

Artículo de investigación

Inteligencia de negocios y agilidad organizacional: ¿Son relevantes la toma de decisiones racional e intuitiva?

Luis Ángel Gómez-Duque 

Profesional en gestión de indicadores y proyectos, Corporación Ruta N, Medellín, Colombia.

Egresado de la Maestría en Administración, Facultad de Ciencias Económicas, Universidad de Antioquia, Medellín, Colombia.

Lagduque@gmail.comJosé David Daza-Torres 

Egresado de la Maestría en Administración, Facultad de Ciencias Económicas, Universidad de Antioquia, Medellín, Colombia.

josedaviddaza6@gmail.comJosé Arias-Pérez* 

Profesor, Departamento de Ciencias Administrativas, Universidad de Antioquia, Medellín, Colombia.

jenrique.arias@udea.edu.co

Resumen

El objetivo de este trabajo fue analizar el efecto mediador de la toma de decisiones racional e intuitiva en la relación entre inteligencia de negocios y agilidad organizacional. El modelo se testeó en una muestra de empresas intensivas en conocimiento mediante ecuaciones estructurales. En cuanto a los resultados, la inteligencia de negocios necesita apoyarse en procesos racionales para potenciar su incidencia en la agilidad organizacional, porque el conocimiento del entorno generado por la inteligencia de negocios se aprovecha más cuando pasa por un proceso analítico, sistemático y basado en reglas que cuando pasa por un proceso basado en la experiencia y la percepción. En otras palabras, en ese escenario la toma de decisiones racional convierte los insumos que arroja la inteligencia de negocios en respuestas organizacionales más acertadas y ágiles.

Keywords: inteligencia de negocios; agilidad organizacional; toma de decisiones racional; toma de decisiones intuitiva; transformación digital.

Business intelligence and organizational agility: Are rational and intuitive decision-making relevant?

Abstract

This work aimed to analyze the mediating effect of rational and intuitive decision-making in the relationship between business intelligence and organizational agility. The model was tested in a sample of knowledge-intensive companies using structural equations. Regarding the results, business intelligence needs to be supported by rational processes to enhance its impact on organizational agility because the knowledge of the environment generated by business intelligence is better exploited when it goes through an analytical, systematic, and rule-based process than when it goes through a process based on experience and perception. In other words, in this scenario, rational decision-making converts the inputs provided by business intelligence into more accurate and agile organizational responses.

Palabras clave: business intelligence; organizational agility; rational decision-making; intuitive decision-making; digital transformation.

Inteligência de negócios e agilidade organizacional: a tomada de decisão racional e intuitiva é relevante?

Resumo

O objetivo deste trabalho foi analisar o efeito mediador da tomada de decisão racional e intuitiva na relação entre inteligência de negócios e agilidade organizacional. O modelo foi testado em uma amostra de empresas intensivas em conhecimento por meio de equações estruturais. Quanto aos resultados, a inteligência de negócios precisa contar com processos racionais para potencializar seu impacto na agilidade organizacional, pois o conhecimento do ambiente gerado pela inteligência de negócios é mais utilizado quando passa por um processo analítico, sistemático e baseado em regras do que quando passa por um processo baseado na experiência e na percepção. Ou seja, nesse cenário, a tomada de decisão racional converte os insumos fornecidos pela inteligência de negócios em respostas organizacionais mais precisas e ágeis.

Palavras-chave: inteligência de negócios; agilidade organizacional; tomada de decisão racional; tomada de decisão intuitiva; transformação digital.

* Autor para dirigir correspondencia.

Clasificación JEL: O32; M54.

Cómo citar: Gómez-Duque, L. Á., Daza-Tórres, J. D. y Arias-Peréz, J. (2023). Inteligencia de negocios y agilidad organizacional: ¿Son relevantes la toma de decisiones racional e intuitiva? *Estudios Gerenciales*, 39(167), 181-191. <https://doi.org/10.18046/j.estger.2023.167.5542>

DOI: <https://doi.org/10.18046/j.estger.2023.167.5542>

Recibido: 24-05-2022

Aceptado: 08-11-2022

Publicado: 30-06-2023

© 2023 Universidad ICESI. Published by Universidad Icesi, Colombia.

This is an open access article under the CC BY license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

1. Introducción

Una habilidad clave de los directivos es detectar señales de cambios en sus mercados antes de que las tendencias se vuelvan muy claras y la ventana de oportunidad se haya cerrado (Birkinshaw et al., 2022). La evolución tecnológica ha contribuido a que se obtengan mayores cantidades de información de diversas fuentes, lo cual crea la necesidad de modelos y sistemas que ayuden a un mejor procesamiento y aprovechamiento de los datos. Por ejemplo, reducir la incertidumbre en una crisis como la del coronavirus, en la cual, día a día, se bombardea con información ambigua, compleja y a menudo contradictoria, se ha vuelto un reto para las organizaciones (Khosravani et al., 2020).

La inteligencia de negocios deriva de esta problemática, y abarca diferentes actividades, procesos y tecnologías para recopilar, almacenar, analizar y difundir información, con el fin de mejorar la toma de decisiones (Candelo-Viáfara y Gonzáles-Campo, 2022; Wanda y Stian, 2015). Sin embargo, en un entorno complejo y dinámico, en el cual la información cambia constantemente, se necesita a su vez una respuesta rápida para ser competitivos, mantenerse vigentes y que esa gran inversión en recursos, esfuerzo y tiempo en la recopilación y análisis de la información se vea reflejado en beneficios (Şahin et al., 2017). Esto ha derivado en que varios autores consideren a la inteligencia de negocios como habilitador de la agilidad organizacional, que es la capacidad de detectar y responder a oportunidades y amenazas con facilidad, velocidad y destreza (Queiroz et al., 2018).

Estudios recientes han comprobado la relación positiva y directa que se presenta entre inteligencia de negocios y agilidad organizacional (Cheng et al., 2020). Esta relación en un entorno competitivo, dinámico e impredecible como en el que conviven las organizaciones —en el que detectar y responder más rápido a los cambios puede significar la supervivencia y la inversión en mejores herramientas para el análisis de la información en la búsqueda de ser más ágiles en la detección, toma de decisiones y actuación frente a las oportunidades y amenazas— se torna en una ventaja competitiva de gran relevancia (Sousa y Dias, 2020).

En teoría, se cuenta con un sistema armónico, en el cual, las organizaciones están aprovechando al máximo los grandes flujos de información para ser estratégicas y tácticas de una manera veloz. Sin embargo, algunos autores han visualizado otras variables que median o interactúan en esta relación, como la infraestructura de tecnologías de la información (Chen y Siau, 2012), el empoderamiento (Ghalichkhani y Hakkak, 2016) y la comunicación tecnológica (Park et al., 2017), así como las mediaciones en relaciones similares como la capacidad emocional (Arias-Pérez et al., 2021) y la inteligencia artificial (Vincent, 2021). Aunque no se ha

tenido en cuenta que en la transición de la información a la detección y posterior respuesta se debe pasar por un proceso de toma de decisiones de los directivos. Dentro del proceso, los tomadores de decisiones juegan con la dualidad entre tomar decisiones racionales, analíticas, sistemáticas y basadas en reglas o fundamentadas en la intuición, percepción de señales y patrones relevantes (Calabretta et al., 2017).

Los gerentes, al tomar decisiones, tienen una predominancia cognitiva, ya sea racional o intuitiva (Luoma y Martela, 2021); sin embargo, no hay consenso en la influencia positiva o negativa sobre la agilidad en las organizaciones. La toma de decisiones racional (TDR) se ha relacionado en mayor proporción con ser lenta y estructurada, lo que puede influir negativamente en los tiempos y la gestión de la incertidumbre, mientras que la toma de decisiones intuitiva (TDI) se percibe como rápida, creativa y adaptable, pero más ligada a la experiencia y percepción personal (Elbanna, 2006). No obstante, al aumentar la complejidad de la decisión, también aumenta la experiencia necesaria para la eficacia de la intuición (Luoma y Martela, 2021), lo que afecta la calidad de la decisión (Vincent, 2021) y presenta algunos sesgos como representatividad (similitudes con situaciones anteriores), disponibilidad (lo que se viene fácilmente a la mente) y anclaje (lo primero que se viene a la mente) (Akinci y Sadler-Smith, 2012).

Este propósito de encontrar formas que ayuden a maximizar el aprovechamiento de procesos basados en las tecnologías de la información (TI), como la inteligencia de negocios, es una de las prioridades estratégicas de las empresas, porque los estudios recientes muestran que solo el 30% de los proyectos de TI tienen un impacto real en los resultados de los negocios (Forth et al., 2020). En consecuencia, hay un alto riesgo de despilfarro de recursos, incluso de desmonte gradual de este tipo de iniciativas por su falta de efectividad. En este estudio se parte del supuesto de que los estilos de toma de decisiones pueden ser la clave para destrabar los beneficios de la inteligencia de negocios en la agilidad organizacional.

Por lo tanto, el objetivo del trabajo fue analizar la mediación de la TDR y la TDI en la relación entre inteligencia de negocios y agilidad organizacional, de manera independiente, para poder establecer la predominancia de cuál de los dos tipos de toma de decisiones tiene un efecto mayor. Además de establecer este efecto mayor, los objetivos específicos fueron identificar el impacto que tienen la TDR y la TDI en la relación entre inteligencia de negocios y agilidad organizacional. En línea con las posturas teóricas que se muestran a favor, se propone que ambos efectos serán positivos; es superior el efecto de lo racional al establecer un mejor proceso y estándares para el aprovechamiento de la información, que llevan a la detección y posterior respuesta de las oportunidades y amenazas de una mejor manera.

2. Marco teórico y desarrollo de hipótesis

2.1 Inteligencia de negocios y agilidad organizacional

La inteligencia de negocios (IN) se refiere a una categoría amplia de aplicaciones, tecnologías y procesos para recopilar, almacenar, acceder y analizar datos para ayudar a los usuarios a tomar mejores decisiones [Suša-Vugec et al., 2020; Watson, 2009]. Este sistema de información combina elementos tecnológicos y humanos que deben cumplir siete funcionalidades clave que son 1) proporcionar el acceso a diversas fuentes de información, 2) filtrar y descartar información irrelevante con base en reglas y criterios, 3) alertar a tiempo sobre hechos importantes, 4) conceder el acceso a datos relevantes y consistentes de manera oportuna, 5) permitir el análisis de diferentes escenarios y sus resultados, 6) ofrecer herramientas de visualización y 7) permitir el establecimiento de patrones, relaciones y tendencias de los datos que ayuden a detectar rápidamente las oportunidades y que minimicen las amenazas de la incertidumbre [Park et al., 2017].

La agilidad organizacional (AO) es la capacidad para detectar y responder a los cambios ambientales para aprovechar rápidamente las oportunidades del mercado por parte de las organizaciones [Tallon y Pinsonneault, 2011] y se divide en agilidad hacia el cliente, agilidad de operación y agilidad estratégica. La agilidad hacia el cliente se refiere a la capacidad de evaluar las necesidades y preferencias del usuario, la personalización de productos y la respuesta rápida y oportuna con ofertas de productos y servicios ante los cambios del competidor. La agilidad operativa se refiere a la capacidad de la empresa para agilizar los procesos y mejorar la velocidad del desarrollo de productos, la cadena de suministro y los procesos logísticos. La agilidad estratégica se refiere a la capacidad de una empresa para identificar e ingresar a nuevos mercados y redefinir el alcance de su negocio [Ravichandran, 2018].

IN es un precedente importante de la agilidad debido a su contribución a mejorar la capacidad de una organización para detectar cambios ambientales [Chen y Siau, 2012]. Esta detección se logra cuando se recopilan datos de diferentes fuentes y se pueden procesar grandes cantidades de información de manera oportuna, por lo que un mayor avance en técnicas, tecnologías y gobernanza para la recopilación, almacenamiento y analítica de datos permite aumentar la capacidad para responder a las preferencias cambiantes de los clientes [Park et al., 2017]. El conocimiento explícito generado ayuda a que las organizaciones mejoren la agilidad y aumenten la eficiencia en la asignación de recursos [Cheng et al., 2020]. Así mismo, IN origina alertas rápidas, que se convierten en un insumo clave para reaccionar a tiempo frente a acciones de la competencia, tales como lanzamientos de nuevos productos o servicios, variaciones de precios y acceso a nuevos mercados.

H1: La inteligencia de negocios tiene una influencia positiva en la agilidad organizacional.

2.2 TDR y TDI y su papel mediador entre IN y AO

La toma de decisiones se puede definir como un proceso cognitivo que identifica y determina la naturaleza de un problema u oportunidad de mejora existente y elige la mejor acción entre varias alternativas [Mulyono et al., 2021; Shahsavarani et al., 2015]. En este proceso, puede predominar la TDR, que se basa en un mecanismo analítico, sistemático, explícito y basado en reglas [Hodgkinson y Healey, 2011], o la TDI, que es un modo de procesamiento de información no secuencial, que comprende tanto elementos cognitivos como afectivos y resultados en el conocimiento directo o sin ningún uso de razonamientos conscientes [Sinclair y Ashkanasy, 2016]. Mientras que el estilo racional conlleva considerar una serie de escenarios y probabilidades alternativas para cada situación antes de tomar una decisión [Busari et al., 2017], el estilo intuitivo de toma de decisiones hace que se puedan percibir patrones, sentimientos y objetos en hechos aparentemente inconexos como una conciencia repentina de información [Ritter y Dijksterhuis, 2014].

Los grandes volúmenes, la variedad y el aumento en la velocidad de los datos han generado la esperanza de tomar decisiones mejor informadas, que utilicen evidencia y hechos [Power et al., 2019]. IN se refiere a la capacidad organizativa de capturar información interna y externa y convertirla en conocimiento. Esto repercute en una respuesta más ágil de la empresa hacia los cambios y necesidades por su contribución de comprender los numerosos elementos ambientales y su interconexión [Bag et al., 2021]. Sin embargo, ni la respuesta ágil ni los conocimientos analíticos relevantes surgen automáticamente de la aplicación mecánica de la herramienta de análisis a los datos [Sharma et al., 2014], estos deben pasar por la dirección o los mandos medios, en los que puede predominar la TDR o la TDI.

La predominancia del proceso racional juega un papel clave para que la información recolectada desde IN pueda generar respuestas acertadas y ágiles, lo que muchas veces no sucede al no tener clara la utilidad de los datos [Kohtamäki, 2017]. Mediante el proceso racional y metodológico que hace uso intensivo de la información [Bag et al., 2021], se propicia una búsqueda proactiva para identificar problemas y oportunidades, y se analiza de manera exhaustiva la aplicación de un proceso para la toma de decisiones con base en criterios objetivos y análisis sistemáticos [Goll y Rasheed, 2005]. Esto evita los sesgos cognitivos [Power et al., 2019] y permite que el conocimiento asimilado se utilice para desarrollar mecanismos que conlleven mejores respuestas y más rápidas al cambio [Kuiliboer et al., 2016].

H2: La TDR media la relación entre la inteligencia de los negocios y la agilidad organizacional.

Por otro lado, los procesos de decisión predominantemente intuitivos pueden aprovechar elementos como las alertas oportunas sobre hechos importantes de diversas fuentes de información dadas desde IN, para reaccionar de manera rápida sin hacer mayores consideraciones (Khatri y Ng, 2000). Tampoco necesita entrar a procesos estructurados, así, responde de manera oportuna a los cambios en el entorno y reacciona a los cambios de los competidores y de los proveedores (Dayan y Elbanna, 2011), lo cual es importante en entornos inestables, con un alto nivel de incertidumbre y presión de tiempo (Burke y Miller, 1999). Adicional a esto, la intuición permite reconocer los patrones, relaciones y tendencias adicionales a los que genera IN con base en la experiencia y reaccionar de una manera ágil (Julmi, 2019). Esto permite que los tomadores de decisiones hagan juicios holísticos al tener en cuenta diferentes aspectos que no se pueden combinar usando métodos analíticos (Vincent, 2021).

H3: La TDI media la relación entre la inteligencia de los negocios y la agilidad organizacional.

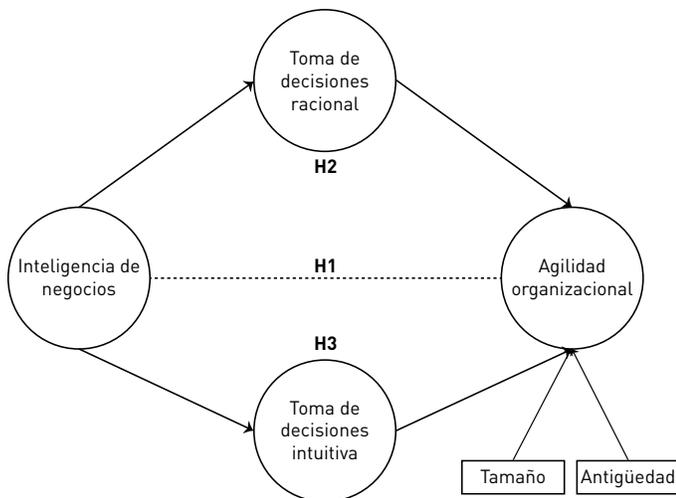


Figura 1. Modelo de investigación.
Fuente: elaboración propia.

3. Metodología

3.1 Muestra y recolección de datos

El modelo (figura 1) fue testeado en una muestra de empresas manufactureras y de servicios de sectores intensivos en conocimiento (Eurostat, 2009), ubicadas en Colombia, con más de tres años de antigüedad en el mercado y más de diez empleados. Se seleccionó en su mayoría a tomadores de decisiones de cargos directivos (nivel estratégico) y ejecutivos (nivel táctico) que tuvieran relación con la inteligencia de negocios.

Las personas con el perfil anterior fueron contactadas directamente mediante la red profesional LinkedIn® y se les envió la encuesta en línea. Al final del ejercicio, se

recolectaron 181 encuestas válidas durante el segundo semestre del año 2020. Se utilizó el método R-cuadrado mínimo para estimar un tamaño muestral que garantizara un poder estadístico satisfactorio por encima del 80% ($p < 0,05$) coeficiente de trayectoria estadísticamente significativo (Kock y Hadaya, 2018).

3.2 Escalas de medición

Para medir la inteligencia de negocios, se adaptó la escala propuesta por Park et al. (2017); respecto a la agilidad organizacional, se utilizó la escala propuesta por Tallon y Pinsonneault (2011). Para medir la intuición, se combinó la escala de Dayan y Elbanna (2011) y la escala de Khatri y Ng (2000); en la racionalidad, se combinó la escala propuesta por Deligianni et al. (2016) y la establecida por Matzler et al. (2014). Para todas las preguntas del instrumento de medición, se utilizó una escala de Likert que va desde totalmente en desacuerdo (1) a totalmente de acuerdo (5) (ver anexo 1).

Las variables de control incluidas en el modelo son la antigüedad de la organización y el tamaño del personal que han sido consideradas en estudios previos sobre AO como variable dependiente (Cepeda y Arias-Pérez, 2019; Gao et al., 2020; H. Mao et al., 2014). La antigüedad se incorporó como el logaritmo natural del número total de años de vida de la empresa y el tamaño se incorporó como el logaritmo natural del número total de personal de la organización. Su uso es importante para descartar explicaciones alternativas de los hallazgos.

3.3 Confiabilidad y validez

Para el análisis metodológico se utilizó el modelo de ecuaciones estructurales por el método de los mínimos cuadrados parciales, que permite testear con mayor facilidad relaciones entre distintos constructos (Hair et al., 2020). Las ecuaciones estructurales por el método de los mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM) son una familia de técnicas estadísticas con capacidad para modelar variables latentes como lo son IN, TDR, TDI y AO (Hair et al., 2020). Algunas de las ventajas de SEM son el hecho de permitir testear modelos teóricos para una mejor comprensión de la realidad y de los complejos fenómenos observados, y determinar en qué medida los datos apoyan un modelo teórico de múltiples relaciones de dependencia entre variables, lo cual es importante en este caso para comprobar los posibles efectos mediadores (Henseler et al., 2016). Además, permiten estimar modelos complejos con muchas variables latentes e indicadores con facilidad y también enfatizar la predicción en la estimación de modelos estadísticos, cuyas estructuras están diseñadas para proporcionar explicaciones causales (Hair et al., 2019).

Para asegurar la fiabilidad de cada una de las variables observadas o ítems que se muestran en el anexo 1, se debe garantizar una carga mayor o igual a 0,7 o no

menor a 0,6 (Hair et al., 2020). Como se puede ver en la tabla 1, todas las cargas son mayores a 0,6, lo que garantiza la validez y fiabilidad en las medidas de todos los constructos y sus respectivos indicadores.

Para conocer la fiabilidad de las variables latentes, se verificó en todos los constructos los índices de alfa de Cronbach (AC) y Dijkstra-Henseler (Rho_A) mayores a 0,7, así como una confiabilidad compuesta (CC) entre el rango de 0,6 a 0,9 como medida de consistencia interna de los constructos. Finalmente, para evaluar la consistencia interna del modelo, se debe analizar la validez convergente. Se consideró que la varianza media extraída (AVE) fuera superior a 0,5, lo que significa que más del 50% de la varianza del constructo se debe a sus indicadores y están altamente correlacionados (Hair et al., 2020) (tabla 1).

Debido a que los sesgos por varianza del método común (VME) pueden tener efectos potencialmente graves en los resultados de la investigación, es importante comprender sus fuentes y cuándo es especialmente probable que sean un problema, por tal motivo se realiza

la prueba simple del factor único de Harman (Podsakoff et al., 2003). El resultado de la prueba indica que la varianza explicada por el primer factor es de 22,98%, la probabilidad de que haya sesgo por el instrumento de medida es muy baja (Kock, 2021).

3.4 Validez discriminante

Para conocer el grado de diferencia de cada variable latente (VL) con las demás VL del modelo, se mide la validez discriminante, para esto se verificó que el índice de AVE fuera mayor que las correlaciones del constructo al cuadrado (Fornell-Larcker) (Hair et al., 2019). También se confirmó la validez discriminante por el método Heterotrait-Monotrait ratio (HTMT), esta es una estimación de la correlación de factores para discriminar claramente entre dos factores (Henseler et al., 2016). Las correlaciones estaban por debajo del umbral de 0,85 (Hair et al., 2019). En la tabla 2 se puede ver cómo el modelo propuesto cumple con la validez discriminante.

Tabla 1. Confiabilidad y validez.

Constructo	Cargas	AC	Rho_a	CC	VME
1. Inteligencia de negocios		0.93	0.93	0.94	0.66
B1	0.81*				
B2	0.75*				
B3	0.83*				
B4	0.85*				
B5	0.86*				
B6	0.82*				
B7	0.70*				
B8	0.85*				
2. Agilidad organizacional		0.77	0.78	0.85	0.52
A01	0.79*				
A02	0.71*				
A03	0.65*				
A04	0.75*				
A05	0.71*				
3. Toma de decisiones racional		0.91	0.91	0.93	0.65
RDM1	0.72*				
RDM2	0.80*				
RDM3	0.78*				
RDM4	0.88*				
RDM5	0.81*				
RDM6	0.85*				
RDM7	0.79*				
4. Toma de decisiones intuitiva		0.79	0.79	0.85	0.54
IDM1	0.83*				
IDM2	0.77*				
IDM3	0.71*				
IDM4	0.83*				
IDM5	0.81*				
IDM6	0.64*				

*p < 0,001

Fuente: elaboración propia.

Tabla 2. Validez discriminante.

Constructos	Fornell-Larcker				HTMT			
	1	2	3	4	1	2	3	4
1. Agilidad organizacional	0.72							
2. Inteligencia de negocios	0.45	0.81			0.52			
3. Toma de decisiones intuitivo	-0.01	0.01	0.74		0.14	0.07		
4. Toma de decisiones racional	0.56	0.55	-0.27	0.80	0.66	0.59	0.33	

Fuente: elaboración propia.

3.5 Prueba del efecto mediador

Se utilizaron ecuaciones estructurales mediante el método de mínimos parciales para obtener un intervalo de confianza del 95% y los valores T de los coeficientes en las diferentes trayectorias a partir del remuestreo de 5000 submuestras (Cepeda-Carrion et al., 2019; Hair et al., 2020). Respecto al efecto mediador de la TDI y la TDR, se siguió el procedimiento utilizado en Zhao et al. (2010), para evaluar la significancia estadística de los efectos indirectos.

4. Resultados

En el modelo 1 se incluyeron solo las variables de control sobre la variable dependiente. En el modelo 2 se incluyeron todos los efectos, así como las variables de control (tabla 3). La valoración del modelo estructural es fundamental para determinar si la varianza de la variable endógena (AO) es explicada por los constructos que la predicen (IN, TDR y TDI).

En el caso del modelo directo (modelo 2), los resultados muestran que IN tiene un efecto positivo y significativo que influencia en la AO ($\beta = 0,24$); por lo tanto, se acepta H1. En cuanto al modelo mediado por la TDR, se presenta un efecto positivo y es significativo ($\beta = 0,25$); por lo tanto, se acepta H2. El modelo mediado por la TDI no es significativo ($\beta = 0,001$), por lo cual no se acepta H3. Cuando se analizan los efectos directos de H3, se encuentra que tanto $IN \rightarrow TDI$ como $TDI \rightarrow AO$ presentan un efecto poco significativo, aunque $TDI \rightarrow AO$ tiene un efecto mayor.

También se analizó el tamaño del efecto (f^2) para ver la contribución de cada constructo independiente del modelo. Los valores de tamaño del efecto f^2 muestran que en las relaciones directas entre $IN \rightarrow TDR$ hay un efecto grande (0,44); entre $TDR \rightarrow AO$, un efecto medio (0,21); entre $IN \rightarrow AO$, un efecto pequeño (0,06), y entre $TDI \rightarrow AO$, $IN \rightarrow TDI$, dos efectos por debajo del rango (0,01; 0,00) [Cohen, 1988].

Para evaluar el poder predictivo del modelo 2, en primera instancia se utilizó el coeficiente de determinación (R^2); el modelo 2 explica el 40% de la varianza de AO y el 38% cuando se tiene en cuenta el R^2 ajustado. Por lo anterior, se puede establecer que el poder

predictivo está por encima del nivel bajo (0,25) y cercano al moderado (0,50) (Hair et al., 2020). Para evaluar el poder predictivo del modelo por fuera de la muestra, se procedió a calcular el valor de Q^2 mediante Blinfoling: el valor presentado está por encima de 0 (0,19), lo que implica que tiene relevancia predictiva, pero no alcanza a superar el umbral de 0,25 para representar una relevancia predictiva media (Hair et al., 2020).

Para identificar si la mediación de la TDR es parcial o total, se calculó la varianza explicada o la VAF, y esto permitió establecer la magnitud de un efecto indirecto respecto al total, que en este caso es del 37%, lo que indica que la mediación es parcial (Hair et al., 2021). Esto deriva en que IN requiere parcialmente de la TDR para tener efecto en la agilidad organizacional cuando la racionalidad entra a mediar, como se muestra en la tabla 3.

Tabla 3. Resultados ecuaciones estructurales.

Constructos	Modelo 1 (β)	Modelo 2 (β)	Modelo 2 (f^2)
Efectos directos			
H1: $IN \rightarrow AO$		0.24**	0.06
$IN \rightarrow TDR$		0.55***	0.44
$IN \rightarrow TDI$		0.01	0.00
$TDR \rightarrow AO$		0.46***	0.21
$TDI \rightarrow AO$		0.10	0.01
Efectos mediadores			
H2: $IN \rightarrow TDR \rightarrow AO$		0.25***	
H3: $IN \rightarrow TDI \rightarrow AO$		0.00	
Variables de control			
Antigüedad $\rightarrow AO$	0.09	0.13*	
Tamaño $\rightarrow AO$	-0.12	-0.12	
R^2	0.03	0.40	
R^2 ajustado	0.02	0.38	
Q^2	0.01	0.19	

Nota: *** $p < 0,001$, ** $p < 0,01$, * $p < 0,05$

Fuente: elaboración propia.

5. Discusión

Los resultados confirman que hay un efecto positivo de la inteligencia de negocios en la agilidad organizacional,

este hallazgo coincide con estudios previos (Chen y Siau, 2012; Cheng et al., 2020; GhalichKhani y Hakkak, 2016). Se corrobora así que uno de los roles centrales para asegurar la agilidad organizacional debe asignarse a las actividades de IN, puesto que su tarea principal es monitorear el entorno y detectar problemas importantes con el apoyo posterior para respuestas bien informadas (Skyrius y Valentukevičė, 2020). Sin embargo, los resultados más interesantes fueron que la TDR mediara de una forma parcial entre IN y AO, pero que la TDI no lo hiciera contrario a las suposiciones de este trabajo y a los trabajos previos que así lo confirmaban.

Que la mediación del proceso racional represente el 37% del efecto total de IN en AO puede ser de gran valor para las organizaciones. Entender la importancia de establecer procesos racionales de toma de decisiones, ya sean automatizados ante eventos repetitivos (Houghton et al., 2008) o basados completamente en evidencia, hace que la desviación de un ideal racional como la intuición disminuya la efectividad de las decisiones por factores como el sesgo, la obsolescencia del conocimiento y otras distorsiones (Francioni y Clark, 2020). Esto también se ve representado en que la mayoría de las organizaciones que adoptaron IN informaron dificultades para lograr ventajas competitivas, en gran parte debido a que no actuaron sobre la base de los conocimientos proporcionados (Ransbotham et al., 2016).

Un ejemplo práctico y en línea con los hallazgos se evidencia en que Google, una de las empresas más icónicas y prominentes de la era digital, define su toma de decisiones como impulsada por los datos. En las reuniones en Google no se tiene en cuenta el instinto sobre algo, se necesita tener los datos, lo que se convierte en un principio clave de lo que ha hecho la toma de decisiones realmente exitosa (Kohtamäki, 2017). Esto puede contribuir no solo a que las organizaciones se preocupen cada vez más por tener sistemas de información eficientes, sino que lo hagan en la implementación de procesos de toma de decisiones basados en hechos e impulsados por datos utilizando IN como una base para la innovación y la agilidad (Davenport et al., 2012; Y. Mao y Quan, 2015). Esta toma de decisiones basada en datos puede agregar un 4% a la productividad de la organización y un 6% a la rentabilidad (Brynjolfsson et al., 2011).

Este resultado confirma que un mayor aprovechamiento de la inteligencia de negocios depende de la articulación con otras variables organizacionales, en este caso con la TDR, como lo indican los resultados. Este hallazgo representa para las empresas una alternativa de solución para aumentar la tasa de éxito de los proyectos basados en TI, como la inteligencia de negocios que infortunadamente no supera el 30% cuando se mide su impacto real en los resultados de los negocios (Forth et al., 2020). En concreto, la TDR aumenta la efectividad de la inteligencia de negocios y por esa vía reduce el riesgo de fracaso y de despilfarro de recursos.

6. Conclusiones

Los resultados de este estudio contribuyen a la literatura de varias maneras. En primer lugar, contrario a las sospechas iniciales y a lo establecido por la mayoría de autores, la intuición no tiene un efecto positivo para mejorar aspectos de la agilidad en relaciones que impliquen inteligencia de negocios (Francioni y Clark, 2020; Luoma y Martela, 2021; Vincent, 2021). Este trabajo confirma la postura de que elementos como los sesgos cognitivos, la información parcial y la dependencia hacia la experiencia y el juicio de los tomadores de decisiones repercuten negativamente en la agilidad (Power et al., 2019), y terminan haciendo de la intuición un proceso que no aprovecha adecuadamente las características más importantes de la inteligencia de negocios como lo son la asimilación, transformación y explotación de los nuevos conocimientos (Božič y Dimovski, 2019).

En contraste, la sospecha sobre la TDR fue cierta y tiene una mediación positiva en la relación entre la inteligencia de negocios y la agilidad organizacional, contraria a la percepción en la literatura de que al ser lenta y estructurada no contribuía a la agilidad (Bhui et al., 2021; Julmi, 2019; Mulyono et al., 2021). Este es un hallazgo valioso al demostrar que la inteligencia de negocios necesita apoyarse en procesos racionales para potenciar su incidencia en la agilidad, algo que no se había considerado previamente y que permite que las grandes inversiones que realizan las organizaciones para actividades de IN, que en ocasiones pueden ser inútiles, incluso perjudiciales al no incorporar los datos en la toma de decisiones complejas (Işik et al., 2013), realmente permitan detectar y responder a las oportunidades y amenazas con facilidad, velocidad y destreza (Queiroz et al., 2018).

El mayor valor de este estudio es poder establecer un modelo para que las organizaciones sean ágiles y eficientes en la detección y respuesta de las oportunidades y amenazas del mercado, mediante el establecimiento de procesos y métodos de inteligencia de negocios que desarrollen información útil y que permitan establecer el comportamiento de sus competidores, proveedores, clientes, tecnologías, adquisiciones, mercados, productos y servicios, y del entorno empresarial general, con cierto grado de certeza (Caseiro y Coelho, 2019).

En cuanto a las implicaciones prácticas, esta relación se potencia si en la empresa se generan criterios de decisión basados en la evidencia, el argumento lógico y el razonamiento; además, si se aprovecha todo el conocimiento generado por la inteligencia de negocios y se establecen procesos que incluyan identificar y diagnosticar problemas, generar, evaluar y elegir la mejor alternativa, implementar las decisiones y evaluar los resultados (Ain et al., 2019), como lo hace la TDR.

Además del establecimiento del proceso, las organizaciones deben preocuparse por facilitar e integrar

metodologías y herramientas entre los directivos que promuevan este enfoque lógico. En primera instancia, según el modelo propuesto, se deben adoptar metodologías como Hefesto V3 que potencien la inteligencia de negocios, esto con el fin de tener un *data warehouse* (almacén de datos) que extraiga, transforme, consolide e integre los datos internos y externos para que la organización tenga un conocimiento oportuno, relevante, útil, adaptado al contexto y que genere valor (Bernabeu y García, 2017). También son importantes los sistemas de soporte a las decisiones que apoyados en estos datos agreguen valor mediante el control organizacional, una mayor eficiencia del personal y eficacia en la resolución de problemas (Alasiri y Salameh, 2020).

Una de las principales limitaciones es que el modelo de hipótesis fue probado en empresas que disponen de sistemas de información estructurados, por lo que en organizaciones en las que los tomadores de decisiones no cuentan con herramientas de inteligencia de negocios o información limitada para un correcto análisis racional, variables como la intuición pueden ser un apoyo importante. Otra de las limitaciones es el desarrollo del estudio en el ámbito colombiano que, según el índice de preparación de la red, ocupa una posición intermedia en términos de uso de tecnología característico de países emergentes (Dutta y Lanvin, 2021). Esto dificulta generalizar el resultado a países desarrollados de alta tecnología que se han transformado digitalmente de una manera acelerada.

También sería importante visualizar el efecto de integrar variables como la incertidumbre (Y. Mao y Quan, 2015) la turbulencia (Darvishmotevali et al., 2020) o las capacidades dinámicas (Baloch et al., 2018) en entornos de cambios acelerados que también pueden favorecer la intuición como un complemento importante. Esto debido a las reglas simples que las personas usan para tomar una decisión rápida en entornos inciertos y para reducir la complejidad de la tarea de evaluar probabilidades y resultados esperados (Cristofaro, 2017).

Así mismo, efectos como el de la COVID-19, que impulsó la digitalización de las economías emergentes varios años (Dutta y Lanvin, 2021), hace que sea importante revisar cómo interactúan la TDR y la TDI y la agilidad organizacional con nuevas tecnologías más avanzadas que IN. También es importante establecer si elementos como la inteligencia artificial y robótica (Arias-Pérez y Vélez-Jaramillo, 2022) o el machine learning (Irabor-Ighedosa, 2021) siguen dependiendo del factor humano, pasando por un proceso ya sea racional o intuitivo, o si hay una tendencia hacia la automatización casi en su totalidad para responder más rápido y de manera eficiente a las amenazas y oportunidades del mercado.

Conflicto de intereses

Los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses.

Referencias

- Ain, N. U., Vaia, G., DeLone, W. H. y Waheed, M. (2019). Two decades of research on business intelligence system adoption, utilization and success. A systematic literature review. *Decision Support Systems*, 125, 1-37. <https://doi.org/10.1016/J.DSS.2019.113113>
- Akinci, C. y Sadler-Smith, E. (2012). Intuition in management research: A historical review. *International Journal of Management Reviews*, 14(1), 104-122. <https://doi.org/10.1111/J.1468-2370.2011.00313.X>
- Alasiri, M. M. y Salameh, A. A. (2020). The impact of business intelligence (BI) and decision support systems (DSS): Exploratory study. *International Journal of Management*, 11(5), 1-17. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3631747
- Arias-Pérez, J., Alegre, J. y Villar, C. (2021). Uncovering the role of competitor orientation and emotional capability in enhancing innovation performance. *International Journal of Organizational Analysis*, 29, 1-12. <https://doi.org/10.1108/IJOA-10-2020-2463>
- Arias-Pérez, J. y Vélez-Jaramillo, J. (2022). Understanding knowledge hiding under technological turbulence caused by artificial intelligence and robotics. *Journal of Knowledge Management*, 26(6), 1476-1491. <https://doi.org/10.1108/JKM-01-2021-0058>
- Bag, S., Gupta, S., Kumar, A. y Sivarajah, U. (2021). An integrated artificial intelligence framework for knowledge creation and B2B marketing rational decision making for improving firm performance. *Industrial Marketing Management*, 92, 178-189. <https://doi.org/10.1016/J.INDMARMAN.2020.12.001>
- Baloch, M. A., Meng, F. y Bari, M. W. (2018). Moderated mediation between IT capability and organizational agility. *Human Systems Management*, 37(2), 195-206. <https://doi.org/10.3233/HSM-17150>
- Bernabeu, D. y García, M. (2017). Hefesto Data Warehousing V3. Córdoba. <https://trojanx.com/Hefesto/>
- Bhui, R., Lai, L. y Gershman, S. J. (2021). Resource-rational decision making. *Current Opinion in Behavioral Sciences*, 41, 15-21. <https://doi.org/10.1016/J.COBEHA.2021.02.015>
- Birkinshaw, J., Malnight, T. W. y Buche, I. (2022). Adapting to digital disruption. *Harvard Business Review*, 1-22. <https://www.hbsp.harvard.edu/product/R2201B-PDF-ENG>
- Božič, K. y Dimovski, V. (2019). Business intelligence and analytics use, innovation ambidexterity, and firm performance: A dynamic capabilities perspective. *The Journal of Strategic Information Systems*, 28(4), 1-20. <https://doi.org/10.1016/J.JSIS.2019.101578>
- Brynjolfsson, E., Hitt, L. y Kim, H. (2011). Strength in numbers: How does data-driven decisionmaking affect firm performance? *International Conference on Information Systems 2011*, 1, 541-558. <https://doi.org/10.2139/SSRN.1819486>
- Burke, L. A. y Miller, M. K. (1999). Taking the mystery out of intuitive decision making. *Academy of Management Perspectives*, 13(4), 91-98. <https://doi.org/10.5465/AME.1999.2570557>
- Busari, A. H., Mughal, Y. H., Khan, S. N., Rasool, S. y Kiyani, A. A. (2017). Analytical cognitive style moderation on promotion and turnover intention. *Journal of Management Development*, 36(3), 438-464. <https://doi.org/10.1108/JMD-12-2015-0184>
- Catlabretta, G., Genser, G. y Wijnberg, N. M. (2017). The interplay between intuition and rationality in strategic decision making: A paradox perspective. *Organization Studies*, 38(3-4), 365-401. <https://doi.org/10.1177/0170840616655483>
- Candelo-Viáfara, J. M. y González-Campo, C. (2022). Efecto de la incertidumbre en las organizaciones del mercado accionario: una herramienta para la toma de decisiones y la inteligencia organizacional. *Estudios Gerenciales*, 38(162), 57-68. <https://doi.org/10.18046/J.ESTGER.2022.162.4689>
- Caseiro, N. y Coelho, A. (2019). The influence of Business Intelligence capacity, network learning and innovativeness on startups performance. *Journal of Innovation & Knowledge*, 4(3), 139-145. <https://doi.org/10.1016/J.JIK.2018.03.009>
- Cepeda, J. y Arias-Pérez, J. (2019). Information technology capabilities and organizational agility: The mediating effects of open innovation capabilities. *Multinational Business Review*, 27(2), 198-216. <https://doi.org/10.1108/MBR-11-2017-0088>

- Cepeda-Carrion, G., Cegarra-Navarro, J. G. y Cillo, V. (2019). Tips to use partial least squares structural equation modelling (PLS-SEM) in knowledge management. *Journal of Knowledge Management*, 23(1), 67-89. <https://doi.org/10.1108/JKM-05-2018-0322>
- Chen, X. y Siau, K. (2012). Effect of business intelligence and IT infrastructure flexibility on organizational agility. *Proceedings of International Conference on Information Systems*. Academic Press. [http://refhub.elsevier.com/S0963-8687\(16\)30087-7/h0135](http://refhub.elsevier.com/S0963-8687(16)30087-7/h0135)
- Cheng, C., Zhong, H. y Cao, L. (2020). Facilitating speed of internationalization: The roles of business intelligence and organizational agility. *Journal of Business Research*, 110, 95-103. <https://doi.org/10.1016/J.JBUSRES.2020.01.003>
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. Lawrence Erlbaum Associates. <https://doi.org/10.4324/9780203771587>
- Cristofaro, M. (2017). Reducing biases of decision-making processes in complex organizations. *Management Research Review*, 40(3), 270-291. <https://doi.org/10.1108/MRR-03-2016-0054>
- Darvishmotevali, M., Altinay, L. y Köseoglu, M. A. (2020). The link between environmental uncertainty, organizational agility, and organizational creativity in the hotel industry. *International Journal of Hospitality Management*, 87, 1-9. <https://doi.org/10.1016/J.IJHM.2020.102499>
- Davenport, T., Barth, P. y Bean, R. (2012). How "Big Data" is Different. *MIT Sloan Management Review*, 54(1), 43-46. https://www.hbs.edu/ris/Publication%20Files/SMR-How-Big-Data-Is-Different_782ad61f-8e5f-4b1e-b79f-83f33c903455.pdf
- Dayan, M. y Elbanna, S. (2011). Antecedents of team intuition and its impact on the success of new product development projects. *Journal of Product Innovation Management*, 28(1), 159-174. <https://doi.org/10.1111/J.1540-5885.2011.00868.X>
- Deligianni, I., Dimitratos, P., Petrou, A. y Aharoni, Y. (2016). Entrepreneurial orientation and international performance: The moderating effect of decision-making rationality. *Journal of Small Business Management*, 54(2), 462-480. <https://doi.org/10.1111/JSBM.12152>
- Dutta, S. y Lanvin, B. (2021). *The Network Readiness Index 2021*. <https://networkreadinessindex.org/>
- Elbanna, S. (2006). Strategic decision-making: Process perspectives. *International Journal of Management Reviews*, 8(1), 1-20. <https://doi.org/10.1111/J.1468-2370.2006.00118.X>
- Eurostat (2009). *High-technology and knowledge based services, aggregations based on NACE Rev. 2*. https://ec.europa.eu/eurostat/cache/metadata/Annexes/htec_esms_an3.pdf
- Forth, P., Reichert, T., de Laubier, R. y Chakraborty, S. (2020). *Flipping the Odds of Digital Transformation Success*. Boston Consulting Group. <https://www.bcg.com/publications/2020/increasing-odds-of-success-in-digital-transformation>
- Francioni, B. y Clark, K. D. (2020). The mediating role of speed in the global sourcing decision process. *Journal of Purchasing and Supply Management*, 26(2), 1-11. <https://doi.org/10.1016/J.PURSUP.2020.100609>
- Gao, P., Zhang, J., Gong, Y. y Li, H. (2020). Effects of technical IT capabilities on organizational agility: The moderating role of IT business spanning capability. *Industrial Management and Data Systems*, 120(5), 941-961. <https://doi.org/10.1108/IMDS-08-2019-0433>
- Ghalichkhani, R. D. y Hakkak, M. (2016). A model for measuring the direct and indirect impact of business intelligence on organizational agility with partial mediatory role of empowerment (Case Study: Tehran Construction Engineering Organization [TCEO] and ETKA Organization Industries.co). *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 230, 413-421. <https://doi.org/10.1016/J.SBSPRO.2016.09.052>
- Goll, I. y Rasheed, A. A. (2005). The relationships between top management demographic characteristics, Rational decision making, environmental munificence, and firm performance. *Organization Studies*, 26(7), 999-1023. <https://doi.org/10.1177/0170840605053538>
- Hair, J. F., Howard, M. C. y Nitzl, C. (2020). Assessing measurement model quality in PLS-SEM using confirmatory composite analysis. *Journal of Business Research*, 109, 101-110. <https://doi.org/10.1016/J.JBUSRES.2019.11.069>
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M. y Sarstedt, M. (2021). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)*. Sage publications. <https://us.sagepub.com/en-us/nam/a-primer-on-partial-least-squares-structural-equation-modeling-pls-sem/book244583>
- Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M. y Ringle, C. M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European Business Review*, 31(1), 2-24. <https://doi.org/10.1108/EBR-11-2018-0203>
- Henseler, J., Hubona, G. y Ray, P. A. (2016). Using PLS path modeling in new technology research: Updated guidelines. *Industrial Management and Data Systems*, 116(1), 2-20. <https://doi.org/10.1108/IMDS-09-2015-0382>
- Hodgkinson, G. P. y Healey, M. P. (2011). Psychological foundations of dynamic capabilities: Reflexion and reflection in strategic management. *Strategic Management Journal*, 32(13), 1500-1516. <https://doi.org/10.1002/SMJ.964>
- Houghton, R., Sawy, O. el, Gray, P., Donegan, C. y Joshi, A. (2008). Vigilant information systems for managing enterprises in dynamic supply chains: Real-time dashboards at western digital. *MIS Quarterly Executive*, 3(1), 19-35. <https://aisel.aisnet.org/misqe/vol3/iss1/4>
- Irabor-Ighedosa, J. O. (2021). Machine learning and organizational agility in telecommunication on companies in Nigeria. *Innovative Journal of Social Science, Arts and Management*, 9(1), 73-80. <https://bwjournal.org/index.php/bsjournal/article/view/457>
- İşik, Ö., Jones, M. C. y Sidorova, A. (2013). Business intelligence success: The roles of BI capabilities and decision environments. *Information & Management*, 50(1), 13-23. <https://doi.org/10.1016/J.IM.2012.12.001>
- Julmi, C. (2019). When rational decision-making becomes irrational: A critical assessment and re-conceptualization of intuition effectiveness. *Business Research*, 12(1), 291-314. <https://doi.org/10.1007/S40685-019-0096-4>
- Khatri, N. y Ng, H. A. (2000). The role of intuition in strategic decision making. *Human Relations*, 53(1), 57-86. <https://doi.org/10.1177/0018726700531004>
- Khosravani, H., Rajendram, P., Notario, L., Chapman, M. G. y Menon, B. K. (2020). Protected code stroke: Hyperacute stroke management during the coronavirus disease 2019 (COVID-19) pandemic. *Stroke*, 51(6), 1891-1895. <https://doi.org/10.1161/STROKEAHA.120.029838>
- Kock, N. (2021). Harman's single factor test in PLS-SEM: Checking for common method bias. *Data Analysis Perspectives Journal*, 2(2), 1-6. https://scriptwarp.com/dapj/2021_DAPJ_2_2/Kock_2021_DAPJ_2_2_HarmansCMBTest.pdf
- Kock, N. y Hadaya, P. (2018). Minimum sample size estimation in PLS-SEM: The inverse square root and gamma-exponential methods. *Information Systems Journal*, 28(1), 227-261. <https://doi.org/10.1111/ISJ.12131>
- Kohtamäki, M. (2017). Strategic agility—Integrating business intelligence with strategy. In *Real-time Strategy and Business Intelligence* (pp. 11-37). Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-54846-3>
- Kuilboer, J.-P., Russ, H. y Ashrafi, N. (2016). *Business intelligence as an enabler of organizational agility*. University of Massachusetts Boston. <https://silo.tips/download/business-intelligence-as-an-enabler-of-organizational-agility>
- Luoma, J. y Martela, F. (2021). A dual-processing view of three cognitive strategies in strategic decision making: Intuition, analytic reasoning, and reframing. *Long Range Planning*, 54(3), 1-15. <https://doi.org/10.1016/J.LRP.2020.102065>
- Mao, H., Liu, S. y Zhang, J. (2014). How the effects of IT and knowledge capability on organizational agility are contingent on environmental uncertainty and information intensity. *Information Development*, 31(4), 358-382. <https://doi.org/10.1177/0266666913518059>

- Mao, Y. y Quan, J. (2015). IT enabled organizational agility: Evidence from Chinese firms. *Journal of Organizational and End User Computing*, 27(4), 1-24. <https://doi.org/10.4018/JOEUC.2015100101>
- Matzler, K., Uzelac, B. y Bauer, F. (2014). The role of intuition and deliberation for exploration and exploitation success. *Creativity and Innovation Management*, 23(3), 252-263. <https://doi.org/10.1111/CAIM.12065>
- Mulyono, H., Purba, N., Hadian, A., Syamsuri, Abd. R. y Hasibuan, Mhd. Z. (2021). Decision-making culture in organizations. *Proceedings of the First International Conference on Science, Technology, Engineering and Industrial Revolution*, 536, 227-231. <https://doi.org/10.2991/ASSEHR.K.210312.035>
- Park, Y., Sawy, O. A. el, Fiss, P., Park, Y., Sawy, E., Fiss, O. A. y Fiss, P. C. (2017). The role of business intelligence and communication technologies in organizational agility: A configurational approach. *Journal of the Association for Information Systems*, 18(9), 648-486. <https://doi.org/10.17705/1jais.00467>
- Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Lee, J. Y. y Podsakoff, N. P. (2003). Common method biases in behavioral research: A critical review of the literature and recommended remedies. *The Journal of Applied Psychology*, 88(5), 879-903. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.88.5.879>
- Power, D. J., Cyphert, D. y Roth, R. M. (2019). Analytics, bias, and evidence: the quest for rational decision making. *Journal of Decision Systems*, 28(2), 120-137. <https://doi.org/10.1080/12460125.2019.1623534>
- Queiroz, M., Tallon, P. P., Sharma, R. y Coltman, T. (2018). The role of IT application orchestration capability in improving agility and performance. *The Journal of Strategic Information Systems*, 27(1), 4-21. <https://doi.org/10.1016/J.JSIS.2017.10.002>
- Ransbotham, S., Kiron, D. y Prentice, P. K. (2016). Beyond the hype: The hard work behind analytics success. *MIT Sloan Management Review*, 57(3). <https://sloanreview.mit.edu/projects/the-hard-work-behind-data-analytics-strategy/>
- Ravichandran, T. (2018). Exploring the relationships between IT competence, innovation capacity and organizational agility. *The Journal of Strategic Information Systems*, 27(1), 22-42. <https://doi.org/10.1016/J.JSIS.2017.07.002>
- Ritter, S. M. y Dijksterhuis, A. (2014). Creativity-the unconscious foundations of the incubation period. *Frontiers in Human Neuroscience*, 8(215), 1-10. <https://doi.org/10.3389/FNHUM.2014.00215/BIBTEX>
- Şahin, F., Gürbüz, S. y Şeşen, H. (2017). Leaders' managerial assumptions and transformational leadership: the moderating role of gender. *Leadership and Organization Development Journal*, 38(1), 105-125. <https://doi.org/10.1108/LODJ-11-2015-0239>
- Shahsavarani, A. M., Azad, E. y Abadi, M. (2015). The bases, principles, and methods of decision-making: A review of literature. *International Journal of Medical Reviews*, 2(1), 214-225. https://www.ijmedrev.com/article_68259.html
- Sharma, R., Mithas, S. y Kankanhalli, A. (2014). Transforming decision-making processes: A research agenda for understanding the impact of business analytics on organisations. *European Journal of Information Systems*, 23(4), 433-441. <https://doi.org/10.1057/EJIS.2014.17/FIGURES/1>
- Sinclair, M. y Ashkanasy, N. M. (2016). Intuition: Myth or a decision-making tool? *Management Learning*, 36(3), 353-370. <https://doi.org/10.1177/1350507605055351>
- Skyrius, R. y Valentukevičė, J. (2020). Business intelligence agility, informing agility and organizational agility: Research agenda. *Information & Media*, 90(0), 8-25. <https://doi.org/10.15388/Im.2020.90.47>
- Sousa, M. J. y Dias, I. (2020). Business intelligence for human capital management. *International Journal of Business Intelligence Research*, 11(1), 38-49. <https://doi.org/10.4018/IJBIR.2020010103>
- Suša-Vugec, D., Bosilj-Vukšić, V., Pejić-Bach, M., Jaklič, J. y Indihar-Štemberger, M. (2020). Business intelligence and organizational performance: The role of alignment with business process management. *Business Process Management Journal*, 26(6), 1709-1730. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-08-2019-0342>
- Tallon, P. P. y Pinsonneault, A. (2011). Competing perspectives on the link between strategic information technology alignment and organizational agility: Insights from a mediation model. *MIS Quarterly: Management Information Systems*, 35(2), 463-486. <https://doi.org/10.2307/23044052>
- Vincent, V. U. (2021). Integrating intuition and artificial intelligence in organizational decision-making. *Business Horizons*, 64(4), 425-438. <https://doi.org/10.1016/J.BUSHOR.2021.02.008>
- Wanda, P. y Stian, S. (2015). The secret of my success: An exploratory study of business intelligence management in the Norwegian industry. *Procedia Computer Science*, 64, 240-247. <https://doi.org/10.1016/J.PROCS.2015.08.486>
- Watson, H. J. (2009). Tutorial: Business intelligence. Past, present, and future. *Communications of the Association for Information Systems*, 25(39), 487-510. <https://doi.org/10.17705/1CAIS.02539>
- Zhao, X., Lynch, J. G. y Chen, Q. (2010). Reconsidering Baron and Kenny: Myths and truths about mediation analysis. *Journal of Consumer Research*, 37(2), 197-206. <https://doi.org/10.1086/651257>

Anexos

Tabla A1. Escala de medición*.

Constructo	Enunciado / Ítems
1. Inteligencia de negocios (BI)	<p>Los sistemas de información en su empresa:</p> <p>BI1: Permiten la adquisición de información de diversas fuentes sobre cambios en clientes, competidores y tecnologías.</p> <p>BI2: Filtran y descartan información irrelevante sobre clientes, competidores y cambios tecnológicos con base en reglas y criterios predefinidos.</p> <p>BI3: Alertan oportunamente a los gerentes sobre hechos importantes relacionados con clientes, competidores y tecnologías.</p> <p>BI4: Permiten el acceso a datos relevantes de manera oportuna.</p> <p>BI5: Proporcionan datos consistentes e integrados para toda la organización.</p> <p>BI6: Permiten el análisis por escenarios, particularmente cómo cambian los resultados en distintas situaciones hipotéticas.</p> <p>BI7: Ofrecen herramientas de visualización de datos.</p> <p>BI8: Descubren de forma automática relaciones, patrones y tendencias en los datos.</p>
2. Agilidad Organizacional (OA)	<p>Su empresa es capaz de desarrollar las siguientes acciones de forma RÁPIDA Y OPORTUNA:</p> <p>OA1: Responder a los cambios generales en la demanda de los clientes.</p> <p>OA2: Personalizar productos y servicios para responder a las necesidades de un cliente en particular.</p> <p>OA3: Ampliar o reducir la variedad de la oferta de productos y servicios.</p> <p>OA4: Adoptar nuevas tecnologías para lograr mejores productos y servicios, en un menor tiempo y a un menor costo.</p> <p>OA5: Cambiar de proveedores cuando sea posible lograr menores costos, mayor calidad o mejora en los tiempos de entrega.</p>
3. Toma de decisiones racional (RDM)	<p>Califique los siguientes aspectos relacionados con su empresa:</p> <p>RDM1: La mejor manera de llegar a la decisión final es mediante un proceso analítico, lógico y estructurado.</p> <p>RDM2: Se recopila toda la información necesaria antes de tomar la decisión.</p> <p>RDM3: Se utilizan técnicas cuantitativas para el análisis de la información.</p> <p>RDM4: Se analiza cuidadosamente la información relevante antes de tomar la decisión.</p> <p>RDM5: Se analizan los pros y los contras, los riesgos y beneficios de cada alternativa de decisión.</p> <p>RDM6: Se evalúan las distintas alternativas de decisión antes de tomar la decisión final.</p> <p>RDM7: Se han definido con antelación criterios para tomar decisiones.</p>
3. Toma de decisiones intuitiva (IDM)	<p>Califique los siguientes aspectos relacionados con su empresa:</p> <p>IDM1: Se basan en la intuición y en las primeras impresiones de las personas.</p> <p>IDM2: Al final la mejor decisión siempre coincide con las intuiciones iniciales.</p> <p>IDM3: Se identifica en el instante el mejor curso de acción y lo que hay que hacer sin pensar mucho en el asunto.</p> <p>IDM4: Se confía más en la intuición de las personas que en los datos y la información.</p> <p>IDM5: Se desiste de tomar una decisión cuando alguien tiene la sensación de que algo anda mal.</p> <p>IDM6: Se identifica la mejor decisión sin necesidad de seguir paso a paso un procedimiento analítico.</p>

*En todas las preguntas se usó una escala de Likert (1 a 5): 1 totalmente en desacuerdo y 5 totalmente de acuerdo.

Fuente: elaboración propia.