente distinguir entre datos e información (Riesener, Dölle, Schuh, & Tönnies, 2019): los datos representan la fuente de información (Aamodt & Nygård, 1995), y la información surge como resultado una analítica orientada a la toma de decisiones. En definitiva, la información posee una mayor jerarquía que el dato (Rowley, 2007).

La literatura de análisis de datos también advierte de la existencia de una alta tasa de fallas en la implementación de proyectos analíticos, superior al 70% (CISCO, 2017; White, 2019); muy pocas empresas han logrado un gran impacto a través del análisis de big data (Akter et al., 2016). Los ejecutivos son conscientes de este problema, saben que la industria es joven y atribuyen el origen de los errores a problemas de calidad, inexperiencia e inmadurez relativa a los factores que determinan la capacidad analítica de datos (Davenport, 2014; Davenport & Harris, 2007). Según Mithas, Lee, & Earley (2013), las fallas en el análisis de datos se derivan de requisitos únicos que implican la articulación de diferentes factores organizacionales de una capacidad de análisis de datos.

Una causa clave de la existencia de una alta tasa de fallas en la implementación de proyectos analíticos reportada por la literatura de análisis de datos, es la discrepancia en la percepción de la calidad de la información entre los productores (TI) y los usuarios de la información (marketing) (Fosso Wamba, Akter, Trinchera, & De Bourmont, 2019). De hecho, investigaciones previas, por ejemplo, Karimi, Somers, & Gupta (2004) y Wixom & Todd (2005) sobre satisfacción en SI (Sistemas de información), sostienen que la discrepancia de la calidad de la información (DIQ) es decisiva en la satisfacción del usuario de la información, y por defecto en el desempeño organizacional. Otras investigaciones sostienen que la alineación de los recursos organizacionales determina el DIQ y determina el nivel de satisfacción de los usuarios de la información (Forrester Research, 2011; Gackowski, 2013) . Por ello, proponemos DIQ como fuente de fallas en proyectos que generan calidad de información, luego analizamos las causas de esta falla.

Por lo tanto, y dado que el DIQ es un factor determinante en el éxito de la capacidad de análisis de datos, este estudio se centra en analizar este concepto y sus causas, específicamente los recursos relacionados con el análisis de datos que influyen en las discrepancias en la calidad de la información para las decisiones de marketing. Para ello, esta investigación tiene como principales objetivos: primero, validar nuestro supuesto central de esta investigación, que es la existencia de una discrepancia entre TI y marketing en cuanto a los requerimientos de la información generada, es decir, en cuanto a la calidad de la información. producido. En segundo lugar, establezca los determinantes de esta discrepancia. Por tanto, un modelo explicativo, basado en la teoría basada

en recursos (RBT) y la teoría de la discrepancia, propone varios factores organizacionales como determinantes del DIQ. Al perseguir estos objetivos, ampliamos el conocimiento teórico y práctico en torno a la literatura de análisis de datos y respondemos a los desafíos del escenario mundial. Según Akter et al. (2016), los investigadores deben ahondar en la configuración de los recursos organizacionales y determinar el origen del bajo desempeño en la analítica de datos.

En concreto, la principal contribución de este estudio es la comprensión de los factores que influyen en la discrepancia dentro de la organización respecto al rol que debe jugar un sistema de información y lo que define la calidad de la información facilitada. Este aspecto es fundamental puesto que el éxito de un enfoque analítico requiere primeramente criterios claros sobre la aportación que debe hacer en el proceso de toma de decisiones, es decir, es fundamental que los distintos responsables implicados compartan un mismo punto de vista respecto al enfoque y contribución que debe hacer la analítica de datos. Este estudio está en línea con la importante brecha declarada por Fosso Wamba et al. (2019) y Petter, DeLone, & McLean (2013) sobre la necesidad de estudios que exploren más los factores que afectan la calidad de la información para la toma de decisiones del marketing.

Los resultados se obtuvieron sobre la base de 95 pares de gerentes (TI / Marketing), correspondientes a 190 respuestas coincidentes. Presentamos nuestra metodología, el análisis y los resultados, que concluyen con los aportes teóricos y prácticos del estudio, así como las limitaciones y sugerencias para futuras investigaciones.

4.1. Marco Conceptual e Hipótesis de Investigación.

La Figura 4 resume gráficamente el modelo conceptual propuesto. La secuencia de argumentos comienza justificando, a través de la teoría de la discrepancia y otras relacionadas, por qué existen diferencias en la percepción de la calidad de la información entre productores y consumidores de información. A continuación, el RBT permite explicar cómo se han identificado diversos recursos analíticos como determinantes de la discrepancia en la calidad de la información. Finalmente, se argumentan hipótesis concretas sobre las relaciones establecidas en el modelo.

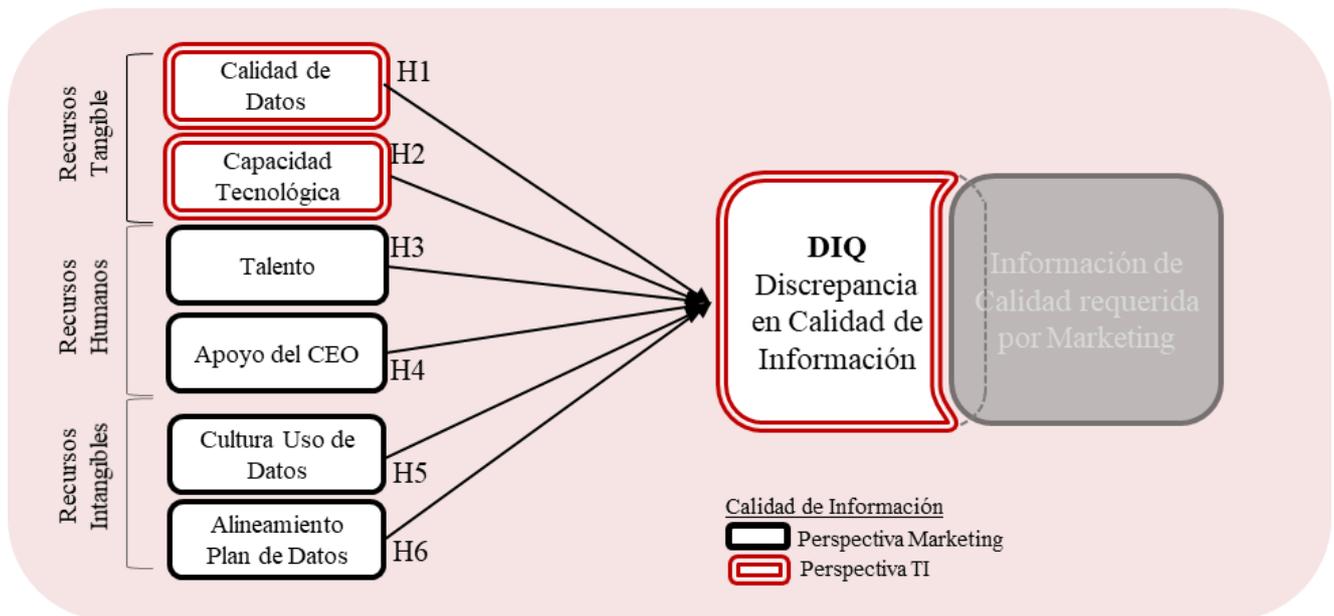


Figura 4. Modelo conceptual estudio 2. Fuente: elaboración propia (2020).

4.1.1. Discrepancia Intraorganizacional

Según Tesch, Jiang, & Klein (2003), la teoría de la discrepancia de Locke (1976) establece que la satisfacción de las personas está condicionada por las diferencias que resultan de la comparación psicológica de las experiencias actuales con los estándares personales de comparación.

Por tanto, la satisfacción del individuo con respecto a la calidad de la información vendrá determinada por la magnitud y dirección de la diferencia entre la información generada frente a la solicitada (Tesch et al., 2003). Tanto la dirección como la magnitud de la diferencia pueden ser cruciales para determinar la satisfacción y, en consecuencia, la discrepancia (Klein, Jiang, & Cheney, 2009).

Dos teorías adicionales nos permiten comprender el origen de la percepción individual sobre la calidad de la información de una organización. Primero, la teoría de la información asimétrica de Tversky, (1977), dos agentes, incluso si son empleados de la misma empresa, pueden desarrollar diferentes percepciones del mismo objeto, por ejemplo, definiciones de calidad de la información (Garvin, 1984). Según Barney & Wohlin (2009), la calidad de la información se define en función de la perspectiva; el usuario define la calidad como adecuada para el propósito y el productor define

la calidad como conformidad con la especificación. Por lo tanto, las discrepancias en sus evaluaciones de la calidad de la información pueden fácilmente crear problemas (S. Barney & Wohlin, 2009). En segundo lugar, la teoría de los sesgos de confirmación perceptual de Kahneman (2011), donde existe un sesgo cognitivo que nos anima a continuar de acuerdo con nuestras creencias para evitar contradecirnos. Cada agente también procesa la calidad de la información de acuerdo con su maquinaria subyacente, de modo que aplica su propia estructura de conocimiento, lo que a su vez afecta sus percepciones, procesamiento de información, aprendizaje y toma de decisiones, todo lo cual puede conducir a sesgos de confirmación perceptual (Kahneman, 2011).

Finalmente, la literatura sobre alineación estratégica nos ayuda a comprender el origen de DIQ dentro del análisis de datos. Como hemos mencionado dos agentes, estos pueden desarrollar diferentes percepciones o su propio prejuicio cognitivo sobre un mismo objeto, en este caso sobre la información, y si no se alinea genera discrepancias en su calidad. Siguiendo la misma naturaleza, Bass & Bass (2008) señalan que los líderes y gerentes deben alinear tanto los objetivos como sus subordinados, de los cuales la administración dependerá de los recursos organizacionales y, por defecto, de los niveles de desempeño. En la presente investigación, ampliamos la literatura sobre discrepancias desarrollando una nueva dimensión (DIQ), esta vez vinculada con la percepción de la calidad de información entre dos agentes.

4.1.2. Fuente de Discrepancia

Para una mejor comprensión de nuestro modelo de investigación, se ha incorporado RBT para explicar la alineación estratégica de recursos en la discrepancia de la calidad de la información. Esta base teórica (RBT) se ha utilizado previamente para explicar la relación entre alineación y desempeño organizacional, por ejemplo, Aboobucker, Yukun, & Mubarak (2019) y Gerow, Grover, & Thatcher (2016). Además, se ha demostrado que el marco teórico RBT es una teoría útil en diversas disciplinas, en la medida en que permite explicar la relación entre recursos y desempeño organizacional (Gupta & George, 2016), incluida la gestión (Barney, Ketchen, & Wright, 2011; Newbert, 2007; Priem & Butler, 2001), SI (Aboobucker et al., 2019; Chae, Koh, & Prybutok, 2014;

Chae, Hoh, & Prybutok, 2014; Gu & Jung, 2013; Newbert, 2008), y análisis de big data (Fosso-Wamba et al., 2019; Gupta & George, 2016). El RBT considera una organización como un conjunto de recursos, por lo que representa un marco poderoso para comprender las vicisitudes de cada uno, que a su vez pueden combinarse para generar una ventaja competitiva (Palmatier et al., 2007).

Según Marr (2016), la RBT es clave para entender cómo se articulan los recursos que generan una ventaja competitiva. En este estudio, la ventaja competitiva es la calidad de la información generada por la capacidad de análisis de datos. La capacidad de análisis de datos se definió como la extracción de información oculta sobre el comportamiento del consumidor (Erevelles et al., 2016b), a través de una serie de factores organizacionales (Kiron et al., 2014). Por tanto, desde la perspectiva de la RBT, los factores organizacionales representan los recursos asociados a la generación de dicha ventaja. En este contexto, y de acuerdo con la teoría de la discrepancia y la literatura de alineación, es posible que TI y marketing desarrollen percepciones diferentes o su propio sesgo cognitivo sobre la calidad de la información, generando así el DIQ. En consecuencia, considerando que la literatura de análisis de datos ha identificado previamente los factores organizacionales que generan la calidad de la información, es lógico proponer los mismos factores como determinantes del DIQ.

Finalmente, y con fines metodológicos, destacamos que el RBT no distingue explícitamente entre recursos y capacidades (Gupta & George, 2016). La RBT reconoce la existencia de recursos tangibles e intangibles y declara que solo aquellos que son valiosos, raros, inimitables y no sustituibles pueden generar una ventaja competitiva (Barney, 1991). Dentro del contexto de la RBT, hay varios tipos de recursos que se han sugerido en la literatura, por ejemplo, financieros, físicos, humanos y organizacionales (Barney, 1995); tangibles, humanos e intangibles (Grant, 2016). Esta última clasificación se ha utilizado activamente en la literatura sobre capacidades de SI (Chae et al., 2014; Santhanam & Hartono, 2003) y recientemente en análisis de datos (Gupta & George, 2016). En este estudio se sigue la misma clasificación de recursos utilizados activamente en la literatura de SI y analítica de datos, es decir, recursos tangibles, recursos humanos y recursos intangibles.

4.1.3. Preguntas e Hipótesis de Investigación

Esta investigación recopiló estudios previos para desarrollar un modelo de investigación que evalúe los factores organizacionales que impactan al DIQ (Ver Figura 4). Los factores organizacionales comunes que se han postulado en el modelo se han identificado a partir de la literatura de análisis de datos (Ver Tabla 9). Estos factores se han clasificado siguiendo la literatura RBT (tangibles, humanos e intangibles). Luego, se ha desarrollado cada uno de los factores organizacionales para postular una hipótesis que explique su efecto en el DIQ. La variable DIQ representa la diferencia de percepción sobre la calidad de la información entre cada gerente (TI y marketing), es decir, el desacuerdo que existe sobre la calidad de la información entre generadores y consumidores de la información.

Fuente	Teorías	Datos	Determinantes	Hallazgos
Fosso Wamba, Akter, Trinchera, & De Bourmont (2019)*	La vista basada en recursos (VBR), éxito de SI, teorías de calidad de TI, literatura de análisis de datos.	Una encuesta a 150 analistas comerciales y directores de TI franceses.	Tecnología, talento, calidad de datos, calidad de análisis de datos, alineación de estrategias.	Esto confirma que la tecnología, el talento y la calidad de los datos son determinantes de la calidad del análisis de big data. También identifica que la alineación moderó la relación entre el análisis de big data y el desempeño de la empresa.
Akter et al. (2016)*	La teoría basada en recursos (TBR) y la visión del entrelazamiento del sociomaterialismo.	Una encuesta a 152 miembros de LinkedIn, pertenecientes a los grupos de analistas de negocio, analítica de datos y profesionales de TI en Estados Unidos.	Gestión, tecnología, talento, capacidad de análisis de datos, alineación de estrategias.	Se confirma el valor de la conceptualización del entrelazamiento del "modelo de capacidad analítica de big data" de orden superior y su impacto en los resultados de la empresa, así como el efecto moderador de la alineación entre capacidad analítica y estrategia comercial.
Fosso-Wamba et al. (2019)*	Literatura de marketing de servicios y SI.	Una encuesta a 302 analistas de negocios y profesionales de TI franceses y estadounidenses.	Calidad de la información, valor empresarial, satisfacción.	Esto sugiere que la calidad de la información en la analítica de big data tiene diferentes dimensiones y que la calidad de la información tiene un impacto positivo significativo en el desempeño de la empresa, que está mediado por el valor comercial y la satisfacción del usuario.
Fosso-Wamba et al. (2017)*	Vista basada en recursos (VBR), literatura de análisis de datos, SI, éxito y valor comercial de TI.	Una encuesta a 297 analistas de negocios y gerentes de TI chinos, que incluyó a estudiantes de posgrado en el programa de Maestría en Ingeniería en una de las principales universidades chinas.	Gestión de la tecnología, talento, análisis de datos, capacidades dinámicas orientadas a procesos.	Se confirma el valor de la conceptualización del entrelazamiento del "modelo de capacidad de análisis de big data" jerárquico, que tiene impactos directos e indirectos en los resultados de la compañía. Se confirma el fuerte papel mediador de las capacidades dinámicas para mejorar los resultados de la empresa.
Gupta & George (2016)*	Teoría basada en recursos (TBR) y literatura de big data.	Una encuesta a 108 miembros de LinkedIn, pertenecientes al grupo de Chief Data Officer.	Datos, tecnología, recursos básicos, talento, cultura de	Se identifican varios recursos que crean capacidad de análisis de big data. Además, valida la relación entre la

			datos, aprendizaje organizacional.	capacidad de análisis de big data y el desempeño de la firma.
Davenport & Bean, (2018)**	-	Una encuesta a 57 altos ejecutivos de grandes corporaciones.	Tecnología, organización, estrategia de datos.	Se confirma el valor de una cultura basada en datos y la necesidad de una estrategia de datos empresarial.
Davenport (2014)**	-	-	Tecnología, datos, apoyo al gerente, estrategia, talento.	Esto describe qué factores organizacionales se necesitan para tener éxito con Big Data.
Verhoef, Kooge, & Walk (2016)**	-	-	Datos, personas, procesos, sistemas, organización, apoyo del gerente, toma de decisiones.	Esto proporciona a los gerentes y analistas direcciones estratégicas y soluciones analíticas prácticas sobre cómo crear valor a partir de datos nuevos y existentes.
Davenport et al. (2001)**	-	-	Estrategia, talento, cultura, gestión, datos, tecnología.	Este consideró que la recolección y uso de datos debe realizarse dentro de un contexto estratégico, y con una amplia capacidad analítica. La calidad de la información depende de ello.
Isson & Harriott (2013)**	-	-	Apoyo de gerentes, tecnología, alineación de estrategias, cultura de datos, análisis de datos.	Esto proporciona información sobre el análisis de datos avanzado y describe cómo las empresas pueden crear valor comercial a partir de sus activos de datos.
El presente estudio*	Teorías de la discrepancia, TBR, información asimétrica, sesgos de confirmación perceptual y literatura de alineación estratégica.	Una encuesta a 190 miembros de LinkedIn, pertenecientes a grupos de directores de TI (95) y directores de marketing (95), compuso 95 diadas coincidentes por empresa.	Calidad de los datos, capacidad tecnológica, talento, apoyo y alineación del CEO.	Sugieren que la falla del análisis de datos puede deberse a DIQ y revelan cómo la calidad de los datos, las capacidades tecnológicas, el talento, el apoyo del CEO y la alineación del plan de datos afectan la discrepancia entre productores y consumidores de información.

Tabla 9. Resumen de estudios previos sobre generación de información en función de la capacidad de análisis de datos. (*) Trabajo empírico. (**) Documento conceptual.

4.1.3.1. Calidad de Datos, Capacidad Tecnológica y DIQ

Los datos a menudo se describen como signos, que se colocan en un orden específico, es decir, una sintaxis (Heinrich, Riedl, & Stelzer, 2014); son entidades sintácticas pequeñas (Aamodt & Nygård, 1995), que, cuando se procesan, generan información. Son la materia prima más importante para crear e implementar soluciones analíticas exitosas (Isson & Harriott, 2013). Su calidad está determinada por una serie de dimensiones que la caracterizan (Ver Tabla 23 del Anexo). Por su parte, la capacidad tecnológica ha sido identificada como un componente clave de la capacidad analítica de datos (Akter et al., 2016; Fosso-Wamba et al., 2015), capaz de diferenciar el

desempeño de la empresa (Davenport, Barth, & Bean, 2012; Davenport, 2006). Se entiende por capacidad tecnológica la flexibilidad de la plataforma de analítica de datos (por ejemplo, conectividad de datos multifuncionales, compatibilidad de múltiples plataformas, modularidad en la construcción de modelos, etc.) en relación con permitir a los analistas de datos a desarrollar, desplegar y apoyar rápidamente los recursos de una empresa (Davenport, 2014). Isson & Harriott (2013); Pérez-Aróstegui & Barrales-Molina (2015) indican que, la inversión en capacidad tecnológica, para poder capturar, procesar, analizar y administrar datos, no es suficiente, es necesario gestionar la transformación de los datos en información de calidad, de lo contrario se deterioran los retornos asociados a la tecnología y los datos. Por su parte, Ashraf, Aboelhamd, & Taha (2017), declaran que, hoy en día la mayoría de los proyectos de TI fracasan, bajo un concepto acuñado como la "paradoja de la productividad de TI". Esta paradoja indica la existencia de una relación inversa, que se refiere a la imposibilidad de establecer una relación positiva entre las inversiones en TI y la productividad de la empresa (Roach, 1987). En consecuencia, y considerando el nivel actual de fallas, 80% según (White, 2019), postulamos la capacidad tecnológica y la calidad de los datos como recursos actualmente sujetos a la paradoja de la productividad tecnológica. Nuestro argumento se basa en dos conceptos de la literatura. Primero, la "ilusión de control" de Langer (1975), que se define como una expectativa de una probabilidad de éxito personal inapropiadamente más alta que la que justificaría la probabilidad objetiva. Esto significa que los gerentes, ante la dificultad de tener medidas de desempeño reales (sin alineación), valoran a través del desempeño percibido, lo que puede conducir a desviaciones de la calidad requerida (Raghunathan, 1999). En segundo lugar, la teoría de la asimilación de Ausubel (2000) indica que las personas tienden a asimilar características preexistentes. Esto significa que los gerentes, ante la dificultad de tener medidas reales de desempeño (sin alineación), pueden estar sesgados por el contexto (Lee & Suk, 2010). En particular, la calidad de la información y la calidad de los datos, en algunos contextos, es imposible de distinguir (Hongwei, Stuart, Yang, & Richard, 2014), porque los sistemas de información brindan los medios para capturar y procesar datos para generar información. (Langefors, 1977). En consecuencia, si el departamento de TI percibe una mayor capacidad tecnológica o una mayor calidad de los datos, probablemente también valorará más la calidad de la información, debido a la "ilusión de control" o la asimilación del contexto, que puede

incrementar la DIQ. Esto quiere decir, que el efecto positivo de la calidad de los datos y la capacidad tecnológica sobre la DIQ, surge fundamentalmente porque la percepción de calidad de información desde TI tiende a sobrevalorarse respecto a marketing, aumentando la discrepancia entre el agente productor y consumidor de la información. Formalmente,

H1. Una mejor percepción de la calidad de los datos por parte de TI aumenta el DIQ.

H2. Una mejor percepción de la capacidad tecnológica por parte de TI aumenta el DIQ.

4.1.3.2. Talento y DIQ

Cuando poseen talento analítico, los empleados pueden sintetizar y extraer la "verdad" de los datos (Phillips, 2016), especialmente si ese talento se centra en las necesidades de marketing. Se entiende por talento analítico como la capacidad de un profesional analítico (por ejemplo, alguien con habilidades analíticas o conocimientos) para realizar las tareas asignadas en el entorno a la analítica de datos (Akter et al., 2016). Hagen, Khan, Ciobo, & Wall (2013) citan el talento como la capacidad más relevante para respaldar el análisis de datos, y Constantiou & Kallinikos (2015) sostienen que las habilidades y destrezas generan principalmente ventajas competitivas. En la literatura de análisis de datos en particular, el talento se ha identificado como un factor de éxito para los esfuerzos de marketing (Akter et al., 2016). Según Grover, Chiang, Liang, & Zhang (2018) para aprovechar las inversiones en datos y análisis, el elemento más crítico es la infraestructura del talento humano. Por tanto, desde la alta dirección se deben coordinar diferentes habilidades dentro de la organización para obtener el máximo beneficio desde la calidad de información (Hagen et al., 2013). Después de todo, se necesita experiencia para diseñar e implementar estrategias de análisis de datos; Sin el grupo de expertos adecuado, es imposible desarrollar y llevar a cabo un proyecto de esta naturaleza (Grover et al., 2018). Por consiguiente, en la medida en que los talentos organizacionales converjan en una ruta analítica predefinida, la información resultante debe estar bien orientada para respaldar la toma de decisiones de marketing y, por lo tanto, puede haber menos DIQ. En otras palabras, el efecto negativo del talento sobre la DIQ, surge fundamentalmente porque la percepción de calidad de información desde el talento

analítico tiende a acercarse a las necesidades de información comercial, disminuyendo la discrepancia entre el agente productor y consumidor de la información. Según este razonamiento,

H3. Una mejor orientación del talento hacia las necesidades analíticas reduce el DIQ.

4.1.3.3. Apoyo del CEO y DIQ

El Apoyo del CEO se refiere a la pasión, que ejerce el director ejecutivo sobre la implementación de una estrategia corporativa por el análisis y la toma de decisiones basadas en hechos (Verhoef et al., 2016); y es, en esta dirección, que la gestión de los procesos de información productiva requiere el apoyo del CEO (Thomas, Delisle, Jugdev, & Buckle, 2002), que puede garantizar la sincronización de los objetivos entre un proyecto de análisis de datos realizado por TI y los objetivos de marketing. Young & Jordan, (2008) argumentan que el apoyo de la alta dirección es el factor de éxito más importante para los proyectos de análisis de datos. Raghunathan (1995) sugiere que la participación de un CEO puede mejorar ciertos aspectos del sistema de información, como su alineación con los planes organizacionales, la importancia percibida y la efectividad. Esto significa que la estrategia de datos estará sujeta a los objetivos de calidad de la información, que a su vez responden a las iniciativas establecidas por el CEO, tales como provisión de datos, modelización y transformación organizacional (Barton & Court, 2012). En particular, la generación de información de alta calidad requiere un apoyo administrativo distintivo para aumentar las posibilidades de que el plan de un sistema de información tenga éxito (Sauer, 2003). En última instancia, es el CEO el responsable de determinar si se están logrando los objetivos correctos (Hinton & Kaye, 1996) y luego sincronizar la capacidad de análisis de datos con esas metas y objetivos funcionales (Akter et al., 2016). Por ende, cuando el CEO gestiona los factores organizativos de la capacidad de análisis de datos de forma eficaz, es decir, de acuerdo con una estrategia de datos alineada, es muy probable que se satisfagan las necesidades de información de marketing, reduciendo así el DIQ. En otros términos, el efecto negativo del Apoyo del CEO en relación a la DIQ, surge básicamente a raíz de la percepción de calidad de información del CEO que tiende a acercarse a las necesidades de información corporativas, disminuyendo así la discrepancia entre productor y usuario de la información. Formalmente,

H4. Un mayor apoyo del CEO para el análisis de datos reduce DIQ.

4.1.3.4. Cultura de Uso de Datos y DIQ

Una cultura de uso de datos se define como valores, creencias, normas y formas de pensar adoptados por los miembros de la organización que enfatizan la capacidad de comprender los procesos basados en datos y los riesgos dinámicos asociados con ellos (Owens, 2007). Una cultura de uso de datos puede ser un activo que facilite la explotación de la calidad de la información (Swaan, Driest, & Weed, 2014), dada su capacidad para generar beneficios económicos (García-Pérez, 2018). Una cultura de uso de datos fomenta la generación de información eficiente al alinear el marketing para reconocer y comprender los procesos impulsados por datos y las oportunidades de valor adyacentes que ofrece la analítica (Owens, 2007). Una cultura de uso de datos también crea múltiples oportunidades para acceder a datos potencialmente valiosos (Beath, Becerra-Fernandez, Ross, & Short, 2012). La falta de una cultura de datos podría ser fundamentalmente perjudicial para identificar y generar el valor potencial del análisis de datos (Grover et al., 2018). Un informe de Manyika et al. (2011) sobre big data sugirió que la "mentalidad basada en datos" de una empresa sería un indicador clave del valor de la analítica de datos para las empresas (Barney, 2001). Por esa razón, una cultura de uso de datos puede generar colaboraciones entre TI y marketing que, desde un punto de vista de alineación estratégica, facilita la gestión de sus procesos de producción de información y reduce las discrepancias. Dicho de otra manera, el efecto negativo de la cultura de uso de datos sobre la DIQ, surge esencialmente desde la percepción de calidad de información de los miembros de la organización, que reconocen a la analítica como factor crítico de éxito, por lo que tienden a responder a las necesidades de información corporativas, disminuyendo así la discrepancia entre productor y usuario de la información. Por lo tanto,

H5. Una mayor cultura de uso de datos en la empresa reduce DIQ.

4.1.3.5. Alineación del Plan de Datos y DIQ

Como se anticipó, el entorno empresarial está cambiando, en consecuencia, los planes estratégicos varían, y con ello surge la necesidad de una alineación constante entre los diversos factores

organizacionales que determinan el desempeño empresarial (Kaplan & Norton, 2016). En otras palabras, la alineación del plan de datos se define como la medida en que los objetivos de IQ de TI están alineados con las necesidades de información definidas en la estrategia general de la organización (Akter et al., 2016). Aunque las empresas invierten mucho en mejorar la información basada en análisis, la información generada a menudo está desconectada de la estrategia corporativa (Fosso-Wamba et al., 2019). La alineación del plan de datos con las necesidades de marketing busca neutralizar el DIQ. Según la teoría del establecimiento de metas (Donovan, 2001), el DIQ se puede controlar estableciendo metas y objetivos sobre los factores organizacionales responsables de la calidad de la información (datos, tecnología, talento, apoyo de la alta dirección y cultura de uso de datos), es decir, una sincronización de todos los factores organizacionales para lograr las necesidades de información para las decisiones de marketing. Esta teoría predice que las acciones humanas reflejan principalmente los objetivos existentes, de modo que los objetivos individuales regulan la acción humana (Locke, Motowidlo, & Bobko, 1986). Tal alineación ayuda a la organización a lograr sus objetivos estratégicos, ya sea mediante el logro de mejoras críticas en la productividad u ofreciendo mejores servicios (Raghunathan, 1995). Por lo cual, el éxito de la analítica de calidad de la información depende de la inclusión de la estrategia de datos en la estrategia comercial de largo plazo de una empresa y de los mecanismos establecidos para facilitar la alineación comercial con esta estrategia (Grover et al., 2018). Esto quiere decir, que el efecto negativo del alineamiento organizacional sobre la DIQ, surge fundamentalmente porque la percepción de calidad de información de los miembros que entienden la estrategia corporativa, tienden a responder a las necesidades de información comercial, disminuyendo la discrepancia entre el agente productor y consumidor de la información. En consecuencia,

H6. Una mayor alineación de los factores organizacionales con respecto a las necesidades de información de marketing reduce el DIQ.

En resumen, las hipótesis planteadas se postulan como impulsores que aumentan o disminuyen el DIQ. H1 y H2 proponen un aumento de DIQ porque los factores explicativos involucrados provocan una sobrevaloración en el agente productor (TI) que se diferencia del agente consumidor (marketing); H3 y H6 proponen una reducción de DIQ ya que los factores explicativos involucrados

provocan una convergencia de la percepción de las TI hacia el marketing en términos de información útil para la toma de decisiones, es decir, en términos de calidad de la información; y, H4 y H5 proponen una reducción en el DIQ porque los factores explicativos involucrados tienen un efecto de acercamiento tanto en la percepción de TI como en la percepción de marketing, además de dar un protagonismo adecuado a la analítica de datos para la toma de decisiones comerciales.

4.2. Validez del Instrumento de Medida (metodología)

El cuestionario incluye constructos definidos por la literatura analítica de datos publicada anteriormente, como se detalla en la Tabla 23 del Anexo. Los ítems para medir estos constructos se basaron todos en escalas Likert de 7 puntos (1 = "muy en desacuerdo" a 7 = "totalmente de acuerdo"), como se detalla en la Tabla 24 del Anexo. El cálculo de la variable DIQ implicó restar, para cada ítem relacionado con la calidad de la información, las calificaciones de percepción otorgadas por el gerente de TI y por el gerente de marketing. Esta operación se realiza en base a la dirección y magnitud de la percepción individual de cada gerente (Jiang, Klein, & Saunders, 2012; Klein et al., 2009). Esta relación entre los componentes y el juicio es un aspecto crucial de la teoría de la discrepancia (Jiang et al., 2012). En consecuencia, y según la teoría, es de esperar que la percepción de TI (como responsable de generar datos) sea más favorable que Mkt (como meros usuarios), y los datos recogidos lo demuestran.

Un análisis factorial exploratorio (EFA), realizado en SPSS, versión 25, arrojó los resultados en la Tabla 10. Primero, para evitar posibles problemas de multicolinealidad, se realizó un análisis de correlación para cada elemento. constructo eliminó cualquier ítem con valores bajos ($r < \pm 0.30$) o valores altos ($r > \pm 0.90$). Los valores determinantes resultantes fueron entonces todos superiores a 0,00001 (Haitovsky, 1969), lo que indica una ausencia de multicolinealidad. En segundo lugar, la prueba de esfericidad de Bartlett confirmó las relaciones entre las variables ($p < 0,001$). Además, las medidas de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) indicaron valores superiores a (0.7), lo que se considera bueno (Hutcheson y Sofroniou, 1999). El elemento diagonal de la matriz de anticorrelación de todas las variables alcanzó valores mayores a 0.59, lo cual es adecuado (J. Hair, Black, Barry, &

Anderson, 2019). Solo se utilizaron ítems con comunalidades mayores a 0.4, por lo que este paso eliminó cuatro ítems, asociados con los constructos de calidad de datos, talento y cultura de uso de datos. En apoyo de su buen ajuste, el modelo tiene menos del 50% de residuos no redundantes con valores absolutos superiores a 0,05 (Yong & Pearce, 2013). Las cargas factoriales excedieron (0,7), con la excepción de tres ítems para los cuales los valores fueron superiores a 0.6, lo que es adecuado para escalas en las primeras etapas de desarrollo (W. W. Chin, 1998). Se descartaron dos artículos cuyas cargas estaban por debajo de (0.6). Este proceso de reducción de la dimensión produjo sólo constructos unidimensionales, mientras que originalmente, tres de los constructos iniciales eran multidimensionales.

Grupo	Variable	Determinante	Anti-Imagen	KMO	Varianza acumulada	FO	FF
Ambos	DIQ	0,001	0,640	0,922	65,300%	1	1
TI	Calidad de los datos	0,001	0,911	0,904	55,232%	5	1
	Capacidad tecnológica	0,003	0,892	0,861	58,895%	6	1
Marketing	Talento	0,060	0,591	0,754	67,951%	4	1
	Apoyo del CEO	0,246	0,903	0,706	67,108%	1	1
	Alineamiento del plan de datos	0,029	0,852	0,861	68,306%	1	1
	Cultura uso de datos	0,191	0,814	0,782	57,474%	1	1

Tabla 10. Análisis factorial exploratorio; FO: N° factores originales; FF: N° factores finales.

Con el modelo completo obtenido del EFA, un análisis factorial confirmatorio (AFC) en SmartPLS 3.2.9 verificó la validez de los constructos y factores en el modelo propuesto. Todos los factores de inflación de varianza (VIF) estuvieron por debajo de 5 (Iversen, Kleinbaum, Kupper, & Muller, 1989); específicamente, el VIF más alto fue (4.562), lo que indica que la multicolinealidad no es una preocupación. Para evaluar la confiabilidad y validez de los constructos, este estudio se basa en el alfa de Cronbach, la confiabilidad compuesta y la varianza promedio extraída (AVE), obteniendo los valores listados en la Tabla 11.

Variable	Alfa de Cronbach	Fiabilidad compuesta	AVE
DIQ	0,944	0,952	0,690
Calidad de los datos	0,925	0,936	0,595
Capacidad tecnológica	0,919	0,934	0,638
Talento	0,895	0,926	0,759
Apoyo del CEO	0,854	0,911	0,774
Alineamiento del plan de datos	0,914	0,935	0,743
Cultura uso de datos	0,842	0,889	0,668

Tabla 11. Fiabilidad y validez de los constructos.

Dado que los valores alfa de Cronbach superan 0.8, los resultados indican un nivel satisfactorio de fiabilidad (Carmines & Zeller, 1979). Los valores de fiabilidad compuesta también son aceptables y superiores a 0.8 (Nunnally, 2010). Finalmente, los valores de AVE superan el umbral recomendado de 0.5 (Fornell & Larcker, 1981). De acuerdo con la prueba de validez discriminante (Tabla 12), los ítems cumplen el criterio de Fornell-Larcker, porque la raíz cuadrada del AVE es mayor que cualquier correlación entre construcciones. Para el ajuste del modelo de medición, la raíz media residual estandarizada (SRMR) es igual a (0.073), por lo que cumple con el criterio de que SRMR debe ser menor que 0.08 (Hu & Bentler, 1998, 1999). Esta evidencia combinada indica la idoneidad del modelo de medición.

Variable	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
(1) Alineamiento del plan de datos	0,862						
(2) Apoyo del CEO	0,661	0,879					
(3) Cultura uso de datos	0,636	0,626	0,817				
(4) DIQ	-0,374	-0,251	-0,220	0,831			
(5) Calidad de los datos	0,083	0,272	0,110	0,457	0,772		
(6) Talento	0,301	0,377	0,420	-0,234	0,107	0,871	
(7) Capacidad tecnológica	0,071	0,195	0,046	0,411	0,679	0,031	0,799

Tabla 12. Validez discriminante.

4.3. Análisis y Resultados

4.3.1. Calidad de la Información

Tres análisis, realizados con SPSS, sustentan el supuesto central de esta investigación, sobre la existencia de DIQ entre TI y marketing. El EFA se aplica a la variable IQ de ambos grupos (IT / Mkt). El resultado revela que, considerando los valores propios mayores a la unidad como criterio de selección de dimensiones, los grupos de directivos no coinciden en el número de dimensiones incluidas en la calidad de la información. Según la Tabla 13, los gerentes de TI reconocen dos dimensiones de la calidad de la información, mientras que Mkt solo una dimensión.

La comparación de la prueba de medias también indica una mayor valoración expresada por los directores de TI (Tabla 14). Además, la prueba t para muestras independientes rechaza la igualdad de medias, con la excepción del ítem 7. Estos resultados relativos a las medias pueden esperarse, porque los productores de información deben tener mejores evaluaciones que los usuarios.

Grupo	Factor	Dimensiones	Suma de rotación de cargas al cuadrado		
			Total	% varianza	% acumulada
TI	1	Completa Actual	4,730	42,997	42,997
	2	Formato Exacta	3,362	30,565	73,562
Mkt	1	Completa Actual Formato Exacta	7,279	66,174	66,174

Tabla 13. Dimensiones y varianza total explicada por grupo.

Finalmente, la mayoría de las correlaciones entre grupos no son significativas; solo el ítem 6 alcanza una correlación significativa de 0,204 ($p < 0,05$). Por tanto, las relaciones de las respuestas de ambos grupos son en su mayoría nulas; Los gerentes de TI y marketing no expresan las mismas percepciones de la calidad de la información (Tabla 14). Por lo tanto, esta evidencia combinada respalda nuestra suposición, es decir, que existe una discrepancia en las perspectivas de TI y marketing con respecto a la calidad de la información.

Grupo	Item1	Item2	Item3	Item4	Item5	Item6	Item7	Item8	Item9	Item10	Item11
Media IT	5,22	5,06	4,92	5,54	5,45	5,35	5,23*	5,03	5,15	5,48	5,18
Media Mkt	5,09	4,68	4,64	5,40	5,33	5,24	4,85*	4,86	4,86	5,28	5,08
Correlación	0,013	-0,025	-0,006	0,053	0,244	0,204*	-0,088	-0,043	-0,075	0,105	0,075

Tabla 14. Comparación de medias y correlación por ítems; * $p < 0,05$.

4.3.2. Determinantes de DIQ

Para probar las hipótesis sobre los probables determinantes de esta discrepancia, y considerando que nuestra variable dependiente (DIQ) es métrica, este estudio se basa en un análisis de regresión lineal en SPSS. Para validar la existencia de probables mediaciones, utilizamos dos pasos, basados en el hecho de que el análisis de variable a variable difiere del análisis de todas las variables. Es decir, en el primer paso se evalúa si cada una de las variables antecedentes, de forma aislada, tiene efectos significativos sobre el DIQ, y en el segundo paso se mide si la significancia de las relaciones encontradas difiere del análisis con todas las variables (simultáneamente).

Primer paso. En la Tabla 15 se detallan los resultados de las estimaciones, en las que DIQ es la variable dependiente y los demás factores son variables independientes, analizadas de forma aislada, junto con una constante del modelo. Las variables revelan coeficientes significativos, a excepción de la cultura de uso de datos (-0,198; $p > 0,05$), de manera que todas las hipótesis excepto H5 reciben apoyo. Según Davenport & Harris (2007), el equipo de alta dirección establece

la cultura analítica de datos de una organización, por lo que quizás la cultura de uso de datos ya se refleje en la variable de apoyo del CEO.

Grupo	Variables	β
TI	Calidad de los datos	0,449***
	Capacidad tecnológica	0,396***
Marketing	Apoyo del CEO	-0,232*
	Talento	-0,244*
	Cultura uso de datos	-0,198†
	Alineamiento del plan de datos	-0,376***

Tabla 15. Análisis de regresión con una variable independiente, constante de modelo y DIQ como variable dependiente; † p < 0.100; * p < 0,050; *** p < 0,001.

Segundo paso. Utilizando estos determinantes identificados con coeficientes significativos (calidad de los datos, capacidad tecnológica, talento, apoyo del CEO y alineación), una regresión lineal que incorporó a todos indicó que el poder explicativo del modelo (es decir, el valor de R-cuadrado) era 0.338, mayor que el umbral de 0,1 (Falk & Miller, 1992). Es decir, el modelo ofrece un buen poder explicativo. El valor de R cuadrado observado también es similar al R cuadrado ajustado, lo que indica una buena validez cruzada para los modelos. El estadístico de Durbin-Watson es 2.031, o cerca de 2, lo que indica que los errores residuales no están correlacionados (Savin & White, 1977). Nuevamente, los VIF están por debajo de 5 y los valores de tolerancia (1 / VIF) son mayores que 0,2, por lo que la multicolinealidad no es una preocupación (Myers, 1990). Los resultados de la estimación y los valores de VIF se detallan en la Tabla 16.

H	Variable	β	Estadísticas de Colinealidad	
			Tolerancia	VIF
-	(Constante)	-0,062	-	-
2	Calidad de los datos	0,286*	0,588	1,701
3	Capacidad tecnológica	0,189	0,645	1,550
4	Talento	-0,231*	0,806	1,241
5	Apoyo del CEO	0,060	0,538	1,859
7	Alineamiento del plan de datos	-0,292*	0,623	1,606

Tabla 16. Análisis de regresión, con DIQ como variable dependiente; *p < 0,050.

4.3.2.1. Resultados Principales

Los resultados de la regresión muestran que la calidad de los datos, el talento y la alineación tienen efectos estadísticamente significativos en el DIQ, en apoyo de H1, H3 y H6, respectivamente. El coeficiente más fuerte (estandarizado) se refiere a la calidad de los datos (0.319, p < 0.05), seguido por la alineación (-0.310, p < 0.05) y luego el talento (-0.267, p < 0.05). Los efectos positivos de

estas variables aumentan el DIQ, por lo que la calidad de los datos (H1) aumenta las discrepancias por sobrevaloraciones de la calidad de la información, en línea con la ilusión de control de Langer (1975) y la teoría de la asimilación (Ausubel, 2000). Talento (H3), en cambio, reduce las discrepancias al generar información que refleja los objetivos comerciales, en línea con la predicción Erevelles et al. (2016) de que un mayor talento analítico facilita ventajas competitivas al proporcionar el conocimiento esperado. Por su parte, la alineación (H6) reduce las discrepancias, al acercar los resultados de los esfuerzos de análisis de datos a las necesidades comerciales (Davenport & Harris, 2007), que es un requisito estratégico crítico. Además, los resultados indican que dos variables del modelo no son estadísticamente significativas: capacidad tecnológica (H2) y apoyo del CEO (H4). Ambos efectos se diluyen en el análisis seriado de las variables.

Para determinar las posibles causas de estos resultados estadísticamente no significativos, se realizaron análisis adicionales al modelo principal.

4.3.2.2. Resultados Adicionales

Un análisis sobre los resultados estadísticamente no significativos (H2 y H4), mediante la estrategia propuesta por Baron & Kenny (1986) y aplicando la macro PROCESO propuesta por Hayes (2018), determinó la existencia de mediaciones para ambas hipótesis (modelo 4 y 6, respectivamente). (Ver Tabla 17).

Para el modelo 4 (macro PROCESO), los resultados indican la mediación de la calidad de los datos, sobre la relación capacidad tecnológica y el DIQ (Ver Figura 2). Es decir, existen efectos indirectos estadísticamente significativos sobre DIQ, a través de la calidad de los datos (0,223); (valor de $p < 0,05$).

Esta mediación está en línea con Davenport & Kudyba (2016), sobre la importancia de las capacidades tecnológicas para el procesamiento de datos. Según McKinsey & Company (2011), la analítica de datos sigue evolucionando, impulsada por la innovación en tecnologías, que es decisiva para la gestión de datos. Los datos son el pegamento que conecta todo (Davenport, 2014). Según Isson & Harriott (2013), la inversión en capacidad tecnológica es necesaria para gestionar la transformación de los datos en información de calidad, de lo contrario se deteriora el

rendimiento asociado a la tecnología y los datos. La capacidad tecnológica permite a las empresas obtener datos valiosos, para implementar modelos analíticos para la toma de decisiones (Barton & Court, 2012). De acuerdo a Mata, Fuerst, & Barney (1995); Tippins & Sohi (2003) son muchas las empresas que han comenzado a desarrollar estrategias que entienden la tecnología de la información (TI) como un recurso que facilita la adquisición de los datos y generación calidad de información.

Para el modelo 6 (macro PROCESO), los resultados indican dos mediadores del apoyo del CEO, la calidad del talento y la alineación del plan de datos con el plan de negocios, ambos con influencias estadísticamente significativas en DIQ (Ver Figura 5). Un contraste de estos efectos indirectos no identifica ninguna diferencia en su significación estadística. Es decir, ambos mediadores son determinantes para el apoyo del CEO, con un efecto indirecto total de -0,277 en DIQ (valor de $p < 0,05$). En términos generales, ambas relaciones se fundamentan en Barton & Court (2012), donde los autores señalan que los principales líderes empresariales deben apoyar los factores organizacionales para tener un impacto favorable en la misión de la organización.

En cuanto a la mediación del talento analítico, Verhoef et al. (2016) indican que la visión del CEO debe establecer el tipo de talento necesario para un proyecto de análisis de datos, ya que es un factor organizacional clave para la calidad de la información. Gao, Gong, Zhang, Mao, & Liu (2019) indican que las grandes empresas deben seleccionar cuidadosamente los recursos humanos y deben emplearse en presencia de altos niveles de apoyo por parte del CEO. Otros estudios enfatizaron el apoyo del CEO en términos de la asignación de recursos apropiados a proyectos de SI, resolución de conflictos y resistencia al cambio (Davenport, 1998; Nah, Zuckweiler, & Lee-Shang Lau, 2003). En tal sentido, el apoyo del CEO juega un papel de liderazgo fundamental (Verhoef et al., 2016). De acuerdo Eichhorn & Towers (2015) el apoyo del CEO es clave en la ejecución del alineamiento y construcción de metas e incentivos, de manera que integren y motiven su talento.

En cuanto a la mediación de la alineación del plan de datos con el plan de negocios, la literatura establece que los gerentes deben prestarle atención y desarrollar planes de acción más completos para lograr una mejor alineación estratégica negocio-TI, así como traducir la alineación en calidad de información (Aboobucker et al., 2019). Una de las principales ventajas que los altos directivos

pueden discutir con sus subordinados sobre la planificación de sus proyectos de TI, es que todas las divisiones corporativas mejoran la alineación estratégica (Peak & Guynes, 2003). Según Aboobucker et al. (2019), es importante que los altos ejecutivos estén más atentos a las dimensiones de la alineación estratégica, ya que son vitales para la existencia a largo plazo y para competir en el cambiante mundo empresarial. El proceso de alineamiento del plan de datos con la necesidad de calidad de información, depende del apoyo que entrega el CEO, pues es el responsable de liderar la implementación y seguimiento de la estrategia corporativa (Kaplan & Norton, 2008). Tal alineación probablemente requerirá una hoja de ruta analítica claramente definida por parte de la alta dirección, que especifique el desempeño esperado en cada factor organizacional, en la búsqueda de lograr los objetivos comerciales de la empresa (Isson & Harriott, 2013; R. Kaplan & Norton, 2016).

El modelo empírico obtenido de estas regresiones se resume en la Figura 5.

M	Variable	Descripción	S	Path	β
4	Dependiente Independiente Mediadora 1	DIQ Capacidad tecnológica Calidad de los datos	1	Capacidad tecnológica → Calidad de los datos	0,668***
			2	Capacidad tecnológica → DIQ Calidad de los datos → DIQ	0,173 0,334**
6	Dependiente Independiente Mediadora 1 Mediadora 2	DIQ Apoyo del CEO Talento Alineamiento del p. de d.	1	Apoyo del CEO → Talento	0,451***
			2	Apoyo del CEO → Alineamiento del plan de datos Talento → Alineamiento del plan de datos	0,541*** 0,107
			3	Apoyo del CEO → DIQ Talento → DIQ Alineamiento del plan de datos → DIQ	0,198 -0,227* -0,296*

Tabla 17. Resultados del análisis de mediación. * p <0,050; ** p <0,010; *** p <0,001.

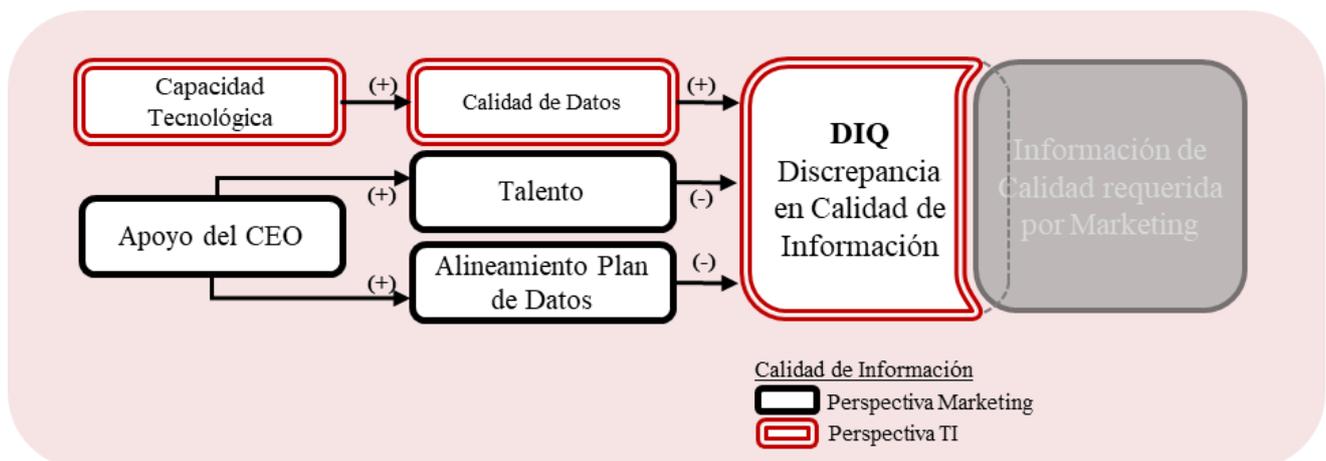


Figura 5. Modelo empírico después de la regresión Estudio 2.

4.4. Conclusiones e Implicaciones del Capítulo

El objetivo principal de este estudio fue identificar los factores organizacionales que generan DIQ. Los resultados muestran que todos los factores organizativos causales postulados por nuestro modelo, excepto la cultura de uso de datos, son compatibles. Según nuestra evidencia, entre todas las dimensiones del DIQ, las capacidades tecnológicas ($\beta = 0,223$) y los datos ($\beta = 0,334$) son las que aumentan las discrepancias entre TI y marketing, mientras que el apoyo del CEO ($\beta = -0,277$), el talento analítico ($\beta = -0,227$) y la alineación estratégica ($\beta = -0,296$) son los factores que reducen las discrepancias. Si bien identificamos diferencias en el significado y magnitud de cada factor, al medir la importancia de las dimensiones en DIQ, observamos que las diferencias son relativamente pequeñas, por lo que todas las dimensiones deben tener la misma importancia en alinear la calidad de la información para la toma de decisiones del marketing.

4.4.1. Implicaciones Teóricas-Methodológicas

En primer lugar, con base en Whetten (1989), declaramos que esta investigación constituye un aporte teórico, ya que se ha demostrado que a través del DIQ, nuestra comprensión del origen de las fallas en los proyectos de análisis de datos se altera significativamente; en consecuencia, nuestra propuesta reorganiza nuestros mapas causales al reconocer qué factores organizacionales generan la discrepancia.

En segundo lugar, nuestro estudio contribuye a la teoría de la discrepancia, ya que la teoría de la información asimétrica de Tversky (1977) y la teoría de los sesgos de confirmación perceptual de Kahneman (2011), se postulan como medios de comprensión sobre el origen de la percepción individual de la calidad de la información de una organización.

En tercer lugar, respondiendo al llamado de Akter et al. (2016) sobre que los investigadores deben ahondar en la configuración de los recursos organizacionales y determinar el origen del mal desempeño de la analítica de datos, se reconoce al DIQ como una causa de fallas en la analítica de datos, y se identifica un conjunto de recursos organizacionales como determinantes de la discrepancia.

En cuarto lugar, el estudio contribuye a la literatura sobre la alineación estratégica al promover la comprensión teórica del papel de la alineación e identificarla como un factor organizativo clave para el éxito de los proyectos de análisis de datos. Este hallazgo es consistente con la literatura de análisis de datos anterior, que identifica la importancia de la alineación en los resultados organizacionales críticos (Akter et al., 2016; Fosso Wamba et al., 2019).

Finalmente, esta investigación amplía la literatura de análisis de datos, al integrar al consumidor final de la información (marketing) como informante, quien define los requisitos de calidad en relación al contexto de su aplicación (Riesener et al., 2019). En general, la literatura previa ha utilizado el generador de información (TI) como informante, relacionando la capacidad de análisis de datos con los resultados de la empresa (valor para el cliente y valor para la empresa), olvidándose del consumidor de información (marketing), quizás el "eslabón perdido" entre las capacidades analíticas y el desempeño de la empresa (Akter et al., 2016).

4.4.2. Implicaciones Gerenciales

Hay varias implicaciones prácticas de este estudio, debido a la potencial mejora de la calidad de la información para las decisiones de marketing. Primero, el estudio identifica DIQ como una causa probable de falla en los proyectos de análisis de datos. En segundo lugar, el análisis muestra que una excelente capacidad de análisis de datos, sin la alineación entre TI y marketing en recursos (factores tangibles, humanos e intangibles), no es suficiente para ofrecer información de calidad. En tercer lugar, los factores organizativos utilizados en el estudio podrían utilizarse como una hoja de ruta útil para identificar y resolver problemas de discrepancias en la calidad de la información. En cuarto lugar, los resultados destacan que los problemas de calidad de la información surgen de la desalineación, lo que a su vez conduce a una sobreestimación de la capacidad tecnológica y la calidad de los datos. La Alineación Estratégica Negocio-TI siempre ha sido considerada una de las principales confrontaciones que enfrentan los ejecutivos de las organizaciones y los profesionales de TI (Jerry Luftman et al., 2013). En quinto lugar, en línea con Gartlan & Shanks (2007), se requiere una mayor participación de los CEO en la formación y alineación de la estrategia de TI, ya que es necesario abordar los sesgos que sobrevaloran el desempeño de algunos factores

organizacionales. El rol del CEO también trasciende la selección y acompañamiento del talento analítico, ya que la calidad de la información viene determinada por el talento. Por último, debe haber una alineación constante de los objetivos estratégicos sobre la calidad de la información, los datos y la tecnología; De ello depende el buen rendimiento empresarial. Reconocemos que la idea de recomendar a las organizaciones que adopten estas implicaciones prácticas, donde la alineación del plan de datos con el plan de Marketing es fundamental, puede parecer muy teórica. Sin embargo, esta conclusión se basa en nuestros hallazgos de los datos.

4.5. Limitaciones y Futuras Investigaciones.

El presente estudio tiene algunas limitaciones que conviene reconocer. En primer lugar, las medidas incluidas en este estudio se basan en las respuestas de los gerentes de TI y marketing individuales y, por lo tanto, están sujetas a subjetividad a nivel individual. En segundo lugar, se ha utilizado una escala Likert de 7 puntos para medir todos los ítems, lo que puede introducir el llamado 'sesgo de aquiescencia' (Chin, Johnson, & Schwarz, 2008). En tercer lugar, el análisis incluye solo empresas de un solo contexto de país. La investigación futura podría extender este estudio a países con diferentes antecedentes culturales (por ejemplo, nivel de desarrollo económico, protección de datos personales). Considere también otras dimensiones contextuales, como las economías altamente digitalizadas, que podrían influir en los determinantes del DIQ. Otro desafío para la investigación futura es probar nuestro modelo utilizando datos de panel para investigar su estabilidad. Finalmente, recomendamos que las investigaciones futuras combinen las fuentes de datos. Usar datos objetivos para verificar aún más el modelo de investigación propuesto es un gran desafío. Sin embargo, la originalidad de este estudio no es una afrenta a la literatura existente, sino una oportunidad para que los académicos de análisis de datos incluyan DIQ en sus investigaciones futuras.

5

DETERMINANTES DEL ÉXITO DE LA ANALÍTICA EN MARKETING: VN ESTUDIO DIÁDICO CENTRADO EN LOS RECURSOS ANALÍTICOS, LA CALIDAD DE LA INFORMACIÓN Y EL CLIMA ORGANIZACIONAL

CAPÍTULO 5

Determinantes del Éxito de la Analítica en Marketing un Estudio Diádico Centrado en los Recursos Analíticos, la Calidad de la Información y el Clima Organizacional

Las organizaciones están buscando cómo aprovechar el poder del *big data* para mejorar el proceso de toma de decisiones (Ghasemaghaei & Calic, 2019; Janssen, Voort, & Wahyudi, 2017; Quinn, Dibb, Simkin, Canhoto, & Analogbei, 2016). De acuerdo a NewVantage Partners LLC (2019), el 77% de las 1000 compañías con más ingresos de los Estados Unidos, indican que la "adopción comercial" de iniciativas de *big data* sigue representando un desafío para sus organizaciones, de hecho, el 92% de ellas están aumentando su ritmo de inversión en *big data*. Según European Banking Authority (2020) se ha observado un creciente interés en el uso de analítica de *big data* y técnicas analíticas avanzadas: un 64% ya lanzaron soluciones *big data* y análisis avanzado, mientras que, en 1 año alrededor del 5% de las instituciones pasaron de una prueba piloto y/o fase de desarrollo a la implementación. El *big data* es considerado un componente cada vez más importante para las empresas en las economías avanzadas (Ren et al., 2016), pues su uso efectivo tiene el potencial de transformar la economía y el crecimiento (Manyika et al., 2017).

Sin embargo, solo el 13% de los proyectos de analítica de datos llegan a su finalización (Gerdeman, 2017) y un 80% de las compañías no ha visto resultados mensurables de sus inversiones (White, 2019). De hecho, se observa que convertir un mundo lleno de datos en un mundo basado en datos es una idea que muchas empresas han encontrado difícil de ejecutar en la práctica (Henke et al., 2016). La adopción de *big data* y análisis en organizaciones de diferentes tamaños y sectores aún son muy lentos (Heudecker & Hare, 2017). De acuerdo a NewVantage Partners LLC (2019) la tecnología no es el problema, sino las personas y (en menor medida) los procesos. Heudecker & Hare (2017) declara que las barreras de adopción que más enfrentan las organizaciones son gerenciales y culturales en lugar de estar relacionadas con datos y tecnología. Lo que está en línea con Dykes (2015), que identifica la tecnología como el último obstáculo para convertirse exitosamente en un negocio basado en datos. Además, estudios recientes indican que el fracaso a menudo no se debe a problemas tecnológicos sino a problemas asociados con aspectos organizativos (Surbakti et al., 2020).

Como respuesta a esta contingencia, la literatura académica en torno a la analítica de datos actual estudia diversas configuraciones de factores críticos de éxito, entre ellos los organizacionales, que explican cómo convertirse en un exitoso negocio basado en datos. Los esfuerzos se han centrado en medir, desde la perspectiva del personal de tecnologías de información (TI), cómo la capacidad de analítica de *big data* (CBDA) impacta en el valor del cliente y del negocio (por ejemplo, Akter et al., 2016; Fosso-Wamba et al., 2017; Gupta & George, 2016); y otras investigaciones se han enfocado en la calidad de los recursos para la analítica de datos (por ejemplo, Fosso-Wamba et al., 2019; Ren et al., 2016). Sin desmedro a los hallazgos anteriores, las tasas de fracasos para proyectos analíticos siguen siendo elevadas, y las empresas siguen teniendo dificultad para ejecutar análisis de datos. Según Mikalef, Boura, Lekakos, & Krogstie (2019) es un hecho bastante sorprendente cuando se considera la gran cantidad de artículos de publicaciones comerciales que hablan sobre el poder transformador de la analítica de *big data*. Lo anterior, deja en evidencia la necesidad de estudios más profundos y basados en evidencia empírica para entender los retos de la capacidad de analítica superior (Sivarajah et al., 2017).

En esta línea, este trabajo se centra en mostrar los efectos de los recursos de analítica de datos en la calidad de la información y desempeño organizacional, y la moderación de un conjunto de aspectos organizativos. Específicamente, se propone en primer lugar un modelo teórico que describe cómo los recursos analíticos afectan el desempeño organizacional. Esta propuesta se basa en el enfoque de recursos (RBV) (Barney, 1991; Grant, 1991) y en la teoría de la calidad de TI en sistemas de información (SI) (Wixom & Todd, 2005). En segundo lugar, sometemos el modelo propuesto a una prueba empírica. Esta prueba se basa en una encuesta a directivos de TI y directivos de marketing de 95 empresas en España, que produjeron 190 respuestas pareadas. En consecuencia, esta investigación permite arrojar luz respecto a las relaciones entre determinantes y moderadores de la calidad información y el desempeño organizacional.

Esta investigación contribuye a la literatura académica existente en torno a la analítica de datos en varios aspectos. Por un lado, se pone énfasis en los factores organizacionales que condicionan el éxito y que han sido insuficientemente analizados (Surbakti et al., 2020). Se consideran factores clave el apoyo administrativo (Gupta & George, 2016), las habilidades sobre la calidad de los datos (Verhoef et al., 2016), el alineamiento de los datos con los desafíos empresariales críticos (Isson & Harriott, 2013), y la falta de cultura de datos (NewVantage Partners LLC, 2019). Por otro lado, la metodología empírica empleada permite una medición más fiable de los conceptos y dimensiones planeadas teóricamente. La investigación utiliza un marco diádico (Huber & Power, 1985; Mullins, Ahearne, Lam, Hall, & Boichuk, 2014), por cuanto considera dos informantes de una misma empresa para medir factores particulares y comunes. Se mide la calidad de la información desde la perspectiva del marketing, al contrario de todas las investigaciones precedentes, que lo hacen desde TI. Después de todo, es TI quien se centra principalmente en obtener información comercial de los datos, pero son los gerentes de negocios y marketing quienes deben aplicar la inteligencia empresarial para tomar decisiones de marketing (Hagen et al., 2013; Vallabhaneni, 2019). El resto de factores determinantes y moderadores se miden desde la perspectiva de TI o marketing en función de la responsabilidad y/o valor estratégico de dichas perspectivas.

En los contenidos subsiguientes se aborda primeramente una revisión de la literatura previa que deriva en la propuesta de un marco conceptual y la propuesta de hipótesis. Seguidamente se

describe la metodología utilizada en el análisis empírico y se interpretan y comentan los resultados alcanzados. En una última sección se sintetizan las principales conclusiones, implicaciones gerenciales y limitaciones.

5.1. Marco Conceptual e Hipótesis de Investigación.

La Figura 6 resume gráficamente el modelo conceptual propuesto. Los determinantes postulados reflejan ideas de la literatura académica previa en torno a la analítica de datos, capacidad tecnológica, talento y procedimientos (por ejemplo, Isson & Harriott, 2013; Shamim, Zeng, Shariq, & Khan, 2019; Verhoef et al., 2016).

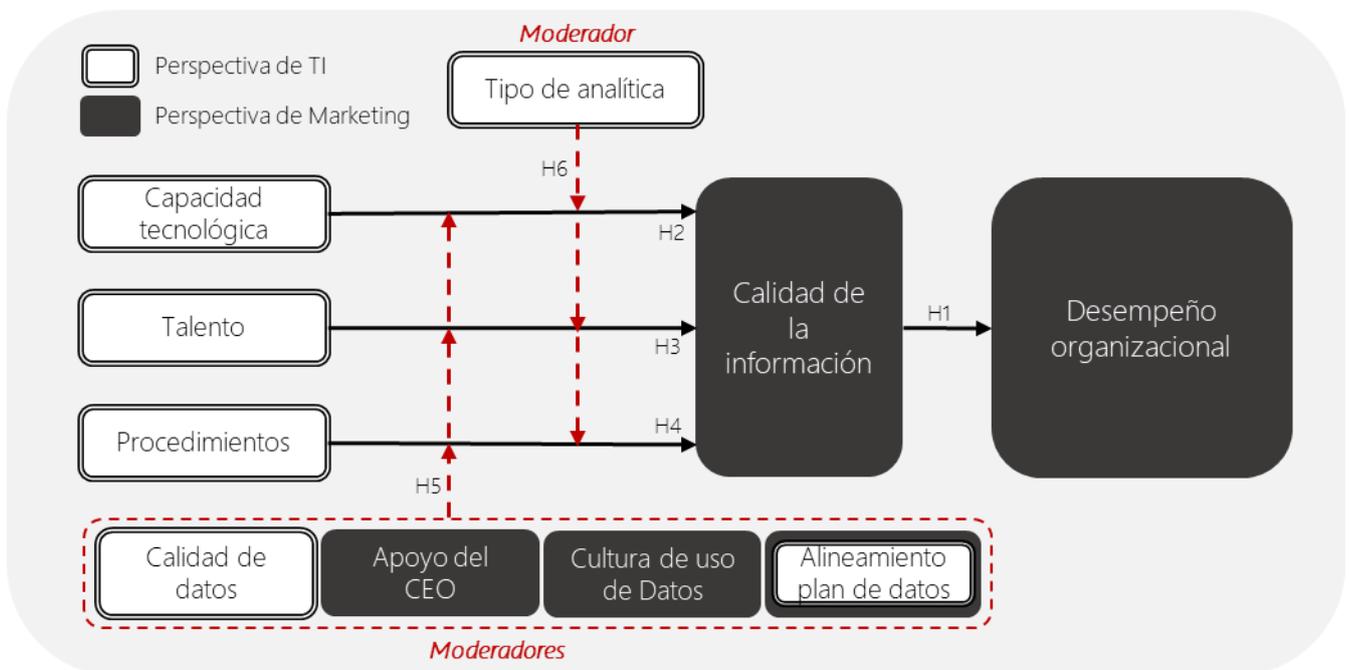


Figura 6. Modelo conceptual Estudio 3.

Se ha considerado la literatura de teoría del éxito de SI y la RBV como marco teórico apropiado para analizar los recursos analíticos y la calidad de la información en el desempeño organizacional. Ambas teorías se focalizan en las competencias de los sistemas de gestión interna para influir en el desempeño organizacional, es decir, existe una consistencia entre ambas teorías (DeLone & McLean, 1992).

Al respecto, Wixom & Todd (2005) analizó la lógica dominante de la calidad en la teoría del uso de la tecnología e identificó la calidad de la información como una de las dimensiones básicas de

su modelo de éxito de los SI. En otra arista, la RBV reconoce el valor de los recursos en la generación de ventajas competitivas (Akter et al., 2016; Gupta & George, 2016; Ji-fan et al., 2016), capaces de generar la sinergia necesaria para un rendimiento único (Fosso-Wamba et al., 2017). Sobre esta base, el modelo propuesto reconoce la capacidad tecnológica como un recurso clave para los análisis y las aplicaciones avanzadas de la analítica superior (Zhang et al., 2015); el talento analítico como el pilar más importante de una capacidad de analítica de datos (Fosso-Wamba et al., 2017); y los procedimientos como un recurso crítico para la obtención de resultados (Isson & Harriott, 2013; McKinsey & Company 2011). Paralelamente, una serie de recursos moderadores interactúan con el modelo principal: el alineamiento estratégico de TI con marketing como un recurso que contribuye a la generación de valor de la analítica hacia los negocios (Côte-Real, Ruivo, Oliveira, & Popovič, 2019); el apoyo directivo, como un recurso clave para materializar proyectos de analítica de datos (Davenport, 2014b; Davenport et al., 2001); los datos como uno de los recursos más importantes para crear e implementar soluciones analíticas exitosas (Isson & Harriott, 2013; McKinsey & Company, 2011); y la cultura de datos, como el recurso que representa la fuente del desempeño sostenido de la empresa (Gupta & George, 2016).

Con todo, estas teorías permiten a los autores sostener que a partir de un conjunto de recursos (RBV) (DeLone & McLean, 1992), es posible construir calidad de la información (teoría del éxito de SI) (Wixom & Todd, 2005), con el objetivo de generar valor, tanto del punto de vista del consumidor como de la firma (Verhoef et al., 2016).

5.1.1. Calidad de la Información y Desempeño Organizacional

La calidad de la información representa un factor crítico para mejorar el desempeño organizacional (Chavez, Yu, Gimenez, Fynes, & Wiengarten, 2015; Ren et al., 2016). Bajo la teoría de éxito de los sistemas de información de DeLone & McLean (1992), la calidad de la información se identifica como un componente importante del rendimiento organizacional. Del mismo modo, Wixom et al. (2013) indica que el área comercial selecciona la calidad de la información pertinente para la toma de decisiones; lo que desencadena en diferentes impactos en los resultados de la empresa (Ghasemaghaei & Calic, 2020). Un estudio de Gorla et al. (2010) identifica la relación positiva entre

la calidad de la información y el impacto organizacional. De hecho, Gao, Zhang, Wang, & Ba, 2012; Wang et al. (2015) declaran que la calidad de la información permite a empresas comprender las necesidades esenciales del mercado y, con ello, aumentar el valor al consumidor. Fosso-Wamba et al. (2015) indica que la calidad de la información es un antecedente clave para determinar el desempeño organizacional. Por lo tanto, la primera hipótesis predice,

H1. La calidad de la información tiene un efecto positivo en el desempeño organizacional.

5.1.2. Capacidad Tecnológica y Calidad de la Información

Las nuevas formas de datos requieren tecnologías novedosas que sean capaces de manejar los desafíos que plantean los grandes volúmenes, diversos y de rápido movimiento (Ghasemaghahi & Calic, 2019; Gupta & George, 2016; X. Wang et al., 2015). Dentro de las tecnologías se consideran los sistemas de información y la calidad de los mismos, también hablamos de redes sociales, dispositivos móviles, tecnologías de identificación automática que permiten el 'Internet de las Cosas' y plataformas habilitadas para la nube de manera que las operaciones de las empresas logren y mantengan una ventaja competitiva (Fosso-Wamba et al., 2017). En síntesis, las capacidades tecnológicas son un insumo clave para los análisis y las aplicaciones avanzadas de analítica superior (Zhang et al., 2015). Estudios previos sobre la capacidad tecnológica han utilizado la teoría de los recursos para argumentar su trascendencia; es más, el concepto de capacidad de TI se basa en la suposición de que, si bien los recursos se pueden replicar fácilmente, cuando existe una capacidad distintiva, ésta no es fácil de replicar y, en consecuencia, generará ventajas competitivas sostenidas (Santhanam & Hartono, 2003). Lo importante es comprender que la capacidad en TI ofrece una serie de componentes de hardware y software que ayudan a capturar, almacenar o analizar datos tradicionales, estructurados y transaccionales, así como datos contemporáneos, no estructurados y de comportamiento, desde los cuales se obtiene información. En consecuencia, la capacidad tecnológica tiene un papel vital en los esfuerzos para obtener información para las decisiones de marketing (Erevelles et al., 2016a). Formalmente,

H2. La capacidad tecnológica tiene un efecto positivo en la calidad de la información.

5.1.3. Talento y Calidad de la Información

La calidad del personal de una empresa consiste en la experiencia, conocimiento, perspicacia comercial, habilidades para resolver problemas, cualidades de liderazgo y relaciones con los demás de sus empleados (Barney, 1991). Este tipo de "know-how" y otros tipos de conocimiento se consideran como parte del talento del analista de datos, y pueden generar ventajas competitivas a través de sus resultados (Constantiou & Kallinikos, 2015). Tenemos que tener presente que los datos por si solos no son una panacea, sino que requieren de un talento para ser convertidos en calidad de la información (Zeng & Glaister, 2017). De hecho, la investigación previa sobre la capacidad de TI ha sugerido a las habilidades técnicas de los analistas de datos como las dimensiones críticas de los recursos humanos con respecto a TI (Maklan, Peppard, & Klaus, 2015; F. Mata, Fuerst, & Barney, 1995). Otras habilidades que incluye el talento de los analistas son las competencias en aprendizaje automático, extracción de datos, limpieza de datos, análisis estadístico y comprensión de paradigmas de programación como MapReduce (Davenport, 2014a). En consecuencia, existe consenso en que la verdadera intuición para lograr conocimiento útil proviene de los individuos capaces de sintetizar y extraer la "verdad" de múltiples fuentes de datos, como cita Phillips (2016). Hagen, Khan, Ciobo, & Wall (2013) declaran el talento como la capacidad más relevante para soportar el análisis de datos, y Constantiou & Kallinikos (2015) argumentan que las habilidades y destrezas del talento generan principalmente ventajas competitivas a través del conocimiento generado. En resumen, la capacidad de análisis humano, que provee de información para la toma de decisiones, está determinada por el talento del individuo (Sivarajah et al., 2017), especialmente si ese talento se centra en las necesidades de marketing. En turno,

H3. El talento tiene un efecto positivo en la calidad de la información.

5.1.4. Procedimientos y Calidad de la Información

De acuerdo a Verhoef, Kooge, & Walk (2016), el "proceso" de una empresa se centra principalmente en cómo, dentro de las empresas, se definen y ejecutan los proyectos analíticos. La idea es asegurar, a través de procedimientos estandarizados, la calidad de la información. Los procedimientos definen el cómo se recopilan los datos, cómo se registran los datos, cómo se

analizan los datos, y cómo se informan los resultados (Isson & Harriott, 2013; McKinsey & Company, 2011). Todas estas operaciones son críticas para el proceso de análisis comercial y, en este contexto, son los procedimientos los que describen cada una de las operaciones involucradas; “un procedimiento define los pasos a seguir para lograr un resultado final específico” (Stair & Reynolds, 2018). Según Tirgari (2012), los procedimientos representan un conjunto de protocolos de toda la organización que se documentan y se siguen para garantizar la integridad, la seguridad y la disponibilidad de los sistemas informáticos. Con todo, la idea que subyace en la estandarización de procedimientos es la calidad del proceso y del producto. Se sabe que los datos brutos, por sí solo, no ofrecen mucho valor en su forma, en consecuencia, su valor potencial debe ser desbloqueado, por lo que las empresas necesitan procesos y métodos eficientes para convertir grandes volúmenes de datos estructurados y no estructurados (Sivarajah et al., 2017). Si bien se ha mencionado la necesidad de documentar los procedimientos, también es probable que estos procesos se desarrollen de manera natural, pero también podría ser importante definir procesos por adelantado (Verhoef et al., 2016). Después de todo, a pesar de que las habilidades técnicas de TI, como la programación, las habilidades de administración de la base de datos y el análisis y diseño del sistema en general, no se consideran raras (F. Mata et al., 1995), el estandarizarlas permite controlar los niveles de calidad de la información deseados. Según este razonamiento,

H4. La formalización de procedimientos tiene un efecto positivo en la calidad de la información.

5.1.5. Moderadores en el modelo propuesto

Davenport et al. (2001); Isson & Harriott (2013) diagnosticaron en sus obras, que los obstáculos organizativos son las principales barreras para lograr un rendimiento significativo en las inversiones de su sistema empresarial. Por lo tanto, basándonos en el modelo conceptual propuesto y en la literatura académica en torno a la analítica de datos, proponemos el papel moderador que cumplen una serie de factores, y que se formalizan a través de seis hipótesis:

5.1.5.1. Calidad de los Datos

La calidad de los datos es crucial para configurar el rendimiento en las estrategias de valores de los clientes (Zablah, Bellenger, & Johnston, 2004). Una encuesta sobre los desafíos que enfrentan las organizaciones para desarrollar una capacidad de inteligencia de negocios, la calidad de los datos superaba las restricciones presupuestarias (Davenport & Harris, 2007). Ello obedece a que muchos ejecutivos consideran los datos internos muy poderosos; la posesión de información a partir de datos internos es importante si el comportamiento del cliente debe describirse, entenderse y predecirse (Verhoef et al., 2016). Después de todo, los datos son transformados en información, la que es capaz de proporcionar grandes oportunidades para las innovaciones de productos y servicios (Wang et al., 2015). La European Banking Authority (2020) comenta que cumplir con los niveles de calidad en los datos sigue siendo un gran desafío en la industria. Por último, Verhoef et al. (2016) indica que las empresas muestran un gran desconocimiento sobre la calidad de sus datos; lo que incide en las capacidades de analítica de datos, afectando la creación de valor (Day, 1994).

5.1.5.2. Apoyo del CEO

La analítica de datos representa un activo estratégico para la toma de decisiones comerciales, en consecuencia, dicho activo responde a la estrategia general difundida por el CEO de la compañía. En este contexto, se requiere de una hoja de ruta analítica, que claramente defina la información comercial crítica requerida (Isson & Harriott, 2013). Por lo tanto, es lógico que si los análisis son para apoyar la estrategia competitiva, debe existir detrás de dicho análisis un apoyo gerencial importante y distintivo (Davenport & Harris, 2007). McAfee & Brynjolfsson (2012) enfatizan la importancia de contar con información para la toma de decisiones, proceso que requiere de un factor crítico, como el apoyo de la administración. Después de todo, si la alta dirección es consciente del impacto que posee los análisis sobre los resultados, entonces lo más probable es que brinde apoyo (Verhoef et al., 2016). En resumen, es clave que la dirección deba invertir el tiempo y la energía suficiente para alinear a los gerentes de la organización en apoyo al plan de

datos de compañía. De lo contrario, con falta de apoyo del CEO, nos arriesgamos a obtener resultados no deseados, hasta el total abandono del proyecto analítico (Verhoef et al., 2016).

5.1.5.3. Cultura de Uso de Datos

Una cultura de uso de datos puede ser reconocida como un activo facilitador de la explotación de calidad de la información (Owens, 2007; Swaan et al., 2014). Se trata de cómo las personas de una organización logran tomar pequeñas y grandes decisiones basadas en hechos, por sobre las decisiones basadas en el instinto. Tomar decisiones basadas en hechos es catalogado por McAfee & Brynjolfsson (2012) como un hecho trascendental, por cuanto la gestión se basa en el desapego y objetividad de los antecedentes, más que percepciones, deseos y esperanzas. Bajo una cultura de uso de datos, las instituciones buscan, interpretan, dan sentido, comparten y utilizan información para diferentes tipos de procesos de toma de decisiones organizacionales (Spink & Lewandowski, 2012). Según Owens (2007), una cultura de uso de datos abarca valores, creencias, normas y formas de pensar adoptadas por los miembros de la organización que enfatizan la capacidad de comprender los procesos basados en datos y los riesgos dinámicos asociados con ellos. De acuerdo a Verhoef et al. (2016) una cultura basada en datos orienta mejor las capacidades analíticas para crear más valor para el cliente y la empresa.

5.1.5.4. Alineamiento del plan de datos

En línea con Agarwal & Dhar (2014); McAfee & Brynjolfsson (2012), el proceso de alineamiento se define como la medida en que el plan de datos (unidad de TI) se alinea con la estrategia general. Sobre la base de Kaplan & Norton (2016); Zhou, Bi, Liu, Fang, & Hua (2018), el alineamiento del plan de datos establece un programa continuo de actualizaciones del mismo y contempla una serie de metas, objetivos e iniciativas tendiente a cumplir con los objetivos de calidad de la información requerida por marketing. De hecho, la idea que subyace al proceso de alineamiento es el logro de los objetivos de calidad preestablecidos por la organización. Por tanto, los directivos, en este caso de TI y marketing, deben alinear las necesidades claves de información para la toma de decisiones, es decir, transmitir el propósito y la misión del objetivo general de análisis para convencer a los interesados y prepararlos para que acepten los análisis y ejecuten los hallazgos.

Esto implica enmarcar el alcance de los análisis y establecer expectativas de calidad de información para cada parte interesada (Isson & Harriott, 2013). En consecuencia, los investigadores de estrategia siempre han enfatizado la necesidad de un continuo alineamiento dentro de la empresa (Peteraf, 1993); después de todo, una mayor cantidad de sincronización entre los recursos de analítica de datos (plan de datos) y las estrategias empresariales (marketing) afecta positivamente el valor de la firma (Akter et al., 2016).

De acuerdo a los argumentos planteados,

H5a. La calidad de los datos, potencia los efectos de los recursos analíticos (tecnología, talento, procedimientos) en la calidad de la información.

H5b. El apoyo del CEO, potencia los efectos de los recursos analíticos (tecnología, talento, procedimientos) en la calidad de la información.

H5c. La cultura de uso de datos, potencia los efectos de los recursos analíticos (tecnología, talento, procedimientos) en la calidad de la información.

H5d. El alineamiento del plan de datos, potencia los efectos de los recursos analíticos (tecnología, talento, procedimientos) en la calidad de la información.

5.1.5.5. Tipo de Analítica de Datos

En los últimos años, la analítica tradicional se ha visto enfrentada a la entrada irruptiva del *big data*, que representa un cambio de paradigma sobre cómo extraer y analizar los datos para generar calidad de la información para la toma de decisiones del marketing. Este fenómeno es impulsado principalmente por el nuevo desarrollo tecnológico y metodológico. De acuerdo a Davenport (2014), existen diferencias reales entre el análisis tradicional de datos y el *big data*, sin embargo éstos a veces son confusos de comprender, ver Tabla 18. Isson & Harriott (2013) reitera lo dicho, el término *big data* tiende a ser un término variado y mal definido. Olenski (2015), define el *big data* como la derivación de valor de la toma de decisiones comerciales basadas en bases de datos relacionales tradicionales, aumentada con nuevas fuentes de datos no estructurados. Además, existen diversos estudios que caracterizan el *big data* (Barney & Hesterly, 2012; Erevelles et al.,

2016a; Verhoef et al., 2016), identificando una serie de potenciales, a saber, permite determinar ideas para un mejor proceso de toma de decisiones, mejorar la eficiencia operativa, generar nuevos flujos de ingresos y obtener ventajas competitivas sobre los rivales del negocio. En consecuencia,

H6. El uso de analítica de datos *big data*, potencia los efectos de los recursos analíticos (tecnología, talento, procedimientos) en la calidad de la información.

Dimensión	Big data	Análisis tradicional
Tipo de datos	Formatos no estructurados	Formateado en filas y columnas
Volumen de datos	100 terabytes a petabytes	Decenas de terabytes o menos
Flujo de datos	Flujo constante de datos	Grupo estático de datos
Métodos de análisis	Aprendizaje automático	Basada en hipótesis
Propósito primario	Productos basados en datos	Soporte y servicios de decisiones internas

Tabla 18. Características por tipo de analítica; Fuente: Davenport (2014).

5.2. Validez del Instrumento de Medida (metodología)

La Tabla 23 del Anexo contiene los constructos y definiciones, obtenidas desde la literatura académica, previamente publicada, en torno a la analítica de datos. La Tabla 24 del Anexo contiene las escalas utilizadas para medir los constructos; se basaron en escalas Likert de 7 puntos (1 = "totalmente en desacuerdo" a 7 = "totalmente de acuerdo").

Un análisis factorial exploratorio (AFE), realizado en SPSS, versión 25, produjo los resultados en la Tabla 19. Primero, para evitar posibles problemas de multicolinealidad, un análisis de correlación realizado para cada construcción eliminó cualquier ítem con valores bajos ($r < \pm 0,30$) o valores altos ($r > \pm 0,90$). Los valores determinantes resultantes fueron todos mayores que 0,00001 (Haitovsky, 1969), lo que indica una ausencia de multicolinealidad. En segundo lugar, la prueba de esfericidad de Bartlett confirmó las relaciones entre las variables ($p < 0,001$). Además, las medidas de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) indicaron valores superiores a (0,7), lo que se considera bueno (Hutcheson & Sofroniou, 1999). El elemento diagonal de la matriz anti-correlación de todas las variables alcanzó valores superiores a (0,69), lo cual es adecuado (Hair et al., 2019). Solo se utilizaron elementos con comunalidades superiores a (0,4), por lo que este paso eliminó los ítems bajo este nivel. En apoyo de su buen ajuste, el modelo tiene menos del 50% de residuos no redundantes con valores absolutos superiores a (0,05) (Yong & Pearce, 2013). Las cargas factoriales

excedieron (0,7), con la excepción de dos ítems para los cuales los valores fueron mayores a (0,6), lo cual es adecuado para escalas en las primeras etapas de desarrollo (W. W. Chin, 1998). Se descartaron los ítems con cargas por debajo de (0,6). Este proceso de reducción de dimensiones produjo solo construcciones unidimensionales, mientras que originalmente, cuatro de las construcciones iniciales eran multidimensionales.

Grupo	Variable	KMO	Varianza acumulada	FO	FF
TI	Capacidad tecnológica	0,814	64,029%	6	1
	Talento	0,804	74,469%	4	1
	Procedimientos	0,715	60,537%	1	1
	Calidad de los datos	0,873	56,723%	5	1
Marketing	Calidad de la información	0,887	63,756%	4	1
	Desempeño organizacional	0,738	73,904%	1	1
	Apoyo del CEO	0,706	67,108%	1	1
	Data use culture	0,782	57,474%	1	1
Ambos	Alineamiento del plan de datos (TI)	0,733	80,295%	1	1
	Alineamiento del plan de datos (Mkt)	0,833	66,286%	1	1

Tabla 19. Análisis factorial exploratorio; FO: N° factores originales; FF: N° factores finales.

Con el modelo completo obtenido del AFE, un análisis factorial confirmatorio (AFC) en SmartPLS 3.2.9 verificó la validez de los constructos y factores en el modelo propuesto. Todos los factores de inflación de varianza (VIF) fueron inferiores a (5,0) (Iversen et al., 1989); específicamente, el VIF más alto fue (4,963), lo que indica que la multicolinealidad no es una preocupación. Para evaluar la fiabilidad y validez de los constructos, este estudio se basa en el alfa de Cronbach, la fiabilidad compuesta y la varianza promedio extraída (AVE), obteniendo los valores enumerados en la Tabla 20.

Variable	Alfa de Cronbach	Fiabilidad compuesta	AVE
Capacidad tecnológica	0,914	0,919	0,658
Talento	0,921	0,914	0,729
Procedimientos	0,863	0,869	0,627
Calidad de los datos	0,886	0,908	0,623
Calidad de la información	0,933	0,945	0,682
Desempeño organizacional	0,893	0,933	0,824
Apoyo del CEO	0,854	0,912	0,775
Data use culture	0,842	0,892	0,673
Alineamiento del plan de datos (TI)	0,922	0,874	0,701
Alineamiento del plan de datos (Mkt)	0,906	0,930	0,728

Tabla 20. Fiabilidad y validez de los constructos.

Debido a que los valores alfa de Cronbach exceden (0,8), los resultados indican un nivel satisfactorio de fiabilidad (Carmines & Zeller, 1979). Los valores compuestos de fiabilidad también son aceptables y superiores a (0,8) (Nunnally, 2010). Finalmente, los valores de AVE exceden el

umbral recomendado de (0,5) (Fornell & Larcker, 1981). De acuerdo con la prueba de validez discriminante (Tabla 21), los ítems cumplen con el criterio de Fornell-Larcker, porque la raíz cuadrada del AVE es mayor que cualquier correlación entre construcciones. Para el ajuste del modelo de medición, la raíz residual estándar estandarizada (SRMR) es igual a (0,083), por lo que cumple con el criterio de que $SRMR < 1,0$ (Hair et al., 2019). Esta evidencia combinada indica la adecuación del modelo de medida.

Variable	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
(1) Alineamiento del p. de d.(Mkt)	0,85									
(2) Alineamiento del p. de d. (TI)	-0,02	0,84								
(3) Apoyo del CEO	0,69	0,18	0,88							
(4) Cultura uso de datos	0,67	-0,08	0,63	0,82						
(5) Calidad de los datos	0,16	0,56	0,32	0,14	0,79					
(6) Desempeño organizacional	0,62	-0,15	0,59	0,72	0,08	0,91				
(7) Calidad de la información	0,61	-0,09	0,52	0,44	0,10	0,48	0,83			
(8) Procedimientos	0,21	0,42	0,29	0,13	0,52	0,14	0,10	0,79		
(9) Talento	-0,08	0,17	0,02	-0,08	0,15	0,08	0,05	-0,13	0,85	
(10) Capacidad tecnológica	0,15	0,45	0,21	0,10	0,65	0,06	0,12	0,60	-0,06	0,81

Tabla 21. Validez discriminante.

5.3. Análisis y resultados.

5.3.1. Modelo Principal

Para la estimación del modelo estructural todas las puntuaciones factoriales fueron dicotomizadas, en baja y alta intensidad, para ello un análisis de conglomerados en *two-step* fue utilizado. Este procedimiento utiliza el criterio de información bayesiano de Schwarz (Rundle-Thiele, Kubacki, Tkaczynski, & Parkinson, 2015), el cual es reconocido como uno de los criterios de selección más útiles y objetivos, ya que evita la arbitrariedad de las técnicas de agrupamiento tradicionales (Chiu, Fang, Chen, Wang, & Jeris, 2001). Para la solución de conglomerados, se realizan pruebas de χ^2 para las variables categóricas, y pruebas t de Student para variables continuas, lo que permite examinar la importancia de las variables individuales en un conglomerado (Norušis, 2011). El análisis de *two-step* es el único tipo de análisis en SPSS que admite analizar simultáneamente datos categóricos y continuos, lo que permite a los investigadores retener información completa (Chiu et al., 2001), proporcionando así, una rica explicación para fines de toma de decisiones (Rundle-Thiele et al., 2015).

La Figura 7 muestra los primeros resultados que arrojó el modelo principal en AMOS (versión 24). Se observa la varianza explicada R^2 en los constructos dependientes y los *path coefficients* β . Los R^2 para las variables endógenas son: calidad de la información (0,223) y desempeño organizacional (0,472). La evidencia empírica confirma un efecto positivo de la calidad de la información en el desempeño organizacional. Además, ambos valores de R^2 del modelo son mayores que el umbral de (0,1) (Falk & Miller, 1992), lo que pone de manifiesto que el modelo tiene buen poder predictivo. Asimismo, se estimaron los índices de bondad de ajuste de nuestro modelo estructural utilizando el complemento ModelFit de Gaskin & Lim (2016); los resultados fueron consistentes; CFI=(1,0) y RMSEA=(0,000).

Las variables revelan coeficientes positivos y significativos, con la excepción de procedimientos (-0,039; $p > 0,050$). Por tanto, los resultados están en línea con H1, H2 y H3, pero no con H4. Existe una relación significativa entre calidad de información y desempeño organizativo. Adicionalmente, la capacidad tecnológica y el talento analítico contribuyen una mayor calidad de la información. Sin embargo, no se observa un impacto significativo de los procedimientos analíticos en la calidad de la información. Según Palonka & Begovic (2016), los procedimientos muchas veces no están documentados, por lo que tal vez conlleva a las empresas a considerarlos como parte de la obiedad de las operaciones.

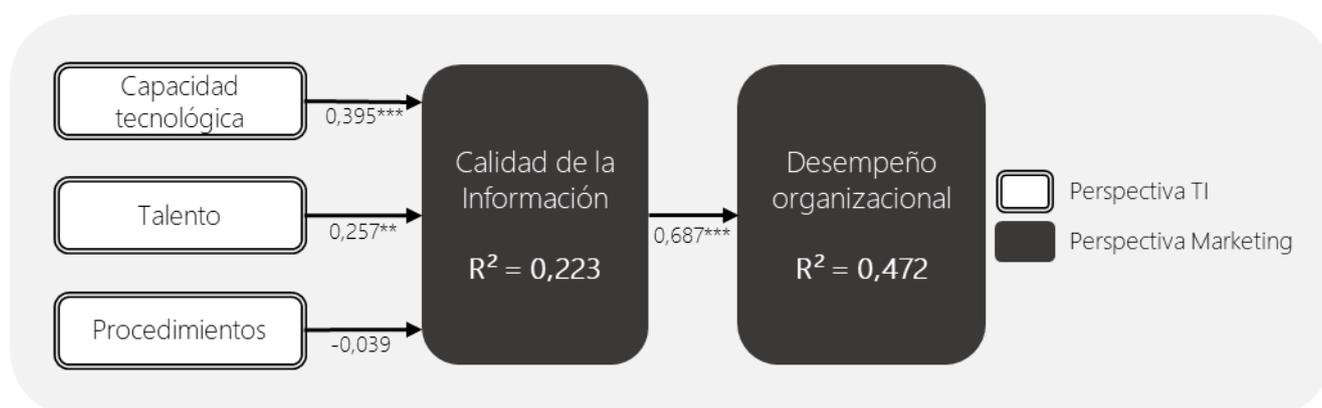


Figura 7. Modelo empírico sin moderación Estudio 3; ** $p < 0,010$; *** $p < 0,001$.

5.3.2. Moderación

Para contrastar las hipótesis de moderación, se realizó un análisis multigrupo utilizando el complemento Multigroup de Gaskin & Lim (2016). Este complemento realiza un análisis multigrupo

en un modelo de ruta causal; y lleva a cabo múltiples pruebas de diferencia de χ^2 para determinar si hay diferencias en la ruta entre los grupos. El uso de multigrupos para efectos moderadores está en línea con lo sugerido por Hair et al. (2018).

El factor de alineamiento, fue analizado desde dos perspectivas, desde TI y desde marketing. Lo anterior, fue previsto por las potenciales diferencias que advierte la literatura. De acuerdo a Benamati, Lederer, & Singh (1998) la estructura organizativa también puede generar una brecha de comunicación entre el departamento de TI y el resto de la organización. El proceso de planificación estratégica corporativo sin incorporar al departamento de TI puede resultar en un descuido de las estrategias comerciales (Kahai, Snyder, & Carr, 2001). De hecho, profesionales y académicos han debatido durante más de tres décadas cómo alinear los servicios de TI y con los objetivos comerciales, sin embargo, el concepto de alineación y su detección siguen siendo esquivos (Luftman, Lyytinen, & Tal-ben, 2017). Es decir, se trata de determinar si la agregación de otra fuente de información, a través de una nueva variable predictiva (con distintos informantes) entrega datos relevantes para explicar la variabilidad de la variable dependiente (Epstein, 1983).

En línea con H5 y H6, los resultados muestran que la mayoría de los factores considerados (excepto apoyo CEO) moderan positiva y significativamente alguno de los efectos directos o *paths* planteados en el modelo explicativo. En consecuencia, se confirman ambas hipótesis excepto en lo que respecta al apoyo del CEO (H5b). El detalle de los efectos por moderador y grupo se presenta en la Tabla 22.

En relación a la calidad de los datos, la evidencia demuestra que entre ambos grupos (alta y baja calidad de datos) existen diferencias estadísticamente significativas, tanto en la capacidad tecnológica como en talento. Los efectos de la capacidad tecnológica y el talento en la calidad de la información son mayores cuando aumenta la calidad en los datos. Estos resultados son acordes a los aportados por Wang et al. (2015), quienes declaran que los datos son la base para las grandes innovaciones de productos y servicios.

En cuanto al apoyo del CEO, los hallazgos demuestran que entre ambos grupos existen diferencias estadísticamente significativas en talento. Sin embargo, el efecto del talento en la calidad de la información se observó para un bajo apoyo, lo cual es opuesto a lo propuesto en H5b. Según

Kaplan & Norton (2016) el apoyo de la alta dirección se refleja a través del alineamiento de los recursos con los objetivos estratégicos predefinidos. Esto puede conllevar a las empresas a considerar el apoyo del CEO como parte de la obviedad de las operaciones.

Variable moderadora	Grupo	Path 1	Path 2	Path 3
Calidad de datos	Bajo nivel	0,276 ⁺	0,030	-0,282 ⁺
	Alto nivel	0,432 ^{***}	0,375 ^{***}	0,171
Apoyo del CEO	Bajo nivel	0,337 [*]	0,286 [*]	-0,017
	Alto nivel	0,339 [*]	0,253 ⁺	-0,060
Cultura uso de datos	Bajo nivel	0,470 ^{***}	0,185	-0,103
	Alto nivel	0,209	0,420 [*]	0,041
Alineamiento al plan de datos (TI)	Bajo nivel	0,321 [*]	0,051	-0,146
	Alto nivel	0,608 ^{***}	0,364 ^{***}	-0,047
Alineamiento al plan de datos (Mkt)	Bajo nivel	0,279 ⁺	0,241 ⁺	-0,016
	Alto nivel	0,477 ^{**}	0,273 [*]	-0,056
Tipo de analítica de datos	Tradicional	0,524 ^{***}	0,243 ⁺	-0,035
	Big Data	0,148	0,404 ^{**}	0,004

Path 1 Capacidad tecnología → Calidad de información.
 Path 2 Talento → Calidad de información.
 Path 3 Procedimientos → Calidad de información.

Tabla 22. Efectos moderadores. ● Efectos potenciadores; *p<0,050; **p<0,010; ***p<0,001.

Para la cultura de uso de datos, la evidencia demuestra que entre ambos grupos existen diferencias estadísticamente significativas tanto en la capacidad tecnológica como en talento. Sin embargo, el efecto potenciador de una mayor cultura analítica sobre la calidad solo fue hallado para el talento. El resultado para la capacidad tecnológica es opuesto al propuesto en H5c. En consecuencia, la cultura analítica mejora el impacto del talento, pero no de la capacidad tecnológica. Estos resultados son consistentes con Lavalley, Lesser, Shockley, Hopkins, & Kruschwitz (2011), que indican que las razones por las cuales los proyectos de analítica superior son improductivos se relacionan generalmente con la cultura organizacional más que con la falta de tecnología.

Respecto al alineamiento del plan de datos medido desde TI, la evidencia demuestra que el efecto del talento en la calidad de la información es potenciado por un alto alineamiento. También se observa una tendencia similar para el efecto entre la capacidad tecnológica y la calidad de la información, pero en este caso la diferencia no es significativa. Resultados similares se observan para el talento desde la perspectiva del marketing. En este caso, las diferencias son estadísticamente significativas para ambos caminos, es decir, el talento y la capacidad tecnológica.

Por último, sobre el uso del *big data*, los hallazgos demuestran que entre ambos grupos existen diferencias estadísticamente significativas en capacidad tecnológica y talento. No obstante, el

efecto potenciador del uso de *big data* solo se encontró para el talento en la calidad de la información. Respecto a la capacidad tecnológica, *big data* se encontró un efecto significativo opuesto. En definitiva, el papel del talento es más relevante en un contexto de *big data*, mientras que el papel de la capacidad tecnológica es más importante en un contexto de analítica tradicional. Este resultado se condice con el objetivo de la analítica tradicional que es respaldar las decisiones comerciales internas, y con el hecho que los analistas de datos son más importantes con los macrodatos que con los análisis tradicionales (Davenport, 2014a).

5.4. Conclusiones e implicaciones del Capítulo

La calidad de la información representa el insumo básico para la toma de decisiones del marketing. Es un recurso clave para mejorar la eficiencia operativa. Además, constituye un factor crítico de éxito del plan estratégico, a través del cual se consigue el desempeño organizacional y las ventajas competitivas del negocio.

La capacidad tecnológica y el talento de los analistas son recursos determinantes de la calidad de la información. Por un lado, la capacidad tecnológica representa las ventajas comparativas, con aspectos técnicos específicos y difíciles de imitar. Por otro lado, el talento analítico, constituye una ventaja competitiva de la organización, y está determinada por la capacidad del recurso humano para extraer la verdad oculta del consumidor.

Existen aspectos del entorno organizacional que actúan como moderadores de la relación capacidad tecnológica y talento de los analistas en la calidad de la información. Primero, una mayor calidad de los datos analizados, potencia los efectos tanto de la tecnología como del talento. Segundo, una mayor cultura de uso de datos, potencia el impacto del talento sobre la generación de conocimiento. Tercero, un mayor alineamiento del plan de datos con el plan comercial, genera efectos potenciadores sobre la capacidad tecnológica y del talento analítico.

Respecto al uso de *big data* dentro de las organizaciones, existe un efecto potenciador para el talento en la calidad de la información, como lo tiene la analítica tradicional con la tecnología. Esto

quiere decir que el papel del talento es más relevante en un contexto de *big data*, mientras que el papel de la capacidad tecnológica es más importante en un contexto de analítica tradicional.

La recogida de la información utilizando distintos informantes, es un aspecto a destacar dentro del diseño de esta investigación. Se utilizó un marco diádico como una forma de minimizar los sesgos derivados de la utilización de la metodología del informante único. En definitiva, el estudio ha tratado de soslayar, mediante la agregación de información, una forma de aumentar la fiabilidad y validez de la información agregada.

5.4.1. Implicaciones Teórico-Methodológicas

Las barreras organizacionales pueden crear obstáculos para acceder a la calidad de la información, y en consecuencia mermar el desempeño organizacional. Esta investigación demostró empíricamente que la presencia de factores organizativos, culturales y estratégicos son críticos y necesarios, para aprovechar las inversiones. Por lo tanto, su inclusión en los modelos teóricos sobre la calidad de la información, es de imperiosa necesidad, puesto que se ampara en la necesidad de mejorar la actual tasa de fracasos de proyectos de analítica superior.

Dentro de la contrastación empírica del modelo, se destaca la importancia de la calidad de la información y los recursos subyacentes, lo que amplía la investigación de éxito de SI y la RBV. En relación a los SI, los hallazgos demuestran, lo relevante que resulta la generación de valor desde la analítica de datos. Respecto a la RBV, la inclusión de diferentes recursos y distintas perspectivas, enfatiza la importancia de los factores claves que potencian la calidad de información de la analítica de datos y mejoran el desempeño organizacional.

Con respecto al diseño de la investigación, la captura simultánea de las opiniones de los dos gerentes principales sobre este fenómeno es equilibrada, ya que este procedimiento permite mejorar los estudios sobre la calidad de la información de la analítica de datos, minimizando los riesgos de sesgos típicos de la metodología de un único informante; esto, en línea con Vallabhaneni (2019) sobre la distinción entre el informante que generó la información y el usuario de la misma.

5.4.2. Implicaciones Gerenciales

Esta investigación valida desde la perspectiva del marketing, que tanto la tecnológica, como el talento analítico, representan dimensiones generadoras de calidad de la información. Además, se comprueba que tales dimensiones, influenciadas por un conjunto de aspectos organizacionales, pueden ser potenciadas significativamente en el proceso analítico. En consecuencia, la información generada por la analítica de datos es un factor crítico de éxito, que permite la generación de valor al consumidor y a la firma.

Una adecuada gestión sobre la tecnología, el talento y factores moderadores, pueden mejorar los análisis y modelos para desarrollar productos y soluciones hacia los clientes. Por consiguiente, información completa, actual, con adecuados formatos, y exacta, permite al marketing obtener ideas, características, atributos de nuevos productos y resolver importantes problemas, que generan una amplia de gama de valores comerciales.

Controlar el entorno organizacional resulta fundamental para maximizar la eficiencia de las capacidades analíticas, puesto que sin aspectos organizacionales sólidos subyacentes a los esfuerzos analíticos, los desempeños organizacionales esperados muestran debilitamiento. Atestados de fracasos en proyectos de datos la inclusión de variables organizacionales como factores determinantes del éxito en el proceso de analítica de datos, brinda la posibilidad a los gerentes de explorar la dinámica de la calidad y el desempeño organizacional. Por lo tanto, antes de implementar una plataforma analítica, las empresas primero deben asegurar un excelente desempeño sobre dichos factores determinantes. Primero, asegurar la calidad de los datos (actualidad, fiabilidad y rentabilidad), dado que altos niveles de calidad en datos potencian la capacidad tecnológica y el talento analítico en el proceso de extracción de información. Segundo, asegurar una mayor cultura de uso de datos, por cuanto mejora el desempeño del talento analítico. Tercero, procurar un excelente nivel de alineamiento del plan de datos con el plan comercial, por cuanto la sincronización mejora los estándares de rendimiento de la capacidad tecnológica y del talento analítico. Por último, tener presente que el papel del talento es más relevante en un contexto de *big data*, mientras que el papel de la capacidad tecnológica es más importante en un contexto de analítica tradicional.

5.5. Limitaciones y Futuras Investigaciones.

Este estudio está sujeto a limitaciones. Primero, las medidas incluidas en este estudio se basan en las respuestas de los gerentes individuales de TI y marketing, por lo que están sujetas a la subjetividad a nivel individual. En segundo lugar, el análisis incluye solo empresas con sede en un país, lo que puede conllevar subjetividad geográfica sobre las observaciones. En relación a futuras investigaciones, los autores recomiendan extender esta línea de estudio a otros países con perfiles culturales distintos, y que puedan producir resultados diferentes. Otros estudios pueden incluir otros aspectos organizacionales que podrían moderar la calidad de la información.

6

CONCLUSIONES GENERALES

CAPÍTULO 6

Conclusiones de la Investigación

La presente investigación se distingue por nueve características científicas, a saber: 1) es original, por cuanto aporta nuevas perspectivas sobre los antecedentes del desempeño organizacional, con la calidad de la información como referente fundamental; 2) es objetiva, porque describe imparcialmente los hechos observados sobre 401 respuestas recibidas de empresas con sede en España; 3) es verificable, por cuanto es de carácter empírico, con datos recopilados a través de una encuesta; 4) se enmarca en principios deontológicos que exigen las convenciones internacionales al respecto; 5) posee una exploración sistemática, ya que responde a un diseño de investigación inserto en una tesis doctoral; 6) es fiable, por cuanto es replicable e incluye un marco diádico sobre los informantes; 7) es precisa, dado que entrega medidas exactas sobre los hallazgos informados; 8) es abstracta, al describir comportamientos que se acercan a la realidad; 9) es explicativa, porque explica las causas y efectos que se generan en un entorno organizacional de analítica de datos para la toma de decisiones del marketing.

El desarrollo de esta investigación demandó tres años de trabajo, periodo en el cual se logró concretar tres estudios (capítulos) empíricos. Cada uno de ellos plasma una perspectiva (modelo) diferente de la analítica de datos para explicar los efectos en el desempeño organizacional.

Al integrar los modelos teóricos de cada estudio, se logra un modelo general, una visión ampliada de la analítica de datos (ver Figura 8), que explica la calidad de la información y -por defecto- el desempeño organizacional.

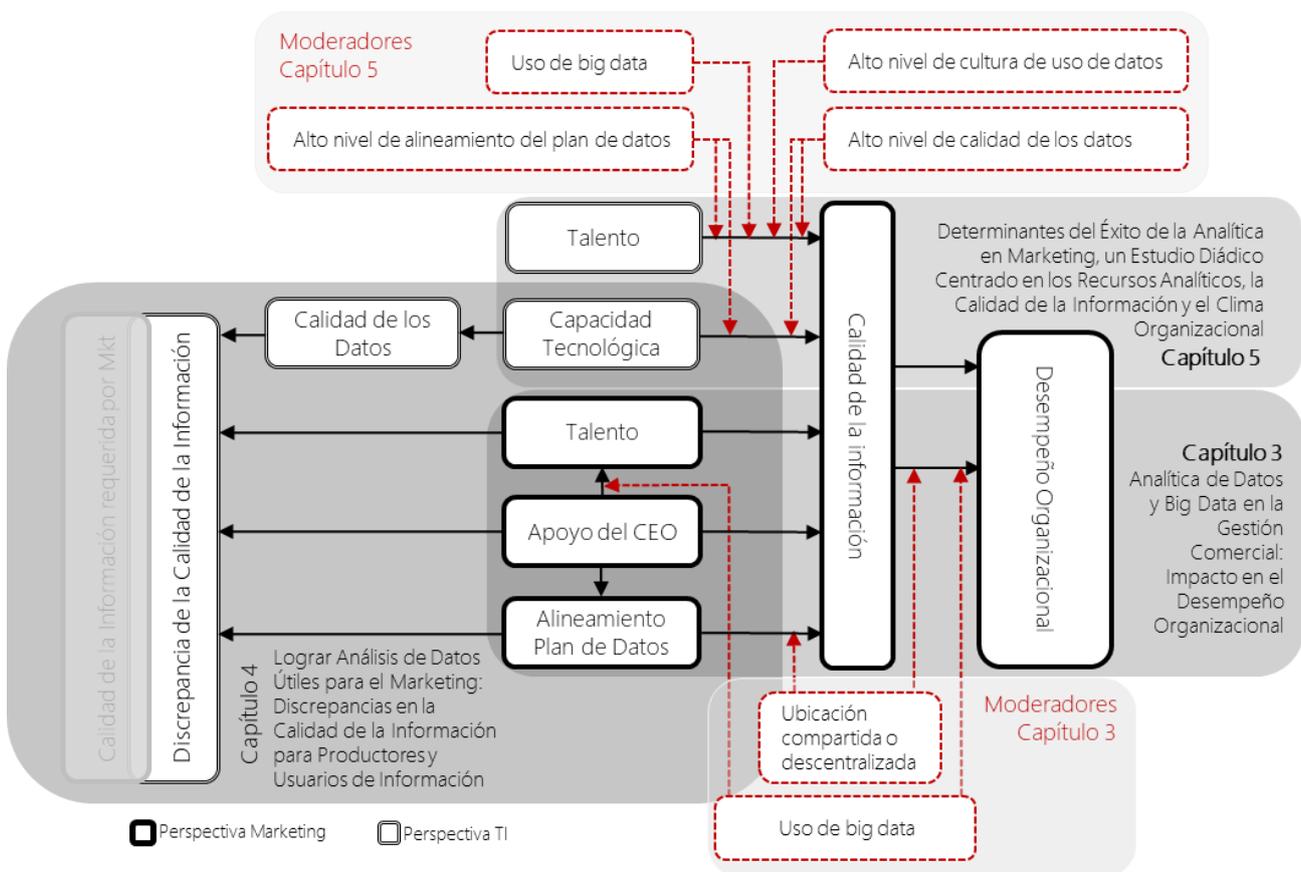


Figura 8. Modelo empírico con moderación, visión ampliada. Elaboración propia (2020).

Respecto al modelo 1, se prueba que el apoyo del CEO de una empresa afecta la calidad de la información, que a su vez afecta el desempeño organizacional y donde el apoyo está mediado por el alineamiento del plan de datos y el talento analítico. Por lo tanto, la calidad de la información se convierte en el antecedente fundamental para explicar el desempeño organizacional (ver modelo –capítulo- 3 en la Figura 8 y el resumen gráfico en la Figura 9). También se verifica la superioridad del análisis de big data sobre el análisis tradicional y las ventajas de una estructura analítica compartida o descentralizada sobre una estructura centralizada.

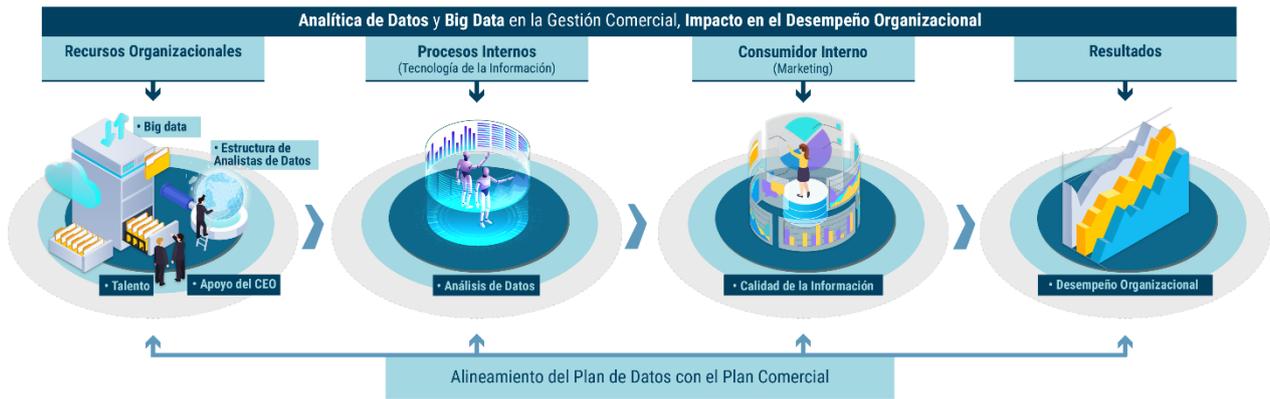


Figura 9. Resume gráfico modelo 1. Elaboración propia (2020).

El modelo 2, confirma la existencia de discrepancias sobre la calidad de la información, entre los directivos de TI y de marketing (ver modelo -capítulo 4- en la Figura 8; y el resumen gráfico en la Figura 10). Ambos directivos no entienden lo mismo por calidad de la información, en consecuencia, arriesgan la consecución de objetivos estratégicos.



Figura 10. Resume gráfico modelo 2. Elaboración propia (2020).

La investigación reveló que los gerentes de TI sobrevaloran la calidad de la información en comparación con los gerentes de marketing. Lo hacen principalmente por el deficiente proceso de alineamiento con los objetivos comerciales, e influenciados por la percepción individual sobre la calidad de la información. Además, este hallazgo respaldó nuestra idea sobre la existencia de un sesgo sobre estudios de analítica de datos y desempeño organizacional que utilizan al directivo de TI como informante único.

Respecto al modelo 3, establece que la capacidad tecnológica y el talento analítico son recursos determinantes de la calidad de la información y, en consecuencia, se afecta el desempeño organizacional (ver modelo -capítulo 5- en la Figura 8; y el resumen gráfico en la Figura 11). Además, confirma que dicha relación está influenciada por factores organizativos, donde los hallazgos dan cuenta de la potenciación de la calidad de la información frente a altos niveles de calidad de datos, de alineamiento del plan de datos, de la cultura de uso de datos y uso de analítica *big data*.

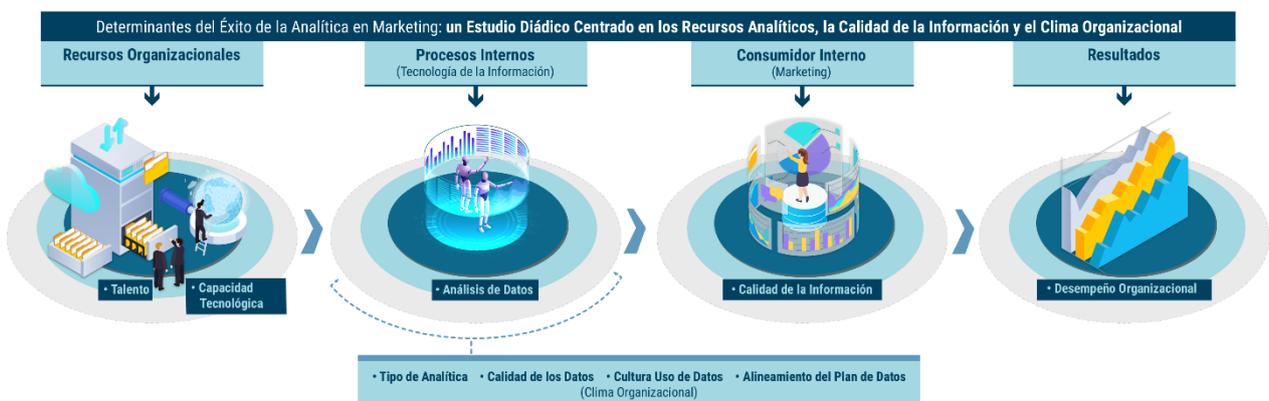


Figura 11. Resume gráfico modelo 3. Elaboración propia (2020).

6.1. Implicaciones Teórico-Methodológicas

Las implicaciones teórico-metodológicas que conlleva esta investigación, presentan diversas aristas:

- i. Se establecen nuevos antecedentes para medir el desempeño organizacional de la analítica de datos, donde la calidad de la información es el antecedente fundamental. Este hallazgo está en línea con la evolución de la analítica de datos, donde el concepto de calidad es clave en los ecosistemas de información (Ransbotham et al., 2016; Sun & Jeyaraj, 2013).
- ii. Se suman factores moderadores que afectan la generación de valor de la analítica de datos. Apoyados sobre un marco diádico se han agregado diversos factores organizacionales en calidad de moderador. Las actuales investigaciones son discretas en cuanto a moderadores, en consecuencia, este estudio enriquece la literatura académica al respecto.

- iii. Se recomienda la DIQ como una nueva perspectiva para la investigación de análisis de datos. Abre una nueva perspectiva en nuestra comprensión del origen de las fallas en los proyectos de análisis de datos. La DIQ constituye un hecho revelador, por cuanto ofrece una nueva perspectiva para la investigación de análisis de datos. El análisis reveló nuevas ideas sobre las relaciones de los recursos analíticos.
- iv. Se explica el valor de la opinión del consumidor de la información (marketing) por sobre el generador de ésta (TI) a la hora de evaluar la calidad de la información. Se observó que la gran mayoría de la literatura actual de analítica de datos, o quizás toda, utiliza como informante a TI, es decir, quien produce y evalúa la calidad de la información es el mismo ente. En consecuencia, existe un potencial sesgo por informante único. Este hallazgo contribuye a mejorar el diseño de futuras investigaciones.
- v. Se justifica el uso de un marco diádico, por cuanto mejoró la fiabilidad del cumplimiento del propósito de esta investigación. La técnica permitió detectar discrepancias de opinión sobre la calidad de la información entre directivos de TI y marketing.
- vi. Se argumenta la incorporación de nuevas teorías a la literatura de analítica de datos que afectan el desempeño organizacional desde la calidad de la información, a saber: discrepancia, sesgos de confirmación, asimilación y establecimiento de metas. Lo anterior contribuye al enriquecimiento teórico de la analítica de datos.

6.2. Implicaciones Gerenciales

La analítica de datos superior, particularmente el *Big data* es una herramienta estratégica, que provee información oculta de los consumidores para la toma de decisiones del marketing. Su naturaleza permite conocer cualidades y relaciones únicas sobre los clientes que en el pasado no eran posibles.

Sin duda, la analítica de datos es una ventaja competitiva clave en las empresas. Por lo tanto, si la empresa se declara un competidor analítico, entonces la analítica de datos debe representar un eje estratégico clave en el desempeño organizacional.

Es necesario que a nivel gerencial se dominen las articulaciones que versan entre los factores analíticos que afectan el desempeño organizacional, de ello depende el diseño y la implementación eficiente de proyectos de analítica de datos. La presencia de una estrategia de datos no comprendida conlleva a fracasos empresariales, como los ya vistos en el pasado.

La literatura académica actual se ha centrado en estudiar las capacidades de los recursos que generan la analítica de datos, sin duda, necesarios y clave. Sin embargo, este estudio ha avanzado hacia la "dimensión de la calidad", es decir los "output" que generan dichos recursos o factores organizacionales, donde la "calidad de la información" se reconoce como un concepto crítico para los ecosistemas de información.

Esta investigación se ha construido sobre la base de la actual literatura académica de analítica de datos, más la experiencia de más de un centenar de empresas nacionales e internacionales con sede en España. Se logró obtener 401 opiniones de directivos de empresas con roles comerciales o de tecnologías de la información. La gran mayoría de los directivos pertenecían a algún grupo empresarial y representaban a 17 sectores industriales.

Con todo, las implicancias gerenciales que se han hallado en esta investigación son variadas, y se han materializado en un Cuadro de Mando Integral o Balanced Scorecard para facilitar la comprensión de una estrategia de análisis de datos y explicar las contribuciones al desempeño organizacional.

6.2.1. El Balanced Scorecard de la Analítica de Datos

Con el afán de instrumentalizar nuestros hallazgos, sostenemos que utilizar el Balanced Scorecard para implementar una estrategia de analítica de datos es una buena idea. A través de BSC, los gerentes podrán identificar medidas e indicadores apropiados para controlar cada factor crítico necesario en el plan de datos.

Destacamos que este tipo de herramientas son las que nos permiten alinear estrategias corporativas, en nuestro caso el BSC lo hemos plasmado previamente en un mapa estratégico (ver

Figura 12). El mapa es la base gráfica para entender cuáles son los factores críticos que debemos controlar para alcanzar el desempeño organizacional deseado.

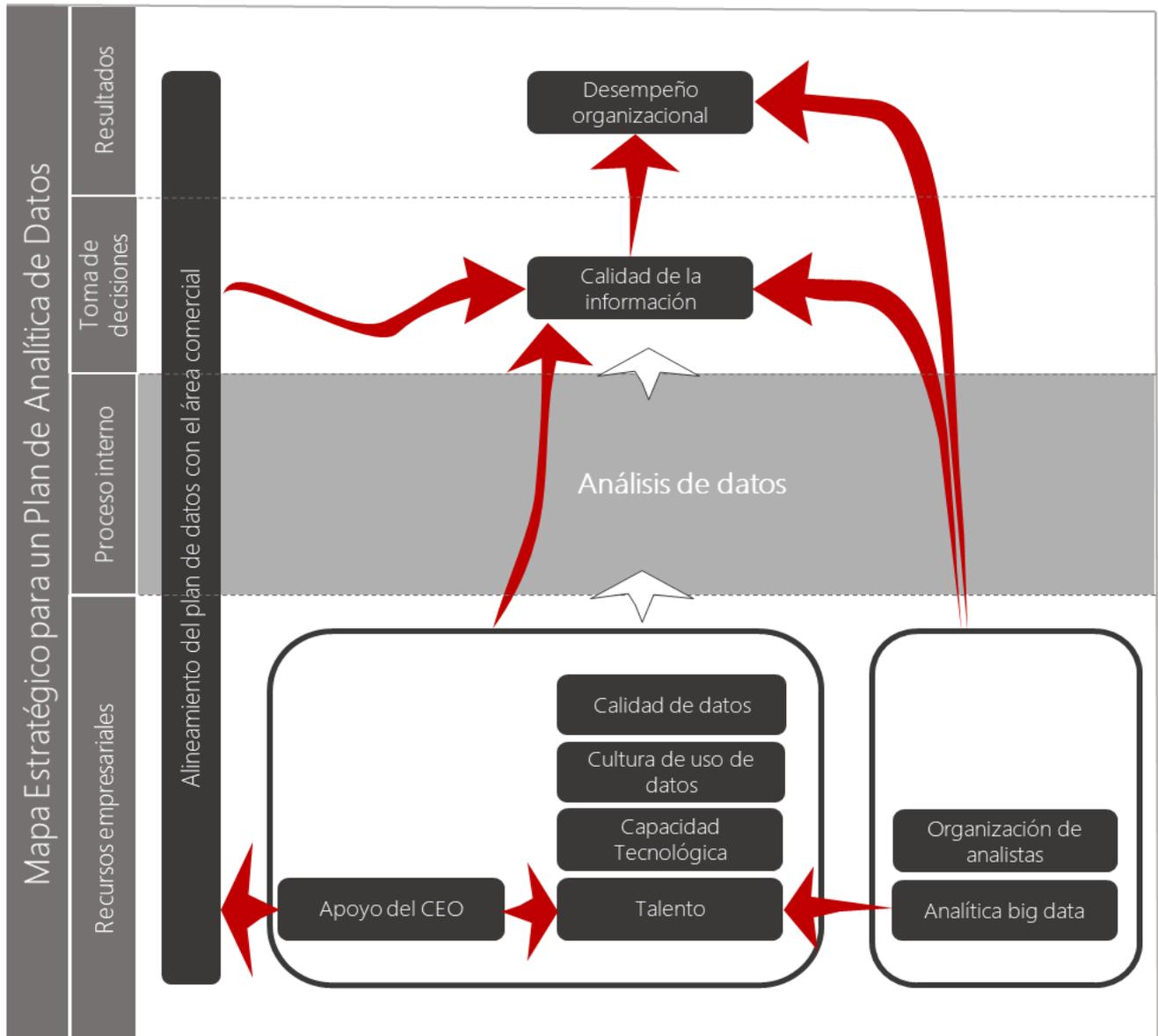


Figura 12. Mapa estratégico analítica de datos. Elaboración propia (2020).

Esta herramienta permitirá que las distintas gerencias sincronicen recursos y procesos para generar la calidad de información que previamente se ha consensuado entre departamentos (alineamiento).

Los gerentes, al utilizar un BSC, deben tener presente que:

- El correcto uso de los recursos empresariales afecta directamente el proceso de análisis de datos, la calidad de la información y el desempeño organizacional.
- Los procesos internos, donde encontramos el alineamiento del plan de datos con el plan comercial, afecta directamente la calidad de la información, en consecuencia, la toma de decisiones del marketing y el desempeño organizacional.
- La toma de decisiones de los directivos de marketing sobre la calidad de la información afecta los resultados, es decir, el valor entregado al consumidor y la firma.

Si a cada uno de estos factores se le diseña una medida de eficiencia, entonces tenemos un plan de analítica de datos integrado a un sistema de control de gestión.

En consecuencia, la investigación identificó diez factores críticos para alcanzar la calidad de la información deseada y por defecto el desempeño organizacional. Estos factores ya están operacionalizados en el mapa estratégico y se identifican claramente en la Figura 13.

Los gerentes deben tener presente que cualquier indicador de eficiencia (KPI) que se vea alterado durante la implementación de la estrategia, produce una serie de efectos causales (cadena de valor). A modo de ejemplo, si el talento no es el adecuado, la calidad de la información se verá afectada y -en consecuencia- las decisiones del marketing se verán perjudicadas.

Es importante señalar que el alineamiento de la estrategia es un proceso transversal que se aplica en toda la empresa y que nuestra investigación lo ha declarado un proceso interno crítico para la sincronización de todos los factores organizacionales que se involucran en la generación de la calidad de la información.



Figura 13. Diez claves para un plan de analítica de datos (Big data, cultura uso de datos, talento analítico, calidad de los datos, capacidad tecnológica, apoyo del CEO, ubicación del analista, alineamiento del plan de datos, calidad de la información, desempeño organizacional) desplegados bajo las perspectivas de un Balanced Scorecard. Elaboración propia (2020).

6.2.2. Diez recomendaciones para una Estrategia de Datos (Big Data)

Sobre la base de BSC se han definido diez recomendaciones para implementar un proyecto de analítica de datos superior:

1. Para mejorar la calidad de la información y por defecto el desempeño organizacional, las compañías deben mejorar constantemente los factores de los niveles inferiores, es decir, recursos y procesos.
2. El continuo alineamiento de TI con marketing sobre la estrategia de analítica de datos y -en especial- la calidad de la información, conducirá al área comercial a mejorar el valor a los consumidores y a la firma.
3. El alineamiento del plan de datos conlleva a que las principales unidades organizativas de apoyo (por ejemplo, reclutamiento, abastecimiento, entre otras) apoyen la consecución de las metas y objetivos del plan en cuestión.
4. El equipo directivo, liderado por el CEO, debe hacer un esfuerzo para capturar, retener y capacitar al talento de análisis de datos para garantizar el logro de la calidad de información predefinida.
5. El equipo directivo, liderado por el CEO, es decisivo en el proceso de alineamiento del plan de datos. La alta dirección debe participar activamente en la actualización del plan de analítica de datos, por cuanto es el alineamiento el que permite la articulación de los recursos con la información para la toma de decisiones del marketing.
6. El uso de analítica de datos en forma intensiva, en especial la de *big data* conlleva a una transformación organizacional y obliga a las empresas a mejorar sus recursos, donde el apoyo de la alta dirección, la tecnología, los datos y talento son críticos en la obtención de la calidad de la información y desempeño organizacional.
7. La forma de organizar el talento analítico dentro de las empresas es importante. Se confirma que la organización descentralizada o compartida, respecto a una organización centralizada, es más eficiente, por cuanto logra mejores efectos en la calidad de la información y en el desempeño organizacional.
8. La calidad de los datos resulta clave en la generación de la información. Se debe asegurar su buen nivel, ello implica certificar su actualidad, fiabilidad y rentabilidad.
9. Debe existir un constante control sobre la DIQ y sus antecedentes, por cuanto es una causa altamente probable de fallas en los proyectos de análisis de datos.

10. La alta dirección debe procurar desarrollar una alta cultura de uso de datos al interior de la organización, pues permitirá elevar los datos a una condición de activo intangible y con ello transformar las decisiones del instinto a decisiones basadas en hechos.

Finalmente, los tres capítulos centrales presentados en esta tesis doctoral están sustentados por una sólida evidencia empírica, que ha logrado establecer nuevas implicaciones teóricas y prácticas. Dichas implicancias, a su vez, consiguen identificar y comprender el papel que desempeñan una serie de factores empresariales en la generación de calidad de la información para la toma de decisiones del marketing y -por defecto- en el desempeño organizacional. Con esto, se busca predecir y prevenir fallas decepcionantes en futuros proyectos de análisis de datos. Después de todo, es hora de entender otra explicación de la "paradoja de la productividad de TI" en *big data*.

6.3. Limitaciones y Futuras Investigaciones.

Este estudio no está exento de limitaciones; las medidas incluidas en este estudio se basan en las respuestas de los directivos individuales de TI y marketing, por lo que están sujetas a la subjetividad a nivel individual. Además, se ha utilizado una escala Likert de 7 puntos para medir todos los ítems, lo que puede introducir el llamado 'sesgo de aquiescencia' (Chin, Johnson, & Schwarz, 2008).

Sin desmedro de que la muestra contiene empresas multinacionales, solo se han incluido empresas con sede en España, lo que puede conllevar subjetividad geográfica sobre las observaciones. Del mismo modo, la definición de *big data* sigue siendo relativa, no hay consenso académico al respecto, por lo que esta situación podría haber generado diversas subjetividades sobre la percepción de los encuestados.

Respecto a las futuras investigaciones; es preciso extender este tipo de indagaciones a otros países, con perfiles culturales distintos y que pueden producir resultados diferentes. Los futuros estudios deben tener presente que la inclusión de otros factores organizacionales, no incluidos en esta investigación, enriquecerán futuras estrategias de analítica de datos.

Finalmente, es recomendable extender la investigación a estudios de casos que permitan observar el comportamiento de las diversas teorías sobre calidad de la analítica de datos para la toma de decisiones del marketing.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aamodt, A., & Nygård, M. (1995). Different roles and mutual dependencies of data, information, and knowledge — An AI perspective on their integration. *Data & Knowledge Engineering*, 16(3), 191–222. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0169-023X\(95\)00017-M](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0169-023X(95)00017-M)
- Aboobucker, I., Yukun, B., & Mubarak, A. I. (2019). How does business-IT strategic alignment dimension impact on organizational performance measures: Conjecture and empirical analysis. *Journal of Enterprise Information Management*, 32(3), 457–476. <https://doi.org/10.1108/JEIM-09-2018-0197>
- Agarwal, R., & Dhar, V. (2014a). Big data, data science, and analytics: The opportunity and challenge for IS research. *Information Systems Research*, 25(3), 443–448. <https://doi.org/10.1287/isre.2014.0546>
- Agarwal, R., & Dhar, V. (2014b). Big Data , Data Science , and Analytics: The Opportunity and Challenge for IS Research. *Information Systems Research*, 25(3), 443–448. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1287/isre.2014.0546>
- Akter, S., Fosso-Wamba, S., Gunasekaran, A., Dubey, R., & Childe, S. J. (2016). How to improve firm performance using big data analytics capability and business strategy alignment? *International Journal of Production Economics*, 182, 113–131. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2016.08.018>
- Antony, J. (2006). Six sigma for service processes. *Business Process Management Journal*, 12(2), 234–248. <https://doi.org/10.1108/14637150610657558>
- Arendt, S., Lorenzo, D., Bradshaw, B., Frank, W., & Vanden, L. (2007). *Guidelines for risk based process safety* (1st ed.; C. for C. P. Safety, Ed.). New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Ashraf, K., Aboelhamd, O. M., & Taha, Z. (2017). Explaining the inconsistent results of the impact of information technology investments on firm performance: A longitudinal analysis. *Journal of Accounting & Organizational Change*, 13(3), 359–380. <https://doi.org/10.1108/JAOC-11-2015-0086>
- Ausubel, D. (2000). The Acquisition and Retention of Knowledge: A Cognitive View. In *The Acquisition and Retention of Knowledge: A Cognitive View* (1st ed.). <https://doi.org/10.1007/978-94-015-9454-7>
- Baker, J., & Singh, H. (2019). The roots of misalignment: Insights on strategy implementation from

- a system dynamics perspective. *Journal of Strategic Information Systems*, 28(4), 101576. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2019.101576>
- Baker, S., Halpem, M., Kidd, K., & Walter, R. (1996). Guidelines for writing effective operating and maintenance procedures. In Center for Chemical Process Safety (Ed.), *Management* (1st ed.). <https://doi.org/10.1002/9780470937952>
- Barney, & Hesterly, W. S. (2012). *Strategic Management and Competitive Advantage: Concepts* (4th ed.; Pearson, Ed.).
- Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99–120. <https://doi.org/10.1177/014920639101700108>
- Barney, J. B. (1995). Looking inside for competitive advantage. *Academy of Management Perspectives*, 9(4), 49–61. <https://doi.org/10.5465/ame.1995.9512032192>
- Barney, J. B. (2001). Resource-based theories of competitive advantage: A ten-year retrospective on the resource-based view. *Journal of Management*, 27(6), 643–650. <https://doi.org/10.1177/014920630102700602>
- Barney, J. B., & Clark, D. N. (2007). *Resource-Based Theory: Creating and Sustaining Competitive Advantage* (1st ed.; Oxford University Press, Ed.).
- Barney, J. B., Ketchen, D. J., & Wright, M. (2011). The future of resource-based theory: Revitalization or decline? *Journal of Management*, 37(5), 1299–1315. <https://doi.org/10.1177/0149206310391805>
- Barney, S., & Wohlin, C. (2009). ICSP '09: Proceedings of the International Conference on Software Process: Trustworthy Software Development Processes. In Q. Wang, V. Garousi, R. Madachy, & D. Pfahl (Eds.), *Software Product Quality: Ensuring a Common Goal* (p. 256). Berlin: Springer-Verlag.
- Baron, R. M., & Kenny, D. A. (1986). The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations. *Journal of Personality and Social Psychology*, 51(6), 1173–1182.
- Barton, D., & Court, D. (2012). Making advanced analytics work for you. *Harvard Business Review*, 90(10), 78–83. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-49298-3>
- Bass, B., & Bass, R. (2008). *The Bass Handbook of Leadership: Theory, research, and managerial*

applications (4th ed.; R. Riggio, Ed.). New York: Free Press.

Beath, C., Becerra-Fernandez, I., Ross, J., & Short, J. (2012). Finding Value in the Information Explosion. *MIT Sloan Management Review*, 53(4), 18–20.

Benamati, J., Lederer, A., & Singh, M. (1998). Information technology change: The impact on it management. *Journal of Computer Information Systems*, 38(4), 9–13. <https://doi.org/10.1080/08874417.1998.11647350>

Berman, S., Marshall, A., & Ikeda, K. (2020). How leading CEOs drive a differentiating advantage through AI, data analytics and insight. *Strategy and Leadership*, 48(3), 39–50. <https://doi.org/10.1108/SL-02-2020-0028>

Bharadwaj, A., El Sawy, O. A., Pavlou, P. A., & Venkatraman, N. (2013). Digital business strategy: Toward a next generation of insights. *MIS Quarterly: Management Information Systems*, 37(2), 471–482. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2013/37:2.3>

Bititci, U. S., Ackermann, F., Ates, A., Davies, J., Garengo, P., Gibb, S., ... Firat, S. U. (2011). Managerial processes: Business process that sustain performance. In *International Journal of Operations and Production Management* (Vol. 31). <https://doi.org/10.1108/01443571111153076>

Block, P. (2011). *Flawless consulting: A guide to getting your expertise used* (3rd ed.; B. H. Miller, Ed.). San Francisco: Pfeiffer.

Bunge, M. (1997). Mechanism and Explanation. *Philosophy of the Social Sciences*, 27(4), 410–465. <https://doi.org/10.1177/004839319702700402>

Cambridge University Press. (2018). Cambridge Dictionary. Retrieved May 5, 2018, from Make your words meaningful website: <https://dictionary.cambridge.org/dictionary/english/reliable>

Camison, C., Palacios, D., Garrigos, F., & Devece, C. (2009). *Connectivity and knowledge management in virtual organizations: networking and developing interactive communications* (1st ed.; A. Board, Ed.). <https://doi.org/DOI 10.1016/j.ijinfomgt.2009.08.006>

Carmines, E. G., & Zeller, R. A. (1979). *Quantitative Applications in the Social Sciences: Reliability and validity assessment*. (Thousand Oaks, Ed.). <https://doi.org/10.4135/9781412985642>

Chae, H. C., Koh, C. E., & Prybutok, V. R. (2014). Information technology capability and firm performance: Contradictory findings and their possible causes. *MIS Quarterly: Management Information Systems*, 38(1), 305–326. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2014/38.1.14>

- Chae, H., Hoh, C. E., & Prybutok, V. R. (2014). Information Technology Capability and Firm Performance: Contradictory Findings and Their Possible Causes. *MIS*, 38(1), 305–326. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2014/38.1.14>
- Chavez, R., Yu, W., Gimenez, C., Fynes, B., & Wiengarten, F. (2015). Customer integration and operational performance: The mediating role of information quality. *Decision Support Systems*, 80, 83–95. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2015.10.001>
- Chengalur-Smith, I. S. N., Ballou, D. P., & Pazer, H. L. (1999). The impact of data quality information on decision making: An exploratory analysis. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 11(6), 853–864. <https://doi.org/10.1109/69.824597>
- Chin, W., Johnson, N., & Schwarz, A. (2008). A Fast Form Approach to Measuring Technology Acceptance and Other Constructs. *MIS Quarterly*, 32(4), 687–703. <https://doi.org/10.2307/25148867>
- Chin, W. W. (1998). The partial least squares approach to structural equation modelling. In Marcoulides G. A. (Ed.). *Modern Methods for Business Research*, (JANUARY 1998), 295–336.
- Chiu, T., Fang, D., Chen, J., Wang, Y., & Jeris, C. (2001). A Robust and Scalable Clustering Algorithm for Mixed Type Attributes in Large Database Environment. *7th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 263–268. <https://doi.org/10.1145/502512.502549>
- CISCO. (2017). Connected Futures Cisco Research: IoT Value: Challenges, Breakthrough.... Retrieved May 20, 2017, from <https://www.slideshare.net/CiscoBusinessInsights/journey-to-iot-value-76163389>
- Columbus, L. (2014). 84% Of Enterprises See Big Data Analytics Changing Their Industries' Competitive Landscapes In The Next Year. *Forbes*. Retrieved from <https://www.forbes.com/sites/louiscolombus/2014/10/19/84-of-enterprises-see-big-data-analytics-changing-their-industries-competitive-landscapes-in-the-next-year/#467a89b017de>
- Constantiou, I., & Kallinikos, J. (2015). New games, new rules: Big data and the changing context of strategy. *Journal of Information Technology*, 30(1), 44–57. <https://doi.org/10.1057/jit.2014.17>
- Côrte-Real, N., Ruivo, P., Oliveira, T., & Popovič, A. (2019). Unlocking the drivers of big data analytics

value in firms. *Journal of Business Research*, 97(January), 160–173.
<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.12.072>

Davenport, D., Barth, P., & Bean, R. (2012). How ' Big Data ' Is Different. *MIT Sloan Management Review*, 54(1), 43–46.

Davenport, T. (1998). Putting the enterprise into the enterprise system. *Harvard Business Review*, 76(4), 121–131.

Davenport, T. H. (2011). Competir mediante el análisis. *Harvard Business Review*, 84(1), 11.

Davenport, T., & Short, J. (1990). The new industrial engineering: information technology and business process redesign. *Sloan Management Review*, 11–27.

Davenport, Thomas. (2006). Competing on analytics. *Harvard Business Review*, 84(1), 98–107.
Retrieved from
<http://search.ebscohost.com.ezproxy.usal.es/login.aspx?direct=true&db=bth&AN=19117901&site=ehost-live>

Davenport, Thomas. (2014a). *Big data at work: dispelling the myths, uncovering the opportunities* (1st ed.; T. H. Davenport, Ed.). Boston: Harvard Business Review Press.

Davenport, Thomas. (2014b). How strategists use "big data" to support internal business decisions, discovery and production. *Strategy & Leadership*, 42(4), 45–50. <https://doi.org/10.1108/SL-05-2014-0034>

Davenport, Thomas, & Bean, R. (2018, February). Big Companies Are Embracing Analytics, But Most Still Don't Have a Data-Driven Culture. *Harvard Business Review*, 6. Retrieved from <https://hbr.org/2018/02/big-companies-are-embracing-analytics-but-most-still-dont-have-a-data-driven-culture>

Davenport, Thomas, & Harris, J. (2007). *Competing on Analytics: The New Science of Winning* (1st ed.). Boston: Harvard Business School Press.

Davenport, Thomas, & Harris, J. (2017). *Competing on Analytics: The New Science of Winning* (1st ed.). Boston: Harvard Business School Press.

Davenport, Thomas, Harris, J., De Long, D., & Jacobson, A. (2001). Data to Knowledge to Results: Building an Analytic Capability. *California Management Review*, 43(2), 117–138.
<https://doi.org/10.2307/41166078>

- Davenport, Thomas, & Harris, J. G. (2005). Automated Decision Making Comes of Age. *MIT Sloan Management Review*, 46(4), 83–89. Retrieved from <http://sloanreview.mit.edu/article/automated-decision-making-comes-of-age/>
- Davenport, Thomas, & Kudyba, S. (2016). Designing and Developing Analytics-Based Data Products. *MIT Sloan Management Review*, 58(1), 83–89. <https://doi.org/10.1007/s11947-009-0181-3>
- Davenport, Thomas, & Leandro, D. (2017). What ' S Your Data Strategy? *Harvard Business Review*, (June), 112–122.
- Day, G. S. (1994). The of Market-Drive Capabilities Organizations. *Journal of Marketing*, 58(4), 37–52. <https://doi.org/10.2307/1251915>
- DeLone, W. H., & McLean, E. R. (1992). Information systems success: The quest for the dependent variable. *Information Systems Research*, 3(1), 60–95. <https://doi.org/10.1287/isre.3.1.60>
- Donovan, J. (2001). Work Motivation. In N. Anderson, D. Ones, H. Kepir, & C. Viswesvaran (Eds.), *Organizational Psychology* (1st ed., Vol. 2, pp. 52–76). <https://doi.org/10.1016/B0-12-369398-5/00529-6>
- Dubey, R., Gunasekaran, A., Childe, S. J., Fosso-Wamba, S., & Papadopoulos, T. (2016). The impact of big data on world-class sustainable manufacturing. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 84(1–4), 631–645. <https://doi.org/10.1007/s00170-015-7674-1>
- Dykes, B. (2015). Five Roadblocks To Successfully Becoming A Data-Driven Business. Retrieved June 18, 2020, from <https://www.forbes.com/sites/brentdykes/2015/09/30/five-roadblocks-to-successfully-becoming-a-data-driven-business/#2cd16c5a78ac>
- Earl, A., & Feeny, D. (2000). Descripción del producto. *Sloan Management Review*, 41(2), 11–23.
- Eichhorn, P., & Towers, I. (2015). Principles of Management: Efficiency and Effectiveness in the Private and Public Sector. *Springer*, p. 367. <https://doi.org/10.24926/8668.1801>
- Epstein, S. (1983). Some basic issues on the prediction of behavior. *Journal of Personality*, 51(September), 36–92.
- Erevelles, S., Fukawa, N., & Swayne, L. (2016a). Big Data consumer analytics and the transformation of marketing. *Journal of Business Research*, 69(2), 897–904. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.07.001>

- Erevelles, S., Fukawa, N., & Swayne, L. (2016b). Big Data consumer analytics and the transformation of marketing. *Journal of Business Research*, 69(2), 897–904. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.07.001>
- European Banking Authority. (2020). *EBA report on big data and advanced analytics*. Retrieved from <https://eba.europa.eu/eba-report-identifies-key-challenges-roll-out-big-data-and-advanced-analytics>
- Falk, R., & Miller, N. B. (1992). A Primer for Soft Modeling. *Open Journal of Business and Management*, 2(April), 103. Retrieved from http://books.google.com/books/about/A_Primer_for_Soft_Modeling.html?id=3CFrQgAACAAJ
- Field, A. (2009). *Discovering statistics using spss* (3rd ed.; Sage Publications Ltd, Ed.). London.
- Fisher, C. W., Chengalur-Smith, I. S., & Ballou, D. P. (2003). The impact of experience and time on the use of data quality information in decision making. *Information Systems Research*, 14(2), 1–3. <https://doi.org/10.1287/isre.14.2.170.16017>
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error. *Journal of Marketing Research*, 18, 39–50.
- Forrester Research. (2011). *Trends In Data Quality And Business Process Alignment*. Retrieved from <https://docplayer.net/5030274-Trends-in-data-quality-and-business-process-alignment.html>
- Fosso-Wamba, S., Akter, S., & de Bourmont, M. (2019). Quality dominant logic in big data analytics and firm performance. *Business Process Management Journal*, 25(3), 512–532. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-08-2017-0218>
- Fosso-Wamba, S., Akter, S., Edwards, A., Chopin, G., & Gnanzou, D. (2015). How “big data” can make big impact: Findings from a systematic review and a longitudinal case study. *International Journal of Production Economics*, 165, 234–246. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.12.031>
- Fosso-Wamba, S., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S. J. fan, Dubey, R., & Childe, S. J. (2017). Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 70, 356–365. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.08.009>
- Fosso Wamba, S., Akter, S., Trinchera, L., & De Bourmont, M. (2019). Turning information quality

- into firm performance in the big data economy. *Management Decision*, 57(8), 1756–1783.
<https://doi.org/10.1108/MD-04-2018-0394>
- Gackowski, Z. (2013). Strategic alignment of information quality management: Problems and challenges. *Int. J. of Information Quality*, 3(2), 127–138.
<https://doi.org/10.1504/IJIQ.2013.054278>
- Gandomi, A., & Haider, M. (2015). Beyond the hype: Big data concepts, methods, and analytics. *International Journal of Information Management*, 35(2), 137–144.
<https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2014.10.007>
- Gao, J., Zhang, C., Wang, K., & Ba, S. (2012). Understanding online purchase decision making: The effects of unconscious thought, information quality, and information quantity. *Decision Support Systems*, 53(4), 772–781. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2012.05.011>
- Gao, P., Gong, Y., Zhang, J., Mao, H., & Liu, S. (2019). The joint effects of IT resources and CEO support in IT assimilation: Evidence from large-sized enterprises. *Industrial Management and Data Systems*, 119(6), 1321–1338. <https://doi.org/10.1108/IMDS-08-2018-0345>
- Garcia-Perez, A. (2018). Living with data: Scale, time and space dimensions in a data-driven culture. *Social Business*, 8(1), 87–93. <https://doi.org/10.1362/2044440818x15208755029591>
- Gartlan, J., & Shanks, G. (2007). The Alignment of Business and Information Technology Strategy in Australia. *Australasian Journal of Information Systems*, 14(2).
<https://doi.org/10.3127/ajis.v14i2.184>
- Garvin, D. A. (1984). What Does “Product Quality” Really Mean? *MIT Sloan Management Review*, 26(1).
- Gaskin, J. & Lim, J. (2016). Model Fit Measures. Retrieved from AMOS Plugin website:
http://statwiki.kolobkcreations.com/index.php?title=Main_Page
- Ge, M., & Helfert, M. (2013). Impact of information quality on supply chain decisions. *Journal of Computer Information Systems*, 53(4), 59–67. <https://doi.org/10.1080/08874417.2013.11645651>
- George, G., Haas, M. R., & Pentland, A. (2014). Big Data and Management. *Academy of Management Journal*, 57(2), 321–326. <https://doi.org/10.1111/risa.12257>
- Gerdeman, D. (2017). *Companies Love Big Data But Lack the Strategy To Use It Effectively*. Retrieved from <https://hbswk.hbs.edu/item/companies-love-big-data-but-lack-strategy-to-use-it>

effectively

- Gerow, J. E., Grover, V., & Thatcher, J. (2016). Alignment's nomological network: Theory and evaluation. *Information & Management*, 53(5), 541–553. <https://doi.org/10.1016/j.im.2015.12.006>
- Ghasemaghaei, M., & Calic, G. (2019). Can big data improve firm decision quality? The role of data quality and data diagnosticity. *Decision Support Systems*, 120(March), 38–49. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2019.03.008>
- Ghasemaghaei, M., & Calic, G. (2020). Assessing the impact of big data on firm innovation performance: Big data is not always better data. *Journal of Business Research*, 108(2020), 147–162. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.09.062>
- Ghasemaghaei, M., Ebrahimi, S., & Hassanein, K. (2018). Data analytics competency for improving firm decision making performance. *Journal of Strategic Information Systems*, 27(1), 101–113. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2017.10.001>
- Gorla, N., Somers, T. M., & Wong, B. (2010). Organizational impact of system quality, information quality, and service quality. *Journal of Strategic Information Systems*, 19(3), 207–228. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2010.05.001>
- Grant, R. M. (1991). The Resource-Based Theory of Competitive Advantage: Implications for Strategy Formulation. *California Management Review*, Vol. 33, pp. 114–135. <https://doi.org/10.2307/41166664>
- Grant, R. M. (2016). *Contemporary Strategy Analysis: Text and Cases Edition* (9th ed.). New York: John Wiley & Sons.
- Grover, V., Chiang, R. H. L., Liang, T.-P., & Zhang, D. (2018). Creating Strategic Business Value from Big Data Analytics: A Research Framework. *Journal of Management Information Systems*, 35(2), 388–423. <https://doi.org/10.1080/07421222.2018.1451951>
- Gu, J. W., & Jung, H. W. (2013). The effects of IS resources, capabilities, and qualities on organizational performance: An integrated approach. *Information and Management*, 50(2–3), 87–97. <https://doi.org/10.1016/j.im.2013.02.001>
- Günther, W. A., Rezazade Mehrizi, M. H., Huysman, M., & Feldberg, F. (2017). Debating big data: A literature review on realizing value from big data. *Journal of Strategic Information Systems*,

26(3), 191–209. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2017.07.003>

Gupta, M., & George, J. F. (2016). Toward the development of a big data analytics capability.

Information and Management, 53(8), 1049–1064. <https://doi.org/10.1016/j.im.2016.07.004>

Gustafson, L. (1999). How to measure success. *Leader to Leader*, 12, 14–17.

Hagen, C., Khan, K., Ciobo, M., & Wall, D. (2013). Big Data and the Creative Destruction of Today 's Business Models. *AT Kearney Publication*, pp. 1–18. Retrieved from www.atkearney.com

Hair, J., Black, W., Barry, B., & Anderson, R. (2019). *Multivariate Data Analysis* (8th ed.; C. Learning, Ed.). Hampshire: Annabel Ainscow.

Hair, Joseph, Marko, S., Christian, R., & Guderman, S. (2018). *Advanced Issues in Partial Least Squares Structural Equation Modeling* (Vol. 2155; Sage, Ed.). Los Angeles.

Haitovsky, Y. (1969). Multicollinearity in Regression Analysis: A Comment. *The Review of Economics and Statistics*, 51(4), 486. <https://doi.org/10.2307/1926450>

Hammer, M. (1990). Reengineering Work: Don't Automate, Obliterate. *Harvard Business Review*, 68(4), 104–112. Retrieved from <https://hbr.org/1990/07/reengineering-work-dont-automate-obliterate>

Harmon, P. (2010). Scope and evolution of business process management. In J. vom Brocke & M. Rosemann (Eds.), *Handbook on Business Process Management 1: Introduction, Methods, and Information Systems* (1st ed., pp. 37–81). <https://doi.org/10.1007/978-3-642-45100-3>

Hayes, A. F. (2018). Introduction to Mediation, Moderation, and Conditional Process Analysis. In D. A. Kenny (Ed.), *The Guilford Press* (2nd ed., Vol. 1). New York.

Heinrich, L. J., Riedl, R., & Stelzer, D. (2014). *Informations-management: Grundlagen, Aufgaben, Methoden* (11th ed.). München: De Gruyter Oldenbourg.

Henderson, J. C., & Venkatraman, N. (1993). Strategic alignment: Leveraging information technology for transforming organizations. *IBM Systems Journal*, 32(1), 472–484.

Henke, B. N., Bughin, J., Chui, M., Manyika, J., Saleh, T., Wiseman, B., & Sethupathy, G. (2016). *The age of analytics: Competing in a data-driven world* (p. 4). p. 4. Retrieved from <https://www.mckinsey.com/~ /media/McKinsey/Business Functions/McKinsey Analytics/Our Insights/The age of analytics Competing in a data driven world/MGI-The-Age-of-Analytics-Full-report.ashx>

- Heudecker, N., & Hare, J. (2017). *Traditional Approaches Dominate Data and Analytics Initiatives*. Retrieved from <https://www.gartner.com/en/documents/3815563>
- Hinton, C. M., & Kaye, G. R. (1996). The hidden investments in information technology: The role of organisational context and system dependency. *International Journal of Information Management*, 16(6), 413–427. [https://doi.org/10.1016/0268-4012\(96\)00030-8](https://doi.org/10.1016/0268-4012(96)00030-8)
- Hongwei, Z., Stuart, M. E., Yang, L. W., & Richard, W. Y. (2014). Data and Information Quality Research: Its Evolution and Future. In H. Topi & A. Tucker (Eds.), *Information Systems and Information Technology* (3rd ed., pp. 1–15). Boca Ratón: Taylor & Francis Group, LLC.
- Hopkins, B., & Evelson, B. (2011). Expand your Digital Horizon with Big Data. In *Forrester*.
- Hu, L., & Bentler, P. (1998). Fit indices in covariance structure modeling: Sensitivity to underparameterized model misspecification. *Psychological Methods*, 3(4), 424–453. <https://doi.org/10.1037//1082-989x.3.4.424>
- Hu, L., & Bentler, P. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling*, 6(1), 1–55. <https://doi.org/10.1080/10705519909540118>
- Huang, C. D., & Hu, Q. (2007). Achieving IT-business strategic alignment via enterprise-wide implementation of balanced scorecards. *Information Systems Management*, 24(2), 173–184. <https://doi.org/10.1080/10580530701239314>
- Huber, G., & Power, D. (1985). Research Notes and Communications Retrospective Reports of Strategic-level Managers: Guidelines for Increasing their Accuracy. *Strategic Management Journal*, 6(June 1983), 171–180.
- Hutcheson, G., & Sofroniou, N. (1999). *The multivariate social scientist: Introductory statistics using generalized linear models*. <https://doi.org/doi.org/10.4135/9780857028075>
- IAB Estudio. (2020). Estudio Anual Redes Sociales 2020. In *IAB Spain*. Retrieved from <https://iabspain.es/presentacion-estudio-redes-sociales-2020/>
- Isson, J. P., & Harriott, J. (2013). *Win with Advanced Business Analytics, Creating Business Value from your Data* (1st ed.). New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Iversen, G. R., Kleinbaum, D. G., Kupper, L. L., & Muller, K. E. (1989). Applied Regression Analysis and Other Multivariate Methods. *Journal of the American Statistical Association*, 84(407), 839.

<https://doi.org/10.2307/2289682>

- Jackson, D. L., Gillaspay, J. A., & Purc-stephenson, R. (2009). Reporting Practices in Confirmatory Factor Analysis: An Overview and Some Recommendations. *Psychological Methods*, 14(1), 6–23. <https://doi.org/10.1037/a0014694>
- Janssen, M., Voort, H. Van Der, & Wahyudi, A. (2017). Factors in fl uencing big data decision-making quality ☆. *Journal of Business Research*, 70, 338–345. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.08.007>
- Jiang, J. J., Klein, G., & Saunders, C. (2012). Discrepancy Theory Models of Satisfaction in IS. In Y. K. Dwivedi, M. R. Wade, & S. L. Schneberger (Eds.), *Information Systems Theory* (pp. 355–381). https://doi.org/10.1007/978-1-4419-6108-2_18
- Jung, W., Ryan, T., Olfman, L., & Park, Y. T. (2005). An experimental study of the effects of representational data quality on decision performance. *Association for Information Systems - 11th Americas Conference on Information Systems, AMCIS 2005: A Conference on a Human Scale*, 4, 2044–2052.
- Kahai, P. S., Snyder, C. A., & Carr, H. H. (2001). Decentralizing the IS function: Resources and locus of decisions. *Journal of Computer Information Systems*, 42(2), 44–50. <https://doi.org/10.1080/08874417.2002.11647486>
- Kahneman, D. (2011). *Thinking, fast and slow*. New York: Farrar, Straus and Giroux.
- Kambatla, K., Kollias, G., Kumar, V., & Grama, A. (2014). Trends in big data analytics. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 74(7), 2561–2573. <https://doi.org/10.1016/j.jpdc.2014.01.003>
- Kaplan, R., & Norton, D. (2012). *Tha Balanced Scorecard* (1st ed.; G. 2000, Ed.). Barcelona: Harvard Business School Press.
- Kaplan, R., & Norton, D. (2016). *The Balanced Scorecard* (3rd ed.; Gestión 2000, Ed.). Barcelona: Harvard Business Press.
- Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (2002). *The balanced scorecard*. Barcelona: Gestion 2000.
- Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (2008). *The execution premium* (1st ed.; Harvard Business School Publishing Corporation, Ed.). Boston.
- Karimi, J., Somers, T., & Gupta, Y. (2004). Impact of Environmental Uncertainty and Task

- Characteristics on User Satisfaction with Data. *Information Systems Research*, 15(2), 175–193.
<https://doi.org/10.1287/isre.1040.0022>
- Keller, K. L., & Staelin, R. (1987). Effects of Quality and Quantity of Information on Decision Effectiveness. *Journal of Consumer Research*, 14(2), 200. <https://doi.org/10.1086/209106>
- Kiron, D., Prentice, P. K., & Ferguson, R. B. (2014). The Analytics Mandate. *MIT Sloan Management Review*, 55(4), 1. Retrieved from <http://sloanreview.mit.edu/analytics-mandate>
- Klein, G., Jiang, J. J., & Cheney, P. (2009). Resolving Difference Score Issues in Information Systems Research. *MIS Quarterly*, 33(4), 811–826. <https://doi.org/10.2307/20650328>
- Koufteros, X., Vergheze, A., & Lucianetti, L. (2014). The effect of performance measurement systems on firm performance: A cross-sectional and a longitudinal study. *Journal of Operations Management*, 32(6), 313–336. <https://doi.org/10.1016/j.jom.2014.06.003>
- Krogh, G. Von. (2015). Knowledge Sharing in Organizations: The Role of Communities. In *Handbook of Organizational Learning and Knowledge Management*.
<https://doi.org/10.1002/9781119207245.ch19>
- Langefors, B. (1977). Information systems theory. *Information Systems*, 2(4), 207–219.
[https://doi.org/10.1016/0306-4379\(77\)90009-6](https://doi.org/10.1016/0306-4379(77)90009-6)
- Langer, E. J. (1975). The illusion of control. *Journal of Personality and Social Psychology*, 32(2), 311–328. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.32.2.311>
- Lavalle, S., Lesser, E., Shockley, R., Hopkins, M., & Kruschwitz, N. (2011). Big Data, Analytics and the Path From Insights to Value. *MIT Sloan Management Review*, 52(2), 21–32.
<https://doi.org/10.0000/PMID57750728>
- Lee, M., & Suk, K. (2010). Disambiguating the Role of Ambiguity in Perceptual Assimilation and Contrast Effects. *Journal of Consumer Research*, 36(5), 890–897.
<https://doi.org/10.1086/605299>
- Leff, D. (2019). Transform. Retrieved February 6, 2020, from Transform website:
<https://venturebeat.com/2019/07/19/why-do-87-of-data-science-projects-never-make-it-into-production/>
- Liao, Z., Yin, Q., Huang, Y., & Sheng, L. (2015). Management and application of mobile big data. *International Journal of Embedded Systems*, 7(1), 63–70.

<https://doi.org/10.1504/IJES.2015.066143>

LinkedIn. (2019). About LinkedIn. Retrieved July 29, 2019, from Official site website:

<https://about.linkedin.com/>

Locke, E. (1976). The Nature and Causes of Job Satisfaction. In M. D. In Dunnett (Ed.), *The handbook of industrial and organizational psychology* (Vol. 31, pp. 1297–1350). Chicago: Rand- McNally.

Locke, E. A., Motowidlo, S. J., & Bobko, P. (1986). Using Self-Efficacy Theory to Resolve the Conflict Between Goal-Setting Theory and Expectancy Theory in Organizational Behavior and Industrial/Organizational Psychology. *Journal of Social and Clinical Psychology, 4*(3), 328–338.

<https://doi.org/10.1521/jscp.1986.4.3.328>

Luftman, J., Lyytinen, K., & Tal-ben, Z. (2017). Enhancing the measurement of information technology (IT) business alignment and its influence on company performance. *Journal of Information Technology, 32*, 26–46. <https://doi.org/10.1057/s41265-016-0032-4>

Luftman, Jerry. (2003). Assessing It/Business Alignment. *Information Systems Management, 20*(4), 9–15. <https://doi.org/10.1201/1078/43647.20.4.20030901/77287.2>

Luftman, Jerry, Zadeh, H. S., Derksen, B., Santana, M., Rigoni, E. H., & Huang, Z. (David). (2013). Key Information Technology and Management Issues 2012-2013: An International Study. *Journal of Information Technology, 28*(4), 354–366. <https://doi.org/10.1057/jit.2013.22>

Maklan, S., Peppard, J., & Klaus, P. (2015). Show me the money improving our understanding of how organizations generate return from technology-led marketing change. *European Journal of Marketing, 49*(3–4), 561–595. <https://doi.org/10.1108/EJM-08-2013-0411>

Manyika, J., Chui Brown, M., B. J., B., Dobbs, R., Roxburgh, C., & Hung Byers, A. (2011). Big data: The next frontier for innovation, competition and productivity. In *McKinsey Global Institute*. Retrieved from https://bigdatawg.nist.gov/pdf/MGI_big_data_full_report.pdf

Manyika, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C., & Hung-Byers, A. (2017). *Big data: The next frontier for innovation , competition , and productivity*. Retrieved from http://www.mckinsey.com/insights/mgi/%0Aresearch/technology_and_innovation/big_data_the_next_frontier_for_innovation

Marr, B. (2016). *Big data in practice: How 45 successful companies used big data analytics to deliver extraordinary results* (1st ed.; Wiley, Ed.). West Sussex.

- Mata, F., Fuerst, W., & Barney, J. (1995). Information Technology and Sustained Competitive Advantage: A Resource-Based Analysis. *MIS Quarterly*, 19(4), 487–505. <https://doi.org/10.2307/249630>
- Mata, F. J., Fuerst, W. L., & Barney, J. B. (1995). Information Technology and Sustained Competitive Advantage: A Resource-Based Analysis. *MIS Quarterly*, 19(4), 487–505. <https://doi.org/10.2307/249630>
- McAfee, A., & Brynjolfsson, E. (2012). Big Data: The Management. *Harvard Business Review*, (October), 60–66. Retrieved from <https://hbr.org/2012/10/big-data-the-management-revolution>
- McKinsey & Company. (2011). Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity. In *McKinsey Global Institute*. <https://doi.org/10.1080/01443610903114527>
- Mikalef, P., Boura, M., Lekakos, G., & Krogstie, J. (2019). Big data analytics and firm performance: Findings from a mixed-method approach. *Journal of Business Research*, 98(July 2018), 261–276. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.01.044>
- Mithas, S., Lee, M., & Earley, S. (2013). Leveraging Big Data and Business Analytics. *IEEE Computer Society*, (December), 18–20. Retrieved from http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=6674024
- Morgan, N. A., Slotegraaf, R. J., & Vorhies, D. W. (2009). Linking marketing capabilities with profit growth. *International Journal of Research in Marketing*, 26(4), 284–293. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2009.06.005>
- Mullins, R. R., Ahearne, M., Lam, S. K., Hall, Z. R., & Boichuk, J. P. (2014). Know your customer: How salesperson perceptions of customer relationship quality form and influence account profitability. *Journal of Marketing*, 78(6), 38–58. <https://doi.org/10.1509/jm.13.0300>
- Myers, R. H. (1990). Scientific Research. In *Classical and modern regression with application*. <https://doi.org/10.4236/ib.2011.34051>
- Nah, F. F.-H., Zuckweiler, K. M., & Lee-Shang Lau, J. (2003). ERP Implementation: Chief Information Officers' Perceptions of Critical Success Factors. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 16(1), 5–22. https://doi.org/10.1207/S15327590IJHC1601_2
- Naidoo, R. (2016). A communicative-tension model of change-induced collective voluntary

- turnover in IT. *Journal of Strategic Information Systems*, 25(4), 277–298. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2016.09.002>
- Newbert, S. L. (2007). Empirical research on the resource-based view of the firm: an assessment and suggestions for future research. *Strategic Management Journal*, 28(2), 121–146. <https://doi.org/10.1002/smj.573>
- Newbert, S. L. (2008). Value, rareness, competitive advantage, and performance: a conceptual-level empirical investigation of the resource-based view of the firm. *Strategic Management Journal*, 29(7), 745–768. <https://doi.org/10.1002/smj.686>
- NewVantage Partners LLC. (2019). *Big Data and AI Executive Survey 2019* (2019th ed.; T. H. Davenport & R. Bean, Eds.). Retrieved from www.newvantage.com
- Norušis, M. J. (2011). IBM SPSS statistics 19 guide to data analysis. In Addison Wesley (Ed.), *Methods* (1st ed.). <https://doi.org/10.1111/j.1365-277X.2011.01195.x>
- Nunnally, J. C. (2010). *Psychometric Theory 3E* (p. 752). p. 752. Tata McGraw-Hill Education.
- Olenski, S. (2015). Big Data Solving Big Problems. Retrieved September 5, 2018, from Forbes website: <https://www.forbes.com/sites/steveolenski/2015/03/19/big-data-solving-big-problems/#20cd00ce5b8e>
- Owens, R. (2007). *Organizational behavior in education* (9th ed.). Boston: Pearson Education.
- Palmatier, R. W., Dant, R. P., & Grewal, D. (2007). A Comparative Longitudinal Analysis of Theoretical Perspectives of Interorganizational Relationship Performance. *Journal of Marketing*, 71(4), 172–194. <https://doi.org/doi.org/10.1509/jmkg.71.4.172>
- Palonka, J., & Begovic, D. (2016). Data-Driven Decision-Making Process: The Case of Polish Organizations. In S. Erickson & H. Rothberg (Eds.), *International Conference on Intellectual Capital and Knowledge Management and Organisational Learning* (pp. 216–225). New York: Academic Conferences and Publishing International Limited.
- Peak, D., & Guynes, C. S. (2003). The IT alignment planning process. *Journal of Computer Information Systems*, 44(1), 9–15. <https://doi.org/10.1080/08874417.2003.11647546>
- Pérez-Aróstegui, M. N., & Barrales-Molina, V. (2015). Exploring the relationship between information technology competence and quality management. *BRQ Business Research Quarterly*, 18(1), 4–17. <https://doi.org/10.1016/j.brq.2013.11.003>

- Peteraf, M. (1993). The cornerstones of competitive advantage: A resource-based view. *Strategic Management Journal*, 14, 179–191. <https://doi.org/doi.org/10.1002/smj.4250140303>
- Petter, S., DeLone, W., & McLean, E. (2013). Information Systems Success: The Quest for the Independent Variables. *Journal of Management Information Systems*, 29(4), 7–62. <https://doi.org/10.2753/MIS0742-1222290401>
- Phillips, A. (2016). IJMR-hosted debate: 'Who will succeed in the new era of data discovery'. In The Market Research Society (Ed.), *International Journal of Market Research* (Vol. 58, pp. 473–484). <https://doi.org/10.2501/IJMR-2016-028>
- Priem, R. L., & Butler, J. E. (2001). Is the Resource-Based "View" a Useful Perspective for Strategic Management Research? *Academy of Management Review*, 26(1), 22–40. <https://doi.org/10.5465/amr.2001.4011928>
- Qualtrics. (2019). About Qualtrics. Retrieved July 29, 2019, from Official site website: <https://www.qualtrics.com/es/research-core/>
- Quinn, L., Dibb, S., Simkin, L., Canhoto, A., & Analogbei, M. (2016). Troubled waters: the transformation of marketing in a digital world. *European Journal of Marketing*, 50(12), 2103–2133. <https://doi.org/10.1108/EJM-08-2015-0537>
- Raghunathan, S. (1999). Impact of information quality and decision-maker quality on decision quality: A theoretical model and simulation analysis. *Decision Support Systems*, 26(4), 275–286. [https://doi.org/10.1016/S0167-9236\(99\)00060-3](https://doi.org/10.1016/S0167-9236(99)00060-3)
- Raghunathan, T. S. (1995). Impact of the CEO's participation on information systems steering committees. *Journal of Management Information Systems*, 11(4), 83–96. <https://doi.org/10.1080/07421222.1992.11517940>
- Ransbotham, S., Kiron, D., & Prentice, P. (2016). Beyond the hype: The hard work behind analytics success. *MIT Sloan Management Review*, 57(3), 1–19. Retrieved from <https://ilp.mit.edu/node/13645>
- Reeves, C. A., & Bednar, D. A. (1994). Defining Quality: Alternatives and Implications. *Academy of Management Review*, 19(3), 419–445. <https://doi.org/10.5465/amr.1994.9412271805>
- Ren, S. J., Fosso-Wamba, S., Akter, S., Dubey, R., & Childe, S. J. (2016). Modelling quality dynamics, business value and firm performance in a big data analytics environment. *International Journal*

- of *Production Research*, 7543(April 2017), 1–16. <https://doi.org/10.1080/00207543.2016.1154209>
- Riesener, M., Dölle, C., Schuh, G., & Tönnies, C. (2019). Framework for defining information quality based on data attributes within the digital shadow using LDA. *Procedia CIRP*, 83, 304–310. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.03.131>
- Roach, S. S. (1987). *America's Technology Dilemma: A Profile of the Information Economy*. Morgan Stanley.
- Rowley, J. (2007). The wisdom hierarchy: representations of the DIKW hierarchy. *Journal of Information Science*, 33(2), 163–180. <https://doi.org/10.1177/0165551506070706>
- Rundle-Thiele, S., Kubacki, K., Tkaczynski, A., & Parkinson, J. (2015). Using two-step cluster analysis to identify homogeneous physical activity groups. *Marketing Intelligence and Planning*, 33(4), 522–537. <https://doi.org/10.1108/MIP-03-2014-0050>
- Santhanam, R., & Hartono, E. (2003). Issues in Linking Information Technology Capability to Firm Performance. *Source: MIS Quarterly*, 27(1), 125–153.
- Sathi, A. (2014). *Engaging customers using big data: how marketing analytics are transforming business* (1st ed.). <https://doi.org/10.1057/9781137386199>
- Sauer, C. (2003). *Rethinking Management Information Systems: An Interdisciplinary Perspective* (W. Currie & B. Galliers, Eds.). New York: Oxford University Press.
- Savin, N. E., & White, K. J. (1977). The Durbin-Watson Test for Serial Correlation with Extreme Sample Sizes or Many Regressors. *Econometrica*, 45(8), 1989–1996. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/1914122>
- Schmiedel, T., vom Brocke, J., & Recker, J. (2014). Development and validation of an instrument to measure organizational cultures' support of Business Process Management. *Information & Management*, 51(1), 43–56. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.im.2013.08.005>
- Schroeder, R. G., Linderman, K., Liedtke, C., & Choo, A. S. (2008). Six Sigma: Definition and underlying theory. *Journal of Operations Management*, 26(4), 536–554. <https://doi.org/10.1016/j.jom.2007.06.007>
- Shadish, W., Cook, T., & Campbell, T. (2002). Experiments and Generalized Causal Inference. In *Experimental and quasi-experimental designs for generalized causal inference* (pp. 1–81). <https://doi.org/10.1198/jasa.2005.s22>

- Shah, T., Rabhi, F., & Ray, P. (2015). Investigating an ontology-based approach for Big Data analysis of inter-dependent medical and oral health conditions. *Cluster Computing*, 18(1), 351–367. <https://doi.org/10.1007/s10586-014-0406-8>
- Shamim, S., Zeng, J., Shariq, S. M., & Khan, Z. (2019). Role of big data management in enhancing big data decision-making capability and quality among Chinese firms: A dynamic capabilities view. *Information and Management*, 56(6), 103135. <https://doi.org/10.1016/j.im.2018.12.003>
- Sivarajah, U., Kamal, M. M., Irani, Z., & Weerakkody, V. (2017). Critical analysis of Big Data challenges and analytical methods. *Journal of Business Research*, 70, 263–286. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.08.001>
- Slack, N., Chambers, S., Johnston, R., & Betts, A. (2009). *Operations and Process Management: Principles and Practice for Strategic Impact* (4th ed.). Retrieved from <http://www.pearsoned.co.uk>
- Smith, H. A., & McKeen, J. D. (2003). *Making IT Happen: Critical Issues in IT Management*. Southport, United Kingdom: John Wiley & Sons Inc.
- Spink, A., & Lewandowski, D. (2012). *Library and Information Science Trends and Research: Europe* (1st ed.; A. Spink, Ed.). Retrieved from <http://www.amazon.com/dp/1780527144>
- Srivardhana, T., & Pawlowski, S. D. (2007). ERP systems as an enabler of sustained business process innovation: A knowledge-based view. *Journal of Strategic Information Systems*, 16(1), 51–69. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2007.01.003>
- Stair, R., & Reynolds, G. (2018). *Principles of Information Systems* (13th ed.; R. M. S. & G. W. Reynolds, Ed.). Boston: Cengage Learning.
- Štemberger, M. I., Manfreda, A., & Kovačič, A. (2011). Achieving top management support with business knowledge and role of IT/IS personnel. *International Journal of Information Management*, 31(5), 428–436. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2011.01.001>
- Stuart, J., & Barker, A. (2013). The Big Data Conundrum: How to Define It? Retrieved from Cornell University website: <https://arxiv.org/abs/1309.5821>
- Sun, Y., & Jeyaraj, A. (2013). Information technology adoption and continuance: A longitudinal study of individuals' behavioral intentions. *Information and Management*, 50(7), 457–465. <https://doi.org/10.1016/j.im.2013.07.005>

- Surbakti, F. P. S., Wang, W., Indulska, M., & Sadiq, S. (2020). Factors influencing effective use of big data: A research framework. *Information and Management*, 57(1). <https://doi.org/10.1016/j.im.2019.02.001>
- Swaan, M., Driest, F., & Weed, K. (2014). The ultimate marketing machine. *Harvard Business Review*, (July), 1–11.
- Tambe, P. (2014). Big Data Investment, Skills, and Firm Value. *Management Science*, 60(6), 1452–1469. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2014.1899>
- Tesch, D., Jiang, J. J., & Klein, G. (2003). The Impact of Information System Personnel Skill Discrepancies on Stakeholder Satisfaction. *Decision Sciences*, 34(1), 107–129. <https://doi.org/10.1111/1540-5915.02371>
- Thomas, J., Delisle, C. L., Jugdev, K., & Buckle, P. (2002). Selling Project Management to Senior Executives: The Case for Avoiding Crisis Sales. *Project Management Journal*, 33(2), 19–28. <https://doi.org/10.1177/875697280203300204>
- Tippins, M. J., & Sohi, R. S. (2003). IT competency and firm performance: is organizational learning a missing link? *Strategic Management Journal*, 24(8), 745–761. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/smj.337>
- Tirgari, V. (2012). Information Technology Policies and Procedures Against Unstructured Data: a Phenomenological Study of Information. *Academy of Information and Management Sciences Journal*, 15(2), 87–107.
- Tversky, A. (1977). Features of similarity. *Psychological Review*, 84(4), 327–352. <https://doi.org/10.1080/1553118X.2012.686256>
- Vallabhaneni, S. (2019). *Business Knowledge for Internal Auditing Elements* (1st ed.). New Jersey: Wiley.
- Van De, A. H., & Poole, M. S. (1995). Explaining Development and Change in Organizations. *Academy of Management Review*, 20(3), 510–540. <https://doi.org/10.5465/amr.1995.9508080329>
- van der Pijl, G. (1994). Measuring the strategic dimensions of the quality of information. *Journal of Strategic Information Systems*, 3(3), 179–190. [https://doi.org/10.1016/0963-8687\(94\)90025-6](https://doi.org/10.1016/0963-8687(94)90025-6)
- Verhoef, P., Kooge, E., & Walk, N. (2016). *Creating Value with Big Data Analytics: Making smarter*

marketing decisions (1st ed.; Routledge, Ed.). New York.

- Wang, X., White, L., & Chen, X. (2015). Big data research for the knowledge economy: past, present, and future. *Industrial Management & Data Systems*, 115(9). <https://doi.org/10.1108/IMDS>
- Wenting, Z., Brax, S., Mervi, V., & Risto, R. (2019). The influences of contract structure, contracting process, and service complexity on supplier performance. *International Journal of Operations & Production Management*, 39(4), 525–549. <https://doi.org/10.1108/IJOPM-12-2016-0756>
- Whetten, D. A. (1989). What Constitutes a Theoretical Contribution? *Academy of Management Review*, 14(4), 490–495. <https://doi.org/10.5465/amr.1989.4308371>
- White, A. (2019). Gartner Blog Network. Retrieved January 3, 2019, from Our Top Data and Analytics Predicts for 2019 website: https://blogs.gartner.com/andrew_white/2019/01/03/our-top-data-and-analytics-predicts-for-2019/
- Wixom, B. H., & Todd, P. A. (2005). A theoretical integration of user satisfaction and technology acceptance. *Information Systems Research*, 16(1), 85–102. <https://doi.org/10.1287/isre.1050.0042>
- Wixom, B. H., Yen, B., & Relich, M. (2013). Maximizing value from business analytics. *MIS Quarterly Executive*, 12(2), 111–123. <https://doi.org/10.1108/02635570910926564>
- Xu, Z., Frankwick, G. L., & Ramirez, E. (2016). Effects of big data analytics and traditional marketing analytics on new product success: A knowledge fusion perspective. *Journal of Business Research*, 69(5), 1562–1566. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.10.017>
- Yong, A., & Pearce, S. (2013). A Beginner's Guide to Factor Analysis: Focusing on Exploratory Factor Analysis. *Quantitative Methods for Psychology*, 9(2), 79–94. <https://doi.org/10.20982/tqmp.09.2.p079>
- Young, R., & Jordan, E. (2008). Top management support: Mantra or necessity? *International Journal of Project Management*, 26(7), 713–725. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2008.06.001>
- Zablah, A. R., Bellenger, D. N., & Johnston, W. J. (2004). An evaluation of divergent perspectives on customer relationship management: Towards a common understanding of an emerging phenomenon. *Industrial Marketing Management*, 33(6), 475–489. <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2004.01.006>
- Zeng, J., & Glaister, K. W. (2017). Value creation from big data: Looking inside the black box.

Strategic Organization, 1–36. <https://doi.org/10.1177/1476127017697510>

Zhang, F., Liu, M., Gui, F., Shen, W., Shami, A., & Ma, Y. (2015). A distributed frequent itemset mining algorithm using spark for big data analytics. *Cluster Computing*, 18(4), 1493–1501. <https://doi.org/10.1007/s10586-015-0477-1>

Zhou, J., Bi, G., Liu, H., Fang, Y., & Hua, Z. (2018). Understanding employee competence, operational IS alignment, and organizational agility – An ambidexterity perspective. *Information and Management*, 55(6), 695–708. <https://doi.org/10.1016/j.im.2018.02.002>

ANEXOS

A. Contexto de la investigación

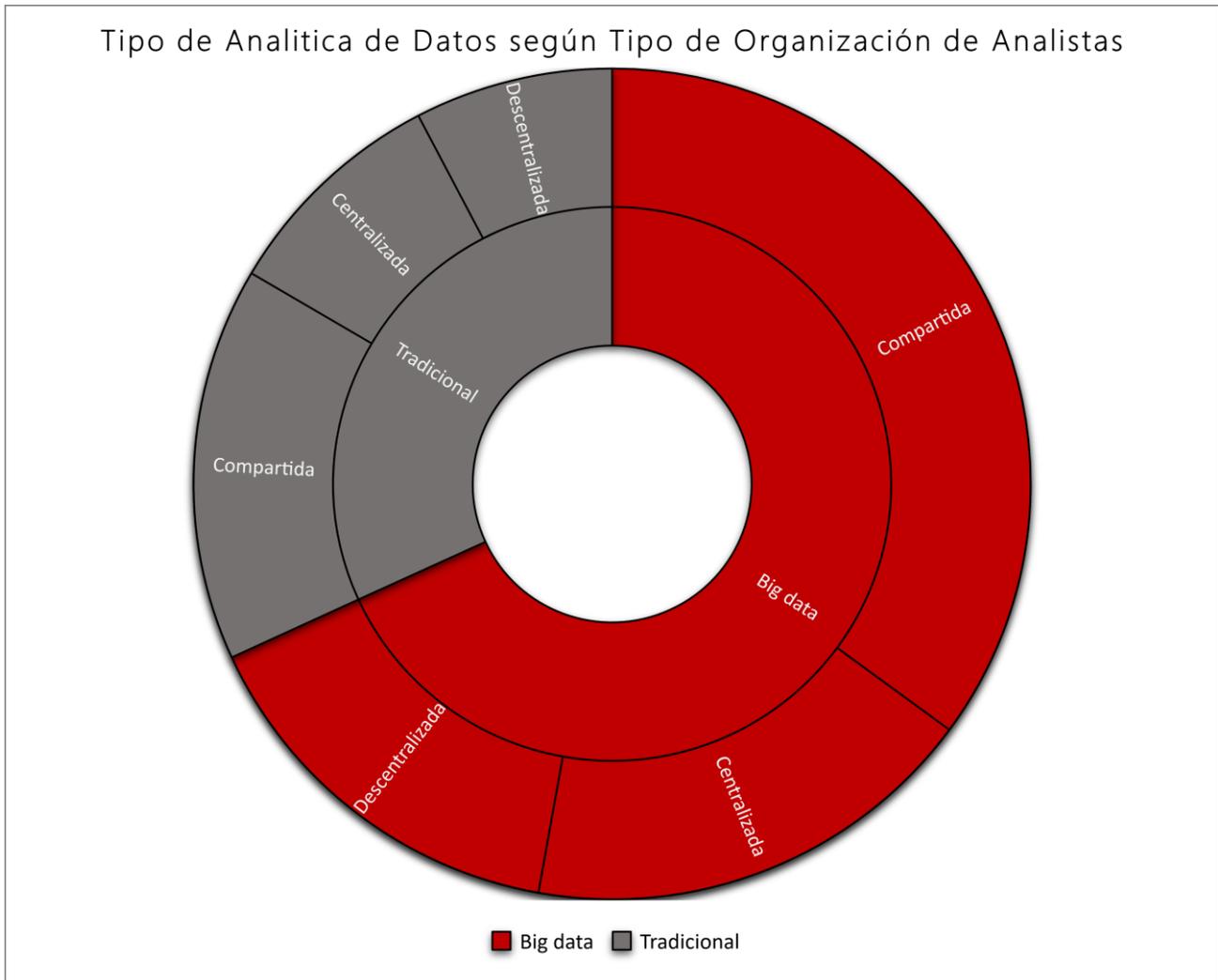


Gráfico 11. Tipo de analítica de datos vs tipo de estructura organizacional de analistas.

Tipo de Organización de Analistas según País de la Matriz

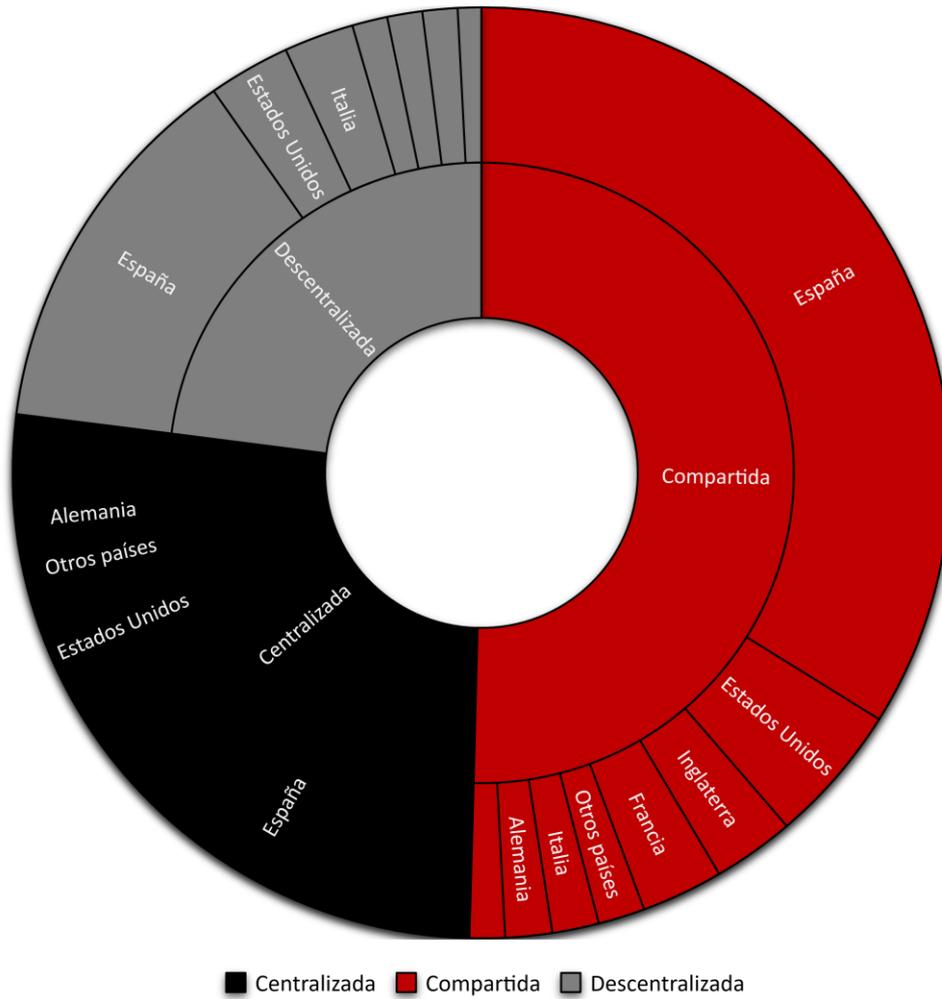


Gráfico 12. Tipo de analítica de datos vs país origen de la matriz.

B. Constructos y definiciones

Constructo	Definición y dimensiones
DIQ	El grado de discrepancia entre los gerentes de TI y marketing con respecto a la calidad de la información para la toma de decisiones comerciales. El procedimiento para medir el constructo DIQ consistió en restar las evaluaciones dadas por TI y marketing (dentro de la misma diada) para cada uno de los ítems de la variable calidad de la información.
Calidad de la información	Compuesto por la integridad, actualización, formato y precisión. La integridad es la percepción del usuario de recibir toda la información necesaria; actualizado se refiere a si la información es reciente; el formato indica percepciones de qué tan bien se presenta la información; y la precisión es la percepción del usuario de que la información es correcta (Ren et al., 2016).
Calidad de los datos	Compuesto por actualización, fiabilidad, importancia y rentabilidad. La actualización indica si los datos se actualizan con frecuencia (Verhoef et al., 2016); la fiabilidad se refiere al buen funcionamiento de los datos, de modo que se comporten como se espera (Cambridge University Press, 2018); la importancia deriva de una identificación de "datos sagrados" (Beath et al., 2012); y la rentabilidad refleja la relación entre los grandes aumentos en los volúmenes de procesamiento de datos, los costos más altos y los beneficios asociados (Beath et al., 2012).
Capacidad tecnológica	Compuesto por fiabilidad, adaptabilidad, integración, accesibilidad, tiempo de respuesta y privacidad del sistema. La fiabilidad se refiere al grado en que el sistema es fiable en el tiempo; adaptabilidad es el grado en que el sistema puede adaptarse a las diversas necesidades del usuario y las condiciones cambiantes; la integración implica la capacidad de combinar varias fuentes de datos para producir ideas significativas; la accesibilidad es la medida en que el sistema está disponible con el tiempo; el tiempo de respuesta se refiere a la rapidez con que un sistema responde a las necesidades del cliente; y la privacidad implica el grado en que el sistema es seguro y protege la información del usuario (Ren et al., 2016).
Talento	Compuesto por conocimientos técnicos, tecnológicos, comerciales y relacionales. El conocimiento técnico implica una comprensión de los elementos técnicos, incluidos los sistemas operativos, estadísticas, lenguajes de programación y sistemas de gestión de bases de datos; el conocimiento tecnológico implica la gestión de los recursos de datos para apoyar los objetivos comerciales; el conocimiento del negocio refleja la comprensión de varias funciones comerciales y el entorno empresarial; y el conocimiento relacional indica que los profesionales analíticos pueden comunicarse y trabajar con personas de otras funciones comerciales (Akter et al., 2016).
Procedimientos	Un conjunto de protocolos de toda la organización que se documentan y siguen para garantizar la integridad, seguridad y disponibilidad de los sistemas informáticos (Tirgari, 2012).
Desempeño organizacional	Capacidad de la empresa para obtener y retener clientes; y la capacidad de mejorar las ventas, la rentabilidad y el retorno de la inversión (Akter et al., 2016).
Apoyo del CEO	La pasión de la alta gerencia por el análisis de datos y la toma de decisiones basadas en hechos (Davenport & Harris, 2007).
Alineamiento plan de datos	Grado de coordinación entre el plan de datos y la información necesaria para las decisiones de marketing (Agarwal & Dhar, 2014a).
Cultura uso de datos	Cómo las organizaciones y sus miembros apoyan la calidad de la información en sus objetivos e iniciativas para la toma de decisiones organizacionales (Spink & Lewandowski, 2012).

Tabla 23. Constructos y definiciones válidas para todos los capítulos.

C. Escala de medida (cuestionario)

Constructos	Dimensiones	Fuente	Ítems
Calidad de la información	Integridad	Ji-fan et al. (2016)	Contiene información completa. Se presentan sin lagunas relevantes. Proporcionan toda la información necesaria.
	Actualidad		Proporciona la información más reciente. Detalla información acorde a la actualidad. Siempre proporcionan información actualizada.
	Formato		Contienen formatos adecuados. Está bien diseñados. Son de fácil comprensión.
	Precisión		Proporcionan información correcta. Carecen de errores relevantes. Proporcionan información precisa. ^{1 2}
Calidad de los datos	Integridad	Beath et al. (2012); Phillips (2016); Verhoef et al. (2016)	Incluyen a todos los clientes. ² Están libres de errores de escritura por parte de digitadores o clientes. ² Tienen todos sus campos llenos. ²
	Actualidad		Se actualizan frecuentemente. Contienen información vigente. ² Se reemplazan con la última información del mercado.
	Fiabilidad		Están libres de grandes errores de procesamiento. Proviene de fuentes fiables. ² Se recopilan bajo metodologías fiables.
	Importancia		Han sido capturados por que responden a las necesidades de mi organización. ² Han sido un aporte para los desafíos de información planteados. ² Permiten responder a las necesidades del área comercial. ²
	Rentabilidad		En su mayoría son utilizados por el departamento. ² Con frecuencia permiten responder a necesidades comerciales. Permanecen almacenados en la medida que estos son útiles.
Capacidad tecnológica	Fiabilidad	Ji-fan et al. (2016)	Opera de manera fiable para los análisis. Funciona eficientemente para los análisis. ¹ El funcionamiento de las TI es fiable para el análisis. ²
	Adaptabilidad		Se puede adaptar para una variedad de necesidades de análisis. Es flexible, a las nuevas condiciones, durante el análisis. Es flexible a las contingencias que surgen durante el análisis. ^{1 2}
	Integración		Integra efectivamente datos de diferentes áreas de la empresa. ² Reúne datos que solían venir de diferentes lugares de la empresa. ² Combina diferentes tipos de datos de todas las áreas de la empresa. ²
	Accesibilidad		Permite que la información sea fácilmente accesible para mí. Hace que la información sea muy accesible. ² Hace que la información sea de fácil acceso. ¹
	Tiempo		No tarda mucho tiempo para procesar mis solicitudes. ² Proporciona información de manera oportuna. ² Procesa mis solicitudes rápidamente. ^{1 2}
	Privacidad		Protege la información sobre asuntos personales. ² Protege la información sobre la identidad personal. ² Ofrece garantías para no compartir información privada. ²
Talento	Técnico	Akter et al. (2016)	Son muy capaces en términos de habilidades de programación. Son muy capaces de gestionar un proyecto tecnológico. ² Son muy capaces en las áreas de gestión, mantenimiento de datos y redes.
	Tecnológico		Muestran una comprensión superior de las tendencias tecnológicas. ¹ Muestran una capacidad superior para aprender nuevas tecnologías. ¹ Conocen bien los factores críticos para el éxito empresarial. ^{1 2}
	Negocios		Comprenden los planes estratégicos a un nivel muy alto. ^{1 2} Interpretan problemas comerciales y desarrollan soluciones. ^{1 2} Conocen muy bien las funciones comerciales. ^{1 2}
	Relacional		Son muy capaces de planificar, organizar y liderar proyectos. ² Son muy capaces de planificar y ejecutar el trabajo en un equipo de trabajo. Interactúan con clientes internos y mantiene relaciones productivas. ^{1 2}

Procedimientos	Específico	Arendt et al. (2007); Baker, Halpem, Kidd, & Walter (1996)	Responden a nuestras necesidades. ² Se explican con el detalle suficiente. ² Me son útiles para la operación diaria. ²
	Crítico		Cubren operaciones importantes. Ayudan a resolver operaciones valiosas. Son una guía para actividades relevantes. ²
	Actual		Poseen información vigente. ² Están actualizados. ² Representan la situación actual del proceso. ²
	Entendible		Son entendibles. ² Son de fácil comprensión. Representan claramente la operación.
Desempeño organizacional	Akter et al. (2016)		La analítica de datos mejoró la retención de clientes La analítica de datos mejoró el crecimiento de ventas. La analítica de datos mejoró la rentabilidad. La analítica de datos permitió que ingresamos a otros mercados más rápido que la competencia. ²
Apoyo del CEO	Davenport & Harris (2007)		Son apasionados por el análisis y la toma de decisiones basadas en datos. Declaran que nuestra organización es un competidor analítico. Declaran que nuestra estrategia está basada en la información analítica. ^{1 2} Presionan a cualquier persona que presente iniciativas o estrategias respaldadas en información analítica.
Alineamiento del plan de datos	Akter et al. (2016)		El plan se alinea con los objetivos de calidad de información. El plan contiene metas cuantificables que apoyan la calidad de información. El plan posee iniciativas que apoyan la calidad de información. ^{1 2} El plan se alinea con los objetivos de rendimiento esperado del negocio. El plan contiene metas cuantificables que apoyan el rendimiento esperado del negocio. ¹ El plan posee iniciativas que apoyan el rendimiento esperado del negocio. ² Priorizamos las inversiones en análisis de datos por el impacto esperado en el rendimiento del negocio.
Cultura uso de datos	Gupta & George (2016)		Consideramos los datos como un activo tangible. Basamos nuestras decisiones en datos en lugar de instinto. Pueden llegar a anular nuestra intuición sobre el instinto. ^{1 2} Mejoran continuamente las reglas comerciales. Asesoramos a empleados para tomar decisiones basadas en datos.

Tabla 24. Escala de Medida. (¹) Ítems excluidos capítulo 4; (²) Ítems excluidos capítulo 5.

D. AFC (modelo 1)

V	Constructos	Fuente	Ítems	Matriz Factorial	Media (D.T.)	VE%
Talento	Técnicos	Adaptada de Akter et al. (2016)	Son muy capaces de gestionar un proyecto tecnológico.	0,689	5,12 (1,36)	59,2
			Son muy capaces en las áreas de gestión, mantenimiento de datos y redes.	0,611	5,11 (1,37)	
	Tecnologías		Muestran una comprensión superior de las tendencias tecnológicas.	0,696	5,14 (1,37)	
			Muestran una capacidad superior para aprender nuevas tecnologías.	0,703	5,24 (1,42)	
	Negocios		Conocen bien los factores críticos para el éxito organizacional	0,811	4,90 (1,23)	
			Comprenden los planes estratégicos a un nivel muy alto.	0,755	4,86 (1,23)	
			Interpretan problemas comerciales y desarrollan soluciones.	0,767	4,84 (1,35)	
	Relacional		Conocen muy bien las funciones comerciales.	0,690	4,60 (1,28)	
Son muy capaces de planificar, organizar y liderar proyectos.		0,858	4,94 (1,24)			
Son muy capaces de planificar y ejecutar el trabajo en un equipo de personas.		0,862	5,02 (1,22)			
Calidad de la información	Integridad	Interactúan con clientes internos y mantiene relaciones productivas.	0,692	5,06 (1,43)	64,8	
		Contiene información completa.	0,812	5,35 (1,10)		
		Se presentan sin vacíos relevantes.	0,791	5,09 (1,14)		
	Actualización	Proporcionan toda la información necesaria.	0,783	4,94 (1,25)		
		Proporciona la información más reciente.	0,786	5,57 (1,08)		
		Detalla información acorde a la actualidad.	0,829	5,44 (1,10)		
	Formato	Siempre proporcionan información actualizada.	0,805	5,39 (1,25)		
		Contienen formatos adecuados.	0,781	5,11 (1,22)		
Está bien diseñados.		0,773	5,03 (1,27)			
Precisión	Son de fácil comprensión.	0,666	4,91 (1,25)			
	Proporcionan información correcta.	0,801	5,50 (1,07)			
	Carecen de errores relevantes.	0,733	5,27 (1,22)			
Desempeño organizacional	Adaptada de Akter et al. (2016)	Proporcionan información precisa.	0,849	5,39 (1,20)	82,8	
		La analítica de datos mejoró la retención de clientes.	0,826	5,61 (1,15)		
		La analítica de datos mejoró el crecimiento de ventas.	0,928	5,61 (1,13)		
Alineamiento del plan de datos	(Akter et al., 2016)	El uso de análisis mejoró la rentabilidad.	0,831	5,86 (1,13)	78,1	
		El plan de datos se alinea con los objetivos de calidad de información.	0,905	5,41 (1,14)		
		El plan de datos contiene metas cuantificadas que apoyan la calidad de información.	0,884	5,27 (1,22)		
		El plan de datos posee iniciativas que apoyan la calidad de información.	0,827	5,31 (1,14)		
Apoyo del CEO	Basada en Davenport and Harris (2007)	El plan de datos se alinea con los objetivos de rendimiento esperado del negocio.	0,747	5,31 (1,18)	80,9	
		Son apasionados por el análisis y la toma de decisiones basadas en datos.	0,723	5,75 (1,26)		
		Declaran que nuestra organización es un competidor analítico.	0,887	5,06 (1,43)		
			Declaran que nuestra estrategia está basada en la información analítica.	0,931	5,21 (1,39)	

Tabla 25. Análisis para el capítulo “Análítica de datos y big data en la gestión comercial: impacto en el desempeño organizacional”; Varianza Explicada (VE).