



Evolución de los modelos de toma de decisiones en las organizaciones: de la intuición a la racionalidad basada en datos (revisión bibliográfica periodo 1940-2025).

Evolution of decision-making models in organizations: from intuition to data-driven rationality (literature review period 1940–2025).

Sergio Andrés Rojas-Ruíz¹, Rafael Alfredo Camargo-Remolina², Rene Alejandro Beltrán-Duque³,
 Gabriel Silva-Cogo⁴

^{1,2,3}Universidad Externado de Colombia, Bogotá - Colombia

⁴Fundação Getulio Vargas, Sao Paulo - Brasil

Recibido: 19 de diciembre de 2024.

Aceptado: 17 de abril de 2025.

Publicado: 01 mayo de 2025.

Resumen- Este artículo examina la evolución de los procesos de toma de decisiones organizacionales desde 1940 hasta junio de 2025, destacando el uso de información estructurada y enfoques cuantitativos. A lo largo de este periodo se distinguen dos grandes enfoques: el intuitivo, donde el juicio humano juega un papel central, y el racional, que integra datos, modelos y tecnología.

En este contexto, el tránsito hacia el enfoque racional ha impulsado el desarrollo de los Sistemas de Apoyo a la Decisión (DSS), la Inteligencia de Negocios (BI), la Analítica de Negocios (BA) y, más recientemente, las Capacidades Analíticas de Negocios (BAC). A su vez, estas últimas representan un factor determinante para mejorar el desempeño, la calidad y la velocidad de las decisiones, y adicionalmente fortalecer la eficiencia, la innovación y la comprensión estratégica del entorno organizacional.

Palabras clave: analítica de negocios; capacidades analíticas de negocio; toma de decisiones; desempeño organizacional; big data analytics; inteligencia artificial.

Abstract— This article examines the evolution of organizational decision-making processes from 1940 to June 2025, highlighting the use of structured information and quantitative approaches. Throughout this period, two main approaches can be distinguished: the intuitive approach, where human judgment plays a central role, and the rational approach, which integrates data, models, and technology.

In this context, the shift towards the rational approach has driven the development of Decision Support Systems (DSS), Business Intelligence (BI), Business Analytics (BA), and, more recently, Business Analytics Capabilities (BAC). In turn, the latter represents a determining factor in improving the performance, quality, and speed of decisions, as well as strengthening efficiency, innovation, and strategic understanding of the organizational environment.

Keywords: Business Analytics; Business Analytics Capabilities; Decision-Making; Organizational Performance; Big Data Analytics; Artificial Intelligence.

*Autor para correspondencia.

Correo electrónico: sergio.rojas@uexternado.edu.co (Sergio Andrés Rojas Ruíz).

La revisión por pares es responsabilidad de la Universidad de Santander.

Como citar este artículo: S. A. Rojas-Ruíz, R. A. Camargo-Remolina, R. A. Beltrán-Duque y G. Silva-Cogo, "Evolución de los modelos de toma de decisiones en las organizaciones: de la intuición a la racionalidad basada en datos (revisión bibliográfica periodo 1940-2025)", Aibi revista de investigación, administración e ingeniería, vol. 13, no. 2, pp. 01-15 2025, doi: [10.15649/2346030X.5739](https://doi.org/10.15649/2346030X.5739)

I. INTRODUCCIÓN

En el entorno organizacional actual los responsables de tomar decisiones, de todos los niveles jerárquicos, enfrentan la incertidumbre constantemente [1], lo que implica identificar, seleccionar e implementar soluciones adecuadas frente a los desafíos y oportunidades que se presentan en mercados cambiantes [2]. Este proceso exige equilibrar de manera cuidadosa distintos componentes cognitivos [3], analíticos [4] e intuitivos [5], [6], los cuales, al interactuar permiten fundamentar las decisiones en información válida y oportuna [7], [8], en combinación con la experiencia previa de los decisores [9], [10], para garantizar la adaptabilidad y la competitividad [11]. En la literatura reciente, conceptos como la Inteligencia de Negocios (Business Intelligence, BI) y la Analítica de Negocios (Business Analytics, BA) han servido de base conceptual y operativa para el desarrollo progresivo del enfoque de Capacidades Analíticas de Negocios (Business Analytics Capabilities, BAC).

Anteriormente, Parra et al, [12], realizó una revisión cronológica del proceso de toma de decisiones entre 1950 y 2020, en el cual destacó la influencia de la tecnología y propuso modelos de madurez organizacional. A diferencia del trabajo mencionado, el presente artículo amplía el horizonte de tiempo hasta 2025 e incluye el rol de las BAC, como integrador entre datos y desempeño organizacional (Performance). De este modo, la ampliación temporal no solo actualiza la revisión, sino que permite fortalecer la comprensión teórica del vínculo entre BA, BAC y desempeño organizacional, aspecto aún poco articulado en revisiones previas.

Históricamente, en las décadas de los cuarenta y cincuenta, las decisiones en el ámbito organizacional se apoyaban principalmente en el juicio subjetivo [13] y la intuición [14] de los tomadores de decisiones. Sin embargo los entornos actuales, caracterizados por la incertidumbre y la saturación de datos [11], [15], exigen herramientas que permitan gestionar la información con conocimiento estratégico y fundamentado [8].

En este tránsito conceptual, Simon [1] sostiene que los individuos toman decisiones con base en la información que poseen o conocen, lo que evidencia las limitaciones cognitivas e informacionales del proceso decisional. Este planteamiento no dio origen directo a los Sistemas de Apoyo a la Decisión (Decision Support Systems, DSS), pero sí contribuyó a justificar la necesidad de desarrollar herramientas que fortalecieran el uso estructurado de información en las organizaciones. En este contexto, durante la década de los años setenta surgieron los DSS como sistemas orientados a apoyar decisiones mediante el uso de datos y modelos analíticos [2]. Posteriormente, en los años noventa, estos sistemas evolucionaron hacia la BI, enfocada en integrar datos organizacionales y generar reportes descriptivos para apoyar a los tomadores de decisiones [16].

A partir de la década del 2000, se consolidó la BA, que amplió el alcance de la BI mediante técnicas estadísticas, algoritmos predictivos y prescriptivos, con el objetivo de no solo comprender el pasado, sino anticipar y guiar decisiones futuras [17], [18].

En coherencia con esta evolución, resulta clave recorrer la trayectoria de los Sistemas de Apoyo a la Decisión como eje para entender la transformación del proceso decisional en las organizaciones. La creciente sofisticación en el uso de datos [2] se profundiza con la irrupción de la Analítica de Grandes Datos (Big Data Analytics, BDA), la cual ha sido conceptualizada en la literatura como un conjunto de herramientas que fortalecen el uso y aplicación de la BI y la BA al gestionar grandes volúmenes de información en tiempo real [4]. De este modo, la BDA actúa como catalizador estratégico que amplifica el impacto de la BI y la BA en la creación de valor [19].

Desde esta perspectiva, la BA puede comprenderse con mayor precisión como un ecosistema analítico integrado, dentro del cual las funciones tradicionales de la BI han sido incorporadas como su nivel descriptivo fundacional [20], [21]. En los modelos contemporáneos de madurez analítica, la BI deja de concebirse como una disciplina independiente y pasa a constituir la base operativa que responde a la pregunta ¿qué ocurrió? [22], proporcionando datos estructurados, reportes y visualizaciones que sirven como insumo para análisis de mayor complejidad [23]. Sobre este cimiento descriptivo, la BA articula niveles adicionales de análisis: el predictivo, que emplea modelos estadísticos y de aprendizaje automático para proyectar escenarios futuros [24], y el prescriptivo, orientado a recomendar acciones óptimas y apoyar la toma de decisiones estratégicas [25]. En conjunto, esta integración progresiva permite que la BA trascienda el reporte histórico propio de la BI y habilite un enfoque decisional que combina evidencia empírica, modelamiento analítico y experiencia gerencial, reduciendo la incertidumbre, mitigando riesgos y fortaleciendo la efectividad organizacional [4], [10], [26].

Ahora bien, contar con herramientas analíticas no garantiza automáticamente ventajas competitivas [5], [15], [27]. Su impacto depende de las BAC, entendidas como la habilidad organizacional de recopilar, integrar y coordinar recursos para transformar datos en conocimiento accionable [10], [28], [29].

Estas capacidades están concentradas principalmente en tres dimensiones: la tecnológica [24], [30], asociada al despliegue de infraestructura y tecnologías para análisis; la humana [19], [31], [32], que abarca habilidades técnicas y gerenciales para interpretar y tomar decisiones; y la de gestión [6], [33], que busca coordinar recursos y ajustar procesos con los objetivos estratégicos de la organización.

Un buen uso de las BAC se convierte en el puente clave entre la potencialidad técnica de la BA y el desempeño organizacional [34]. La literatura ha demostrado que estas capacidades inciden en la mejora de la calidad y velocidad de las decisiones [35], en la eficiencia operativa y financiera [36], en la innovación de productos y servicios [24], y en una mayor comprensión del mercado y de los clientes [30]. Sin embargo, aún persiste un vacío de investigación sobre los mecanismos específicos mediante los cuales las BAC median la relación entre los distintos tipos de BA y los resultados organizacionales.

Estudiar la conexión entre BA, sus BAC y el desempeño organizacional es esencial para entender cómo las organizaciones pueden transformar datos en valor organizacional y económico. Esta conexión ayuda a cerrar la brecha entre tecnología, capacidades organizacionales y resultados estratégicos [4]. En entornos inciertos y competencia constante, este enfoque no solo enriquece la teoría [5], sino que también traza una directriz para la toma de decisiones basadas en datos [2].

A partir de la evolución conceptual y tecnológica descrita, este artículo analiza dicha trayectoria desde una perspectiva integradora y actualizada, que permite seguir los avances históricos de la toma de decisiones basada en datos, comprender el papel articulador de las BAC y, finalmente, mostrar cómo estos elementos se articulan en la creación de ventajas competitivas y en un desempeño organizacional sostenible.

II. METODOLOGÍA

a. Enfoque metodológico de la revisión

El presente artículo se desarrolla mediante una revisión narrativa integradora de carácter histórico–conceptual, orientada a analizar la evolución de los modelos de toma de decisiones organizacionales y su articulación progresiva con la BA, las BAC y el desempeño organizacional, en el periodo comprendido entre 1940 y 2025.

La revisión narrativa representa un marco metodológico adecuado cuando el objetivo de la investigación no es la fusión estadística de hallazgos empíricos homogéneos, sino más bien la fusión teórica, la elucidación conceptual y la reconstrucción evolutiva de un dominio específico del conocimiento. En este contexto, Baumeister y Leary [37] afirman que las revisiones narrativas facilitan la articulación de literatura diversa para discernir patrones conceptuales, interrelaciones entre constructos y trayectorias teóricas, particularmente dentro de los dominios interdisciplinarios y en contextos caracterizados por una evolución histórica prolongada.

Desde este punto de vista, la investigación actual no está diseñada como una revisión sistemática o un metaanálisis, ya que no busca la agregación cuantitativa de la evidencia empírica, ni la evaluación de tamaños de efecto comparables, ni emplea filtros estadísticos como la homogeneidad de la muestra, las métricas de efectos estandarizadas o las metodologías de síntesis cuantitativa. Más bien, busca construir una interpretación integradora y explicativa de la evolución de la toma de decisiones basada en datos y la importancia de las BAC para mejorar el desempeño organizacional.

Según la tipología delineada por Grant Y Booth [38], esta investigación se clasifica como una revisión narrativa integradora, definida por la síntesis temática y conceptual de la literatura, desprovista de una evaluación estadística formal de los estudios, que se alinea con el alcance histórico y teórico del tema de investigación.

b. Justificación del uso de la revisión narrativa

La revisión narrativa es seleccionada, ya que, responde directamente a las características del objeto de estudio. El cual se enfoca en la toma de decisiones organizacionales y su vínculo con BA y BAC y desempeño organizacional, esto vinculo constituye un fenómeno conceptualmente complejo, de naturaleza longitudinal y carácter multidisciplinar, que integra aportes de la teoría organizacional, los sistemas de información, la analítica de datos y la estrategia. En este contexto, la revisión narrativa permite integrar enfoques teóricos, desarrollos tecnológicos y modelos conceptuales que difícilmente podrían ser estudiados mediante revisiones sistemáticas generalizadas.

Ferrari [39] sustenta que la revisión narrativa es metodológicamente apropiada cuando el objetivo es organizar e integrar literatura diversa, siempre y cuando se expliciten los criterios de búsqueda, selección y análisis, y sean coherentes los objetivos del estudio y el marco teórico analizado. De manera complementaria, Basheer [40] destaca que la revisión narrativa continúa siendo especialmente pertinente en dominios caracterizados por variedad conceptual y evolución histórica, donde la síntesis cualitativa y la integración temática ofrecen mayor poder explicativo que la agregación estadística.

Asimismo, Arias-Odón [41] demuestra que la revisión narrativa posee validez científica y un nivel de evidencia adecuado en las ciencias sociales, particularmente cuando se orienta a la identificación de brechas de conocimiento, la integración conceptual y el análisis crítico de la literatura. En línea con esta perspectiva, la metodología adoptada resulta especialmente pertinente para cumplir el propósito teórico-integrador del presente artículo, al permitir articular la evolución histórica de la toma de decisiones con el desarrollo progresivo de BA y el surgimiento de las BAC como mecanismo explicativo del desempeño organizacional.

Por otro lado Post et al. [42], afirman que las revisiones de literatura pueden avanzar teóricamente cuando se adopta un enfoque integrador y generativo. Bajo este parámetro, el presente estudio no se limita a resumir investigaciones previas, sino que busca clarificar constructos, integrar corrientes fragmentadas y proponer una trayectoria teórica coherente que vincule BA, BAC y desempeño organizacional.

c. Objetivos de la revisión

Con el fin de orientar el proceso de revisión y análisis, se definieron los siguientes objetivos específicos:

- I. Analizar la evolución histórica de los modelos de toma de decisiones organizacionales desde enfoques intuitivos y racionales hasta aproximaciones basadas en datos.
- II. Examinar el desarrollo progresivo de los sistemas y herramientas analíticas, desde los Sistemas de Apoyo a la Decisión (DSS) y la Inteligencia de Negocios (BI) hasta la consolidación de la Analítica de Negocios (BA).
- III. Identificar el surgimiento y la conceptualización de las Capacidades Analíticas de Negocios (BAC) como mecanismo organizacional que articula el uso de BA con el desempeño organizacional.
- IV. Integrar los constructos de BA, BAC y desempeño organizacional en una trayectoria teórica coherente que permita comprender su evolución conjunta.

d. Estrategia de búsqueda y criterios de inclusión

La búsqueda bibliográfica se realizó en las bases de datos Scopus y Web of Science, seleccionadas por su cobertura interdisciplinaria y su relevancia en los campos de administración, sistemas de información y analítica. Se consideraron artículos científicos revisados por pares, revisiones teóricas, estudios conceptuales y libros académicos publicados en inglés y español [43].

El periodo de análisis comprendió desde 1940 hasta 2025, criterio que responde a la necesidad de capturar los hitos evolutivos fundamentales del campo: el surgimiento de los modelos racionales de decisión, el desarrollo de los DSS, la consolidación de BI y BA, y la emergencia de las

Se excluyeron artículos empíricos cuyo foco no estuviera relacionado con los constructos centrales del estudio, así como publicaciones con insuficiente sustento teórico o conceptual para los objetivos de la revisión.

e. Estrategia de análisis y organización de los hallazgos

El análisis de la literatura se realizó mediante una organización combinada de criterios cronológicos, temáticos y conceptuales. El criterio cronológico permitió reconstruir la evolución histórica de los modelos de toma de decisiones y de las herramientas analíticas. El criterio temático facilitó la agrupación de los estudios en torno a ejes centrales como toma de decisiones, DSS/BI/BA y capacidades analíticas. Finalmente, el criterio conceptual permitió examinar las relaciones entre BA, BAC y desempeño organizacional.

En lugar de aplicar criterios estadísticos propios de revisiones sistemáticas, se adoptó un enfoque conceptual, orientado a identificar patrones teóricos, tendencias y brechas de investigación. Este enfoque resulta coherente con el propósito del estudio y con las recomendaciones metodológicas para revisiones narrativas de carácter integrador [37], [40], [41].

III. RESULTADOS, ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN

A partir de la revisión de la literatura, se identificó que la toma de decisiones organizacionales ha sido abordada históricamente a través de enfoques teóricos diferenciados, orientados a explicar y mejorar este proceso en contextos de creciente complejidad. Inicialmente, predominaron los enfoques intuitivos, en los cuales el juicio y la experiencia del decisor constituían el principal mecanismo para orientar la acción organizacional [44]. Posteriormente, estos enfoques dieron paso a la incorporación de modelos racionales y cuantitativos, orientados a estructurar el proceso decisional mediante técnicas analíticas y formales [45]. Finalmente, la evidencia empírica sobre el comportamiento real de los decisores impulsó la incorporación de teorías psicológicas y heurísticas, que explican cómo los individuos toman decisiones bajo restricciones cognitivas y de información [46], [47], [48].

La transición entre estos enfoques no fue arbitraria, sino que estuvo impulsada por el avance progresivo del conocimiento en gestión, el desarrollo de nuevas tecnologías de información y las crecientes exigencias del entorno empresarial [20], [49], [50]. En particular, los modelos racionales y cuantitativos buscaron responder a la necesidad de decisiones más consistentes y justificables [51], mientras que los enfoques heurísticos y la teoría del proceso dual emergieron para explicar las limitaciones cognitivas y conductuales observadas en la práctica decisional [48], [52].

En conjunto, los enfoques revisados evidencian que la toma de decisiones organizacionales constituye una competencia estratégica clave para enfrentar entornos inciertos y altamente competitivos [11], [35]. Los hallazgos de la literatura muestran que este proceso implica la integración de componentes cognitivos, analíticos e intuitivos, cuya combinación resulta determinante para la calidad de las decisiones y para la adaptación organizacional [3], [4], [5].

Desde una perspectiva histórica, la revisión evidenció que durante las décadas de los cuarenta y cincuenta del siglo XX las decisiones organizacionales eran tomadas principalmente por directivos y responsables funcionales, apoyándose en la intuición y el juicio subjetivo como mecanismos predominantes para enfrentar la incertidumbre [13], [14]. La posterior evolución hacia modelos más estructurados estuvo impulsada por la creciente complejidad de las organizaciones, el avance de las tecnologías de información y la necesidad de mejorar la consistencia y trazabilidad del proceso decisional [15], [19], [32].

En coherencia con Parra [12], la revisión de la literatura evidencia que la incorporación de tecnologías de información al proceso decisional se materializó inicialmente a través de los DSS, orientados a estructurar decisiones semiprogramadas, y posteriormente mediante la incorporación de la BI, enfocada en la integración y visualización de información descriptiva para los decisores. Sobre esta base, el presente estudio amplía la trayectoria analizada al incorporar la BA y las BAC como desarrollos posteriores que permiten no solo apoyar, sino transformar el proceso decisional y explicar su impacto en el desempeño organizacional.

En este proceso evolutivo, la literatura ha identificado enfoques explicativos complementarios que permiten comprender cómo toman decisiones los individuos en contextos organizacionales. La racionalidad limitada, propuesta por Simon [1], constituye una teoría explicativa que reconoce las restricciones cognitivas y de información bajo las cuales operan los decisores y fundamenta el desarrollo de modelos racionales simplificados. A partir de estas limitaciones, los enfoques heurísticos, desarrollados por Kahneman y Tversky, explican el uso de atajos cognitivos como respuesta adaptativa a la complejidad, aunque susceptibles de generar sesgos sistemáticos [46]. Más recientemente, la teoría del proceso dual integra estas perspectivas al proponer que la toma de decisiones resulta de la interacción entre un sistema analítico y deliberado y otro intuitivo y automático [5], [6].

En conjunto, los hallazgos de la revisión muestran que la evolución de los enfoques en la toma de decisiones, junto con los avances tecnológicos y psicológicos, prepararon el terreno para la incorporación de herramientas analíticas avanzadas y capacidades organizacionales orientadas a mejorar la calidad de las decisiones [4], [19]. Sobre esta base, la BA y las BAC emergen como mecanismos que permiten integrar datos, modelos y juicio humano para generar valor y explicar su impacto en el desempeño organizacional, constituyendo el principal elemento diferenciador de esta revisión frente a estudios previos.

a. La toma de Decisiones desde la Intuición

La revisión de la literatura permite identificar que, antes de la formalización de teorías explicativas sobre la toma de decisiones, el proceso decisional en las organizaciones se apoyaba predominantemente en prácticas intuitivas y poco estructuradas, más que en enfoques teóricos sistemáticos [53]. Hasta mediados del siglo XX, la limitada disponibilidad de información sobre mercados, procesos productivos y dinámicas

sociales, junto con estructuras organizacionales fuertemente centralizadas, llevó a que los responsables de la toma de decisiones dependieran principalmente de su juicio personal y experiencia acumulada [48]. Este contexto histórico y organizacional favoreció la consolidación de una cultura gerencial basada en la experiencia empírica, más que en el uso sistemático de información o modelos analíticos.

Durante la segunda mitad del siglo XX, la intuición continuó desempeñando un papel relevante en la toma de decisiones, especialmente en contextos de incertidumbre, presión temporal y ambigüedad, donde el análisis exhaustivo resultaba inviable [51]. En este periodo, Herbert Simon introdujo la noción de racionalidad limitada, aportando una explicación teórica sobre las restricciones cognitivas y de información que enfrentan los decisores, y justificando el uso de procesos simplificados en la toma de decisiones [1], [54]. De manera complementaria, Gary Klein desarrolló el enfoque de la intuición naturalista, mostrando que los expertos, en contextos críticos, toman decisiones rápidas basadas en el reconocimiento de patrones derivados de su experiencia previa, más que en un análisis formal de alternativas [55].

La literatura coincide en que la intuición no debe confundirse con improvisación, sino que constituye un proceso cognitivo basado en la experiencia acumulada [56]. En este sentido, [57] sostienen que la intuición produce resultados confiables principalmente en entornos relativamente estables, donde los decisores han tenido oportunidades suficientes para aprender patrones válidos. En contraste, el enfoque de la intuición naturalista enfatiza su utilidad en contextos dinámicos y críticos, siempre que exista un alto nivel de experiencia previa [55]. De forma coherente, [58] evidencian que los líderes experimentados tienden a adoptar enfoques mixtos, combinando intuición con información parcial para responder con rapidez en situaciones de alta presión.

No obstante, la evidencia empírica muestra que una dependencia exclusiva de la intuición incrementa la probabilidad de sesgos cognitivos, la repetición de errores y la omisión de información relevante, afectando negativamente la calidad del juicio estratégico [6], [59]. Estas limitaciones motivaron el desarrollo de enfoques más estructurados de toma de decisiones, sustentados en teorías racionales y en el uso sistemático de información. En este contexto, la necesidad de reducir la subjetividad y mejorar la trazabilidad del proceso decisional impulsó la incorporación progresiva de herramientas tecnológicas y analíticas, dando lugar a los Sistemas de Apoyo a la Decisión (DSS) y, posteriormente, a enfoques más avanzados basados en datos, que se analizan en el siguiente apartado.

b. *La Racionalidad Basada en Datos*

El auge de las matemáticas, la física y la computación durante las décadas de los cuarenta y cincuenta del siglo XX, particularmente en el contexto de la Segunda Guerra Mundial, impulsó el desarrollo progresivo de herramientas cuantitativas orientadas a optimizar la asignación de recursos, la planificación y el control de sistemas complejos. Entre estas herramientas se destacan la teoría de colas, la simulación, el método de Montecarlo y la investigación de operaciones [60], [61], [62]. Si bien estos desarrollos no surgieron de manera simultánea ni con fines empresariales, su posterior adaptación al ámbito organizacional introdujo una racionalidad basada en datos, orientada a estructurar decisiones mediante modelos formales de optimización y análisis.

Durante los años sesenta, estos avances contribuyeron a consolidar un paradigma normativo de la toma de decisiones, en el cual el decisor era conceptualizado como un agente racional orientado a la maximización de la utilidad esperada [63]. En este marco, la toma de decisiones se apoyó en modelos normativos, como la teoría bayesiana, la elección racional y la utilidad subjetiva esperada, cuyo propósito era prescribir cómo deberían tomarse decisiones óptimas bajo supuestos de información y coherencia racional [49], [51]. Estos modelos no desplazaron completamente a la intuición en la práctica organizacional, pero sí dominaron el desarrollo teórico y académico, promoviendo un enfoque más estructurado y formal del proceso decisional [64].

No obstante, la visión puramente racional fue progresivamente cuestionada por su limitada capacidad explicativa del comportamiento real de los decisores, al no integrar de forma explícita los factores cognitivos y psicológicos involucrados en el proceso decisional [53]. En este contexto emergió el enfoque heurístico, a partir de los trabajos de Tversky y Kahneman, quienes demostraron que los individuos recurren sistemáticamente a heurísticas cognitivas como la representatividad, la disponibilidad y el anclaje que simplifican la toma de decisiones, pero que también pueden generar sesgos sistemáticos [48], [65].

En línea con esta perspectiva, [66] evidenciaron que las percepciones individuales y las creencias previas influyen en la forma en que los decisores interpretan la información, favoreciendo la aparición de sesgos como el de representatividad. Estos sesgos no se derivan exclusivamente de la intuición, sino de procesos cognitivos sistemáticos que afectan tanto a juicios intuitivos como analíticos, pudiendo conducir a la subvaloración de información relevante y a decisiones de menor calidad.

El análisis sistemático de los sesgos cognitivos contribuyó al desarrollo de la teoría del proceso dual, cuyas raíces se encuentran principalmente en la psicología cognitiva y los modelos de razonamiento, y que posteriormente ha sido enriquecida por hallazgos de la neurociencia [67], [68]. Esta teoría sostiene que la toma de decisiones involucra la interacción entre un Sistema 1, rápido, automático e intuitivo, y un Sistema 2, lento, deliberado y analítico, cuya activación depende de las demandas cognitivas y del contexto decisional [69].

Sobre esta base, surgieron modelos integradores que buscaron explicar cómo interactúan los procesos intuitivos y analíticos en la toma de decisiones. En este sentido, [70] evidenciaron que la calidad de una decisión depende de la interacción dinámica entre ambos sistemas, y propusieron un modelo unificado en el que las diferencias individuales se explican por la cantidad y el tipo de información requerida para tomar decisiones, variable que depende del contexto y de la evidencia disponible.

De forma complementaria, la Cognitive Continuum Theory propone que los procesos decisionales no se distribuyen de manera dicotómica entre intuición y racionalidad, sino que se sitúan en un continuo cognitivo que varía según la naturaleza de la tarea, la disponibilidad de información y el entorno del decisor [71], [72]. Esta perspectiva resulta compatible con los enfoques heurísticos y con la teoría del proceso dual, al ofrecer un marco integrador para comprender la variabilidad del comportamiento decisional.

Desde la psicología del juicio, los modelos de umbral explican que una decisión se adopta cuando el decisor alcanza un nivel suficiente de confianza o satisfacción con la información disponible, sin implicar necesariamente una integración explícita entre intuición y racionalidad [73].

Estos modelos aportan evidencia sobre cómo la complejidad de la tarea y la cantidad de información influyen en el momento de la decisión, complementando más que sustituyendo los enfoques racionales y cognitivos analizados.

En síntesis, la literatura revisada muestra que los enfoques cuantitativos y los modelos cognitivos han ampliado de manera complementaria la comprensión de la toma de decisiones organizacionales [52]. Más que determinar de forma unívoca el predominio de la intuición o la racionalidad, la información estructurada y su calidad influyen en cómo interactúan ambos procesos, pudiendo incluso fallar decisiones racionales en contextos de información abundante o reforzar decisiones intuitivas en escenarios altamente complejos [74]. Estas limitaciones explicativas refuerzan la necesidad de avanzar hacia enfoques organizacionales que integren datos, tecnología y capacidades analíticas, aspecto que se desarrolla en el apartado siguiente.

c. Procesos de Toma de Decisiones Basados en Información Estructurada

A partir de la segunda mitad del siglo XX, la toma de decisiones organizacionales experimentó una evolución progresiva, desde enfoques predominantemente intuitivos hacia modelos sustentados en información estructurada y análisis sistemático. Este tránsito estuvo catalizado por el desarrollo de los DSS, seguido por la BI y, posteriormente, por la consolidación de la BA, cada uno incorporando distintos niveles de análisis descriptivo, predictivo y prescriptivo. En este contexto, la calidad y disponibilidad de los datos emergieron como factores críticos para reducir la incertidumbre y habilitar decisiones más estratégicas y fundamentadas, al asegurar consistencia, confiabilidad y trazabilidad de la información utilizada [49], [50].

Para comprender con mayor detalle esta evolución, a continuación, se presenta un análisis cronológico de los principales hitos teóricos y tecnológicos que han configurado progresivamente los procesos de toma de decisiones basados en información estructurada.

1. Décadas de 1940–1960: Fundamentos Cuantitativos y Racionalidad Limitada

Durante la década de 1940, el desarrollo de la investigación operativa, la programación matemática y los modelos estocásticos permitió aplicar técnicas cuantitativas a problemas de gestión, logística y asignación de recursos en sistemas complejos [75], [76]. Aunque estos avances surgieron principalmente en contextos militares, su posterior transferencia al ámbito organizacional sentó las bases para la incorporación de modelos formales de apoyo a la decisión. En particular, herramientas como la simulación Monte Carlo y la teoría de colas evidenciaron el potencial de la estadística para reducir la incertidumbre y analizar escenarios caracterizados por alta complejidad y variabilidad [59].

En la década de 1950, la teoría de juegos y la teoría de la decisión ampliaron el alcance de los enfoques cuantitativos al desarrollar modelos probabilísticos orientados a explicar y prescribir elecciones bajo riesgo e incertidumbre [77], [78], [79]. Estos modelos introdujeron criterios formales para evaluar alternativas, sentando las bases de una racionalidad estructurada que buscaba mejorar la coherencia y consistencia del proceso decisional.

Durante la década de 1960, la estadística aplicada se consolidó como una herramienta central para el análisis de problemas estructurados y semiestructurados, al tiempo que emergieron modelos multicriterio de decisión orientados a incorporar múltiples objetivos y restricciones en el proceso decisional [80], [81]. Estos desarrollos no solo reforzaron el rigor técnico del análisis, sino que también comenzaron a integrar explícitamente la dimensión humana, al reconocer que motivaciones, prioridades y contexto organizacional influyen en la evaluación de alternativas y en la calidad de las decisiones [82].

Estos desarrollos sentaron las bases conceptuales y técnicas que, en las décadas siguientes, posibilitaron la emergencia de sistemas más sofisticados de apoyo a la decisión y una comprensión más compleja de los procesos organizacionales.

2. Décadas de 1970–1980: Emergencia de los Sistemas de Apoyo a la Decisión (DSS) y Complejidad Organizacional

La década de 1970 marcó el surgimiento formal de los DSS, definidos como sistemas interactivos orientados a tomar decisiones semiestructuradas, que combinan datos, modelos y juicio humano [83]. Estos sistemas introdujeron un cambio significativo al combinar modelos analíticos con bases de datos y permitir interacción directa con el decisor. Al mismo tiempo Cohen et al, [84] con el modelo del “cubo de basura” cuestionaron la visión lineal y racional de las decisiones, mostrando que las mismas podían responder a procesos caóticos, dependientes de flujos de problemas, soluciones y participantes.

Para los años ochenta, el desarrollo de hojas de cálculo y los Sistemas de Información Ejecutiva facilitaron la adopción masiva de tableros estratégicos interactivos (dashboards) acercando el análisis de información a los directivos organizacionales [85]. Adicionalmente se comenzaron a aplicar enfoques de inteligencia artificial simbólica, basados en la representación explícita del conocimiento mediante reglas lógicas, heurísticas y motores de inferencia, con el propósito de capturar el razonamiento humano y automatizar procesos de diagnóstico y recomendación. Como señalaron Feigenbaum y Porter [86], [87], la revolución informacional estaba transformando industrias y constituyendo nuevas fuentes de ventaja competitiva, vinculando la tecnología con el desempeño organizacional.

Sin embargo, la literatura también señaló limitaciones relevantes del proceso decisional. Janis [88], advirtió sobre los riesgos del pensamiento grupal (groupthink), fenómeno mediante el cual la búsqueda de consenso dentro de los equipos puede conducir a la supresión del pensamiento crítico, la sobrevaloración de las propias decisiones y la subestimación de alternativas y riesgos. De forma complementaria, Tversky [89] analizó la elección probabilística y mostró cómo diversos sesgos cognitivos restringen la racionalidad analítica de los individuos. En conjunto, estos aportes introdujeron una visión más realista de la toma de decisiones organizacionales, al reconocer que, más allá de los avances tecnológicos, los procesos sociales y psicológicos continúan influyendo de manera decisiva en la calidad del juicio.

Sobre esta base tecnológica y conceptual, la década siguiente se orientó hacia la consolidación de arquitecturas que permitieran integrar y estructurar grandes volúmenes de datos organizacionales, sentando las bases para el desarrollo de la Inteligencia de Negocios.

3. *Década de 1990: Almacenes de Datos y Conocimiento Organizacional*

Durante la década de 1990 se produjo la madurez técnica de los DSS, impulsada por la consolidación de la BI como un término paraguas utilizado para describir herramientas y procesos orientados a transformar datos en reportes descriptivos útiles para entender el desempeño del negocio [49]. Este avance estuvo estrechamente asociado con la implementación de almacenes de datos (data warehouses) y del procesamiento analítico en línea (OLAP, por sus siglas en inglés), tecnologías que permitieron integrar información proveniente de sistemas transaccionales, en particular los sistemas de planificación de recursos empresariales ERP y habilitar análisis multidimensionales sobre grandes volúmenes de datos estructurados [90].

Hacia el final de la década, el surgimiento de la minería de datos amplió estas capacidades al permitir la identificación de patrones ocultos en los datos, marcando un primer tránsito técnico desde el reporte puramente retrospectivo hacia análisis de mayor profundidad [91].

En el plano teórico, este periodo fortaleció la relación entre la toma de decisiones y el conocimiento organizacional [92], entendido como un recurso estratégico para la generación de valor y la obtención de ventajas competitivas sostenibles. Davenport [51] destacó que la competitividad de las organizaciones dependía de su capacidad para gestionar información de manera ágil y consistente, anticipando la importancia de aspectos como la integración de sistemas y la calidad de los datos para evitar inconsistencias en la toma de decisiones [45].

En síntesis, los años noventa establecieron a la BI como un ecosistema de herramientas descriptivas orientadas a transformar datos en reportes y tableros de control útiles para la gestión ejecutiva [56]. Aunque su alcance se centraba principalmente en explicar qué ocurrió en el pasado [90], estos desarrollos sentaron el cimiento descriptivo y operativo sobre el cual se apoyaría la evolución posterior hacia enfoques analíticos más avanzados [93].

4. *Década de 2000: Consolidación de Inteligencia de Negocios (BI) y Emergencia de la Analítica de Negocios (BA)*

Durante la primera década de los años 2000, la BI se consolidó como una disciplina definida formalmente como un conjunto de aplicaciones, tecnologías y procesos para reunir, almacenar, acceder y analizar datos con el fin de ayudar a los usuarios de negocios a tomar mejores decisiones [94]. En este periodo, la BI evolucionó de ser un soporte técnico aislado para transformarse en una herramienta esencial de gestión estratégica, al generalizarse el uso de reportes dinámicos, consultas ad-hoc y tableros de control (dashboards) que permitían monitorear el desempeño organizacional bajo una "versión única de la verdad" [20].

En esta etapa, la BI cumplió el rol de nivel descriptivo fundacional, orientándose primordialmente a responder la pregunta ¿qué ocurrió? a través de información estructurada y visualmente accesible que facilitaba la comprensión de eventos pasados [90], [95]. Sin embargo, la literatura académica de la época comenzó a señalar que su valor estratégico no era automático; su éxito dependía críticamente de la infraestructura de datos, la calidad de la información recopilada y el desarrollo de una cultura analítica dentro de la firma [45]. Asimismo, se identificó un límite intrínseco en la BI tradicional: su ausencia de capacidades nativas para el modelado predictivo y de recomendaciones basadas en algoritmos, lo que motivaría la inminente transición hacia la BA [22].

En respuesta a estas limitaciones, hacia finales de la década emergió la BA como el componente analítico crítico y una evolución estratégica fundamental [56], [96]. La BA se define formalmente como el uso extensivo de datos, análisis estadístico y cuantitativo, modelos explicativos y predictivos, y una gestión basada en hechos para impulsar decisiones y acciones [91], [97]. Es un campo interdisciplinario que integra conocimientos de aprendizaje automático (machine learning), sistemas de información, estadística, investigación de operaciones y ciencia de la gestión para convertir datos en resultados [10], [98].

A diferencia del enfoque predominantemente retrospectivo de la BI, la BA se definió por el uso intensivo de datos y modelos estadísticos, matemáticos y computacionales para anticipar escenarios futuros y prescribir acciones óptimas, desplazando el énfasis desde el reporte hacia la toma de decisiones forward-looking [94]. Esta transición permitió a las organizaciones ir más allá de los reportes estáticos e incorporar analítica predictiva y prescriptiva, transformando la información en conocimiento accionable y en una fuente directa de ventaja competitiva [22], [99].

A diferencia del enfoque predominantemente retrospectivo de la BI, centrado en reportes y visualización histórica, la BA es inherentemente prospectiva, orientando sus esfuerzos hacia tareas de diagnóstico, predicción y prescripción [97], [99]. Esta transición permitió a las organizaciones trascender los reportes estáticos para incorporar la analítica predictiva (anticipar qué es probable que ocurra basándose en patrones del pasado) y la prescriptiva (para identificar y recomendar las acciones óptimas mediante algoritmos de optimización y simulación) [22], [100]. Al integrar estos modelos, la BA transforma la información en conocimiento accionable, convirtiéndose en un motor estratégico capaz de generar ventajas competitivas reales y mejorar el desempeño organizacional [101].

En este mismo periodo comenzó a reconocerse que el valor de la BA no residía exclusivamente en la adopción de herramientas analíticas, sino en la capacidad de las organizaciones para integrar de manera sinérgica infraestructura tecnológica, talento humano especializado y una cultura orientada a los datos [102]. Este reconocimiento dio lugar al surgimiento del concepto de BAC, entendidas como una capacidad organizacional dinámica que permite convertir el potencial analítico en mejoras sostenidas del proceso decisional y del desempeño organizacional [10]. Bajo esta perspectiva, la analítica deja de ser un recurso aislado y se consolida como una capacidad estratégica indispensable para identificar oportunidades y amenazas en entornos de alta incertidumbre [9].

Este enfoque sentó las bases para comprender que la evolución posterior de la analítica no estaría determinada únicamente por avances tecnológicos, sino por la capacidad de las organizaciones para absorber y explotar nuevos entornos de datos, cuestión que se volvería central con la irrupción del Big Data en la década siguiente.

5. *Década de 2010: Big Data y Capacidades Analíticas Avanzadas*

La irrupción del Big Data transformó radicalmente la analítica en este periodo. Mikalef y Wang, [103], [104] destacaron que el volumen, la velocidad y la variedad de datos obligaron a desarrollar técnicas como aprendizaje automático y minería de texto. Sin embargo, la discusión

Las BAC se definieron en dimensiones tecnológicas (infraestructura, conectividad) [50], humanas (habilidades, alfabetización en datos) [10], [47], de gestión (liderazgo, gobernanza) [44], [59] y culturales (data-driven culture) [105]. La evidencia empírica confirmó que las BAC mejoraban tanto la calidad como la velocidad de la toma de decisiones, y guardaban una relación positiva con el desempeño financiero, operacional y de innovación [106], [107].

En esta década, el marco teórico de la Visión Basada en Recursos (RBV, por sus siglas en inglés) cobró especial relevancia al sostener que las diferencias en el desempeño organizacional se explican por la posesión y explotación de recursos valiosos, escasos, difíciles de imitar y organizacionalmente aprovechables [108]. De forma complementaria las Capacidades Dinámicas (DCV, por sus siglas en inglés), enfatizó la capacidad de las organizaciones para integrar, construir y reconfigurar recursos y competencias en respuesta a entornos cambiantes [109].

Desde estas perspectivas, la analítica comienza a comprenderse no solo como infraestructura tecnológica, sino como un recurso estratégico y una capacidad organizacional dinámica que permite detectar oportunidades, reconfigurar procesos y sostener ventajas competitivas en contextos complejos [31], [56]. Así mismo, se consolidó la idea de que las organizaciones no solo necesitan herramientas técnicas, sino una Cultura Impulsada por los Datos (DDC, por sus siglas en inglés) [105] y talento analítico [44] para que la BA impacte realmente en el desempeño organizacional [10].

Esta conceptualización de la analítica como capacidad organizacional permitió comprender que los avances tecnológicos posteriores no generarían valor por sí mismos, sino en la medida en que fueran articulados con estructuras, cultura y liderazgo analítico, cuestión que adquiere especial relevancia con la expansión reciente de la inteligencia artificial en las organizaciones.

6. Década de 2020–2025: Inteligencia Artificial (AI) y Estrategias Data-Driven

En la actualidad, la inteligencia artificial (Artificial Intelligence, AI), entendida como el conjunto de técnicas computacionales orientadas a desarrollar sistemas capaces de percibir información, aprender de los datos y generar predicciones, recomendaciones o decisiones de forma autónoma [35]; y el aprendizaje profundo (Deep Learning, DL), una subárea de la AI basada en redes neuronales artificiales de múltiples capas capaces de modelar patrones complejos en grandes volúmenes de datos [94], están ampliando de manera sustantiva el alcance de la Analítica de Negocios, al incrementar la capacidad predictiva y el soporte a la toma de decisiones estratégicas [8], [10]. En esta línea, Urban et al. [110] proponen el enfoque de Estrategia Efectiva Basada en Datos, que integra inteligencia artificial, Big Data y liderazgo analítico como pilares para sostener resultados organizacionales en el largo plazo.

Los debates académicos recientes se han concentrado, además, en cuestiones asociadas a la gobernanza de los datos y la ética algorítmica [10], [14], reconociendo que la legitimidad y efectividad de la analítica dependen de la transparencia, la explicabilidad y la confianza generada en su uso organizacional. En este contexto, las BAC se consolidan como un recurso estratégico con atributos VRIN (valioso, raro, inimitable y no sustituible) [109], al permitir transformar el potencial técnico de la AI y el Big Data en resultados sostenibles de desempeño.

La evidencia sugiere que las organizaciones que logran integrar las BAC con su estrategia corporativa [111] alcanzan mayores niveles de agilidad organizacional [47], innovación [112] y sostenibilidad [46]. De este modo, la BA deja de concebirse como un soporte operativo para convertirse en un motor estratégico de creación de valor dentro de la gestión empresarial [10].

La evolución de los procesos de toma de decisiones basados en información estructurada refleja un tránsito desde enfoques dominados por la intuición hacia modelos basados en datos y herramientas analíticas [45]. A lo largo de las décadas, los avances conceptuales y técnicos han forma a un marco cada vez más sólido para entender cómo los tomadores de decisiones procesan la información, articulando racionalidad e intuición [3].

Desde una perspectiva histórica, la evolución de los procesos de toma de decisiones basados en información estructurada refleja un tránsito desde enfoques dominados por la intuición hacia modelos sustentados en datos, modelos analíticos y tecnologías avanzadas [45]. A lo largo de las décadas, los avances conceptuales y técnicos han contribuido a construir un marco cada vez más sólido para comprender cómo los tomadores de decisiones procesan la información, articulando de manera dinámica racionalidad e intuición [3].

De igual forma, la consolidación progresiva de los DSS, la BI y la BA ha permitido reducir la incertidumbre y fortalecer las capacidades organizacionales para gestionar información compleja y apoyar decisiones estratégicas [36], [45], [49]. La Tabla 1 sintetiza de manera cronológica los principales hitos históricos analizados, evidenciando la transición desde los fundamentos cuantitativos iniciales hasta la consolidación contemporánea de enfoques avanzados y plenamente data-driven.

Tabla 1: Evolución de los enfoques y fundamentos conceptuales de la toma de decisiones (1940 – 2025).

Década	Principales características	Autores relevantes
1940–1949	<ul style="list-style-type: none"> • Surgimiento de la investigación operativa. • Uso inicial de la simulación de Monte Carlo, la teoría de colas y la programación matemática en contextos militares y de gestión. • Primeras aplicaciones de la estadística para reducir incertidumbre 	[75], [76], [79], [113]
1950–1959	<ul style="list-style-type: none"> • Uso de modelos probabilísticos y la teoría de la decisión • Introducción del principio de racionalidad limitada. • Aplicación Teoría de Juegos en decisiones colectivas e interdependientes. • Desarrollo enfoques multicriterio para problemas complejos. 	[1], [75], [77], [78]
1960–1969	<ul style="list-style-type: none"> • Uso de la estadística para solucionar problemas estructurados y no estructurados. • Reconocimiento de variables humanas y psicológicas en la toma de decisiones. • Estructuración jerárquica del proceso decisional: evaluación, análisis y selección. 	[80], [81], [82], [114]
1970–1979	<ul style="list-style-type: none"> • Surgimiento Sistemas de Apoyo a la Decisión (DSS). 	[48], [83], [84], [88]

	<ul style="list-style-type: none"> • Modelos organizacionales de elección en incertidumbre (cubo de basura). • Pensamiento de grupo y sus efectos en la calidad decisional. • Interfaces gráficas y avances computacionales para decisiones complejas. 	
1980–1989	<ul style="list-style-type: none"> • Desarrollo hojas de cálculo y tableros estratégicos interactivos (EIS). • Inteligencia artificial simbólica con sistemas expertos aplicados a la toma de decisiones. • Desarrollo de enfoques de aprendizaje organizacional y métodos multicriterio. • Transformación de industrias impulsada por la informacional y las TIC. 	[85], [86], [87]
1990–1999	<ul style="list-style-type: none"> • Madurez de los DSS por medio de <i>warehouses</i> • Procesamiento analítico en línea (OLAP). • Avances en minería de datos aplicados a escenarios predictivos. • Introducción del conocimiento organizacional. • Desarrollo de la Inteligencia de Negocios. 	[51], [92], [115], [116]
2000–2009	<ul style="list-style-type: none"> • Consolidación de la Inteligencia de Negocios (BI). • Emergencia de la Analítica de Negocios (BA) vinculada a la estrategia. • Se introduce el concepto de las capacidades analíticas de negocio (BAC). • Uso de modelos predictivos para generar ventaja competitiva 	[18], [20], [117], [118], [119], [120]
2010–2019	<ul style="list-style-type: none"> • Consolidación del Big Data y analítica predictiva/prescriptiva. • Expansión del aprendizaje automático en apoyo a decisiones. • Fortalecimiento de las capacidades analíticas de negocio (BAC). • Medición impacto de BA en desempeño organizacional. 	[32], [49], [103], [121]
2020–2025	<ul style="list-style-type: none"> • Integración de IA, <i>machine learning</i> en la BA • Desarrollo de gobernanza de datos y ética algorítmica. • Consolidación de BAC como fuente de valor estratégico. • Avance decisiones automatizadas y adaptativas. 	[10], [14], [94], [110]

Fuente: Elaboración propia.

El recorrido histórico muestra como los marcos analíticos se han enriquecido y como la tecnología se ha ido integrando de forma creciente en el proceso decisional. Desde los primeros modelos de los años cuarenta del siglo pasado hasta la irrupción del Big Data y la analítica avanzada en la actualidad, cada década aportó herramientas, teorías y prácticas que han ampliado la capacidad de las organizaciones para fundamentar sus decisiones en información confiable [15], [17], [95]. Esta trayectoria confirma que la calidad y disponibilidad de la información han sido determinantes para desplazar gradualmente el predominio de la intuición hacia procesos más estructurados y estratégicos [45], [119].

En síntesis, la combinación de enfoques cuantitativos, teorías organizacionales y avances tecnológicos han consolidado la toma de decisiones basada en información estructurada como eje de la gestión empresarial. No obstante, este proceso no puede comprenderse plenamente sin considerar la evolución de los DSS y la consolidación de las BAC, que actúan como habilitadores clave para traducir datos en valor estratégico [10], [44], [50], [110]. El apartado siguiente analiza esta evolución tecnológica y organizacional, resaltando la conexión directa entre analítica y desempeño organizacional.

d. *De la Evolución Tecnológica al Desempeño Organizacional: Sistemas de Apoyo y Capacidades Analíticas (1940–2025)*

Desde los años cuarenta hasta la actual integración de la AI, el Big Data y las BAC, los DSS han experimentado un proceso continuo de transformación. Este recorrido refleja no solo la innovación tecnológica, sino también la consolidación de capacidades organizacionales que permiten convertir datos en decisiones estratégicas. La clave radica en la integración de capacidades tecnológicas, humanas y gerenciales, que median el impacto de la analítica sobre la toma de decisiones estratégicas y el rendimiento organizacional, entendido como la suma de logros financieros, operativos y de innovación [106], [122].

1. *Décadas de 1940–1960: Fundamentos Cuantitativos y Racionalidad Limitada*

En los años cuarenta y cincuenta, la investigación de operaciones, la teoría de colas y la simulación de Montecarlo se aplicaron en contextos militares y, posteriormente, empresariales [75]. Según Churchman [123] y Sagala [59], a partir de herramientas pioneras como el Kerrison Predictor, mostraron que la estadística y la modelación matemática podían apoyar decisiones complejas y estratégicas.

Herbert Simon [11], [63] propuso la racionalidad limitada, mostrando que los decisores no siempre eligen la alternativa óptima debido a restricciones cognitivas e informativas. Este planteamiento se convirtió en la base de los DSS en entornos de alta incertidumbre [45], [105].

En este periodo, el desempeño organizacional se asoció a métricas operativas y financieras como productividad, eficiencia y ROI, revelando la necesidad de contar con herramientas que tradujeran los avances cuantitativos en ventaja competitiva para las organizaciones [77], [79]. Así, los cimientos de la analítica se vincularon desde temprano al desempeño empresarial.

2. *Década de 1970–1980: Emergencia de los Sistemas de Apoyo a la Decisión (DSS) y Primeras Capacidades*

En los años setenta surgieron de manera formal los DSS, concebidos como herramientas interactivas para apoyar la toma de decisiones, estas integraban bases de datos, modelos analíticos e información del usuario para resolver problemas [124]. Su incorporación representó un avance significativo al acercar la analítica al ámbito de la gestión.

Al mismo tiempo, Cohen et al. [84] presentaron el modelo del “cubo de basura”, que mostró que las decisiones dentro de las organizaciones no suelen seguir procesos ordenados ni totalmente racionales. Este planteamiento subrayó la necesidad de crear sistemas capaces de enfrentar la incertidumbre y los entornos corporativos complejos.

Durante los años ochenta, la popularización de las hojas de cálculo y los Sistemas de Información Ejecutiva (Executive Information Systems, EIS) [85] permitió a los directivos contar con tableros estratégicos dinámicos. Asimismo, los sistemas expertos [86] aplicaron AI simbólica para capturar conocimiento especializado. [87] Subrayaron que la revolución de la información se había convertido en una nueva fuente de ventaja competitiva.

3. Década de 1990–2000: Madurez Técnica e Inteligencia de Negocios (BI)

En los noventa, el desarrollo de almacenes de datos [115] y el procesamiento analítico en línea (OLAP) expandió la capacidad de análisis multidimensional, posibilitando la minería de datos y el descubrimiento de patrones [116]. Estas innovaciones consolidaron la madurez técnica de los Sistemas de Apoyo a la Decisión (DSS) y la transición hacia la BI.

El conocimiento organizacional se consolidó como un activo estratégico central en la creación de valor [92]. Davenport et al. [45] reforzó esta idea al señalar que la “agilidad informacional” condiciona el desempeño organizacional, pues la calidad de la información se traduce en mayores niveles de competitividad.

El concepto de BI se estableció para describir un conjunto de herramientas orientadas a transformar datos en reportes descriptivos y tableros gerenciales [56], [119]. Aunque su alcance era retrospectivo, representó un avance hacia la sistematización de la información en la empresa y la creación de rutinas de decisión más estructuradas [125]. Fue un periodo en el que las organizaciones comprendieron que la calidad de los datos y la agilidad informacional podían traducirse en mejores resultados financieros y operativos [50].

4. Década de 2000–2010: El Auge de la Analítica de Negocios (BA)

Como se mencionó anteriormente a partir de la primera década del 2000, la BA se diferenció de la BI al enfocarse en métodos predictivos y prescriptivos [56]. Estas herramientas introdujeron el concepto de “competidores analíticos” [45], organizaciones que integraban sistemáticamente la analítica en su estrategia para obtener mejores resultados.

Según Chen et al. [17], [126] la BA fue tomando forma como un campo interdisciplinario que combina estadística, investigación de operaciones e AI. Su objetivo no se limitaba a describir el pasado, sino también anticipar escenarios futuros y sugerir cursos de acción.

Con el tiempo, el impacto de la BA en el desempeño se hizo más evidente: mejoró la velocidad en la toma de decisiones [56], la calidad de las mismas [59], y mostro relación positiva con indicadores financieros (ROI, crecimiento de ventas) [36] y logros operativos vinculados a la productividad [22].

En este periodo se introdujo el concepto de BAC, definido como la combinación de infraestructura tecnológica, habilidades humanas y habilidades gerenciales [44]. Estas capacidades se reconocieron como elementos mediadores capaces de transformar la inversión en herramientas analíticas en beneficios estratégicos concretos. Sin embargo, autores como Kumar [121] señalaron que el tamaño del impacto dependía de consolidar una cultura orientada a los datos (DDC) que conectara la tecnología y la creación de valor para la organización.

5. Década de 2010–2020: Big Data y consolidación de las Capacidades de Analítica de Negocios (BAC).

La década de 2010 estuvo marcada por la irrupción del Big Data, que modificó de manera profunda el panorama de la analítica. Las organizaciones se vieron obligadas a enfrentar el reto de procesar grandes volúmenes de información con una creciente variedad y velocidad [15], [122]. Este escenario favoreció la adopción de machine learning, técnicas de minería avanzada y algoritmos prescriptivos, lo que expandió el alcance de la BA hacia contextos más dinámicos y estratégicos.

Las BAC se estructuraron en dimensiones tecnológicas, humanas, gerenciales y culturales [44], [101]. Estas capacidades se consolidaron como mediadoras entre analítica y desempeño, al permitir transformar datos en valor estratégico [50].

La evidencia empírica mostro que las BAC influyen de manera directa en el desempeño organizacional: calidad y velocidad de las decisiones, desempeño financiero, eficiencia operativa e innovación [106], [107]. Se destaca la analítica como una capacidad dinámica indispensable para sostener el valor estratégico y la adaptación empresarial [103], [109].

6. Década de 2020–2025: Inteligencia Artificial (AI), Gobernanza y Desempeño Estratégico

En la década actual, la AI se consolidó como la extensión natural de la BA [45], junto con el DL amplifican la capacidad de la BA para generar decisiones más rápidas y precisas [95]. Estas herramientas han permitido extender el impacto hacia procesos estratégicos, operativos y de innovación.

Entre los desafíos recientes destacan la gobernanza de datos y la ética algorítmica, hoy entendidas como capacidades organizacionales esenciales para garantizar la legitimidad de la analítica [10], [14]. Las discusiones se concentran en cómo promover sistemas analíticos transparentes y confiables.

En este contexto, las BAC se entienden como el “sistema nervioso central” de la organización, al coordinar información, talento y procesos estratégicos [110]. Investigaciones recientes muestran que un mayor nivel de madurez analítica se traduce en ventaja competitiva sostenible, resiliencia y un mejor desempeño financiero y no financiero [15], [127].

La trayectoria de los DSS y la consolidación de la BA muestran un proceso continuo de innovación tecnológica y aprendizaje organizacional. Desde los modelos cuantitativos iniciales hasta la integración actual de AI y Big Data, el valor ha estado en la capacidad de las organizaciones para combinar datos, herramientas y talento, conformando BAC que conectan la tecnología con el desempeño organizacional [15], [45], [122]. A continuación, se resumen los principales hitos de esta evolución, ver tabla 2.

Tabla 2: Evolución de los DSS, la BA y las BAC (1940–2025).

Década	Hitos tecnológicos y conceptuales	Capacidades analíticas asociadas	Impacto en desempeño organizacional	Autores relevantes
1940–1960	<ul style="list-style-type: none"> Desarrollo de investigación de operaciones Teoría de colas y simulación Montecarlo Primeras aplicaciones de computación en decisiones 	Capacidades cuantitativas y uso inicial de estadística en procesos de decisión.	Mejora en eficiencia y productividad en sectores militares y empresariales.	[1], [63], [75], [114], [123]
1970–1980	<ul style="list-style-type: none"> Surgimiento formal de los DSS (modelos interactivos basados en TI). Desarrollo de sistemas expertos. 	Capacidades organizacionales básicas; formalización de conocimiento experto en entornos digitales.	Agilidad en decisiones y soporte a la planificación, con alcance estratégico limitado.	[83], [84], [86]
1990–2000	<ul style="list-style-type: none"> Almacenes de datos, OLAP Minería de datos. Consolidación de la Inteligencia de Negocios (BI). 	Capacidades de información y aprendizaje organizacional (conocimiento como recurso estratégico).	Eficiencia operativa, vínculos con ventaja competitiva.	[51], [87], [92], [115]
2000–2009	<ul style="list-style-type: none"> Popularización de BA. Modelos predictivos/prescriptivos. Concepto de “competidores analíticos”. 	Introducción de las BAC (tecnológicas, humanas, culturales y de gestión).	Mejora de decisiones estratégicas, ROI y productividad; cultura <i>data-driven</i> . DDC	[17], [20], [121]
2010–2019	<ul style="list-style-type: none"> Expansión de Big Data. Machine learning. Análítica avanzada integrada a procesos. 	BAC: datos, tecnología, humanas y gerenciales.	Evidencia empírica de la mediación BAC/desempeño (financiero, operativo, innovación).	[36], [101], [103], [107]
2020–2025	<ul style="list-style-type: none"> Integración de IA. Deep learning. Estrategias data-driven. Gobernanza y ética algorítmica. 	BAC como recurso VRIN y capacidades dinámicas. Madurez analítica como diferenciador clave.	Innovación, agilidad, ventaja competitiva, desempeño financiero.	[14], [95], [109], [110], [128]

Fuente: Elaboración propia.

La revisión histórica evidencia que la evolución de la analítica, desde los modelos cuantitativos iniciales hasta la integración de AI y gobernanza de datos (Data Governance, DG), solo generó impacto real cuando se acompañó del desarrollo de capacidades organizacionales [5]. En este marco, las BAC surgieron como el vínculo que convierte la adopción tecnológica en valor estratégico.

IV. CONCLUSIONES

Este recorrido histórico, evidenció que la toma de decisiones organizacionales evolucionó progresiva y no linealmente desde prácticas predominantemente intuitivas hacia enfoques racionales y, posteriormente, a los enfoques basados en datos. En las primeras etapas, el juicio humano y la experiencia dominaron el proceso decisional, los cuales estaban condicionados por la limitada disponibilidad de información, estructuras organizacionales centralizadas y la ausencia de marcos analíticos desarrollados.

Posteriormente, la incorporación de modelos racionales y cuantitativos dieron más consistencia, trazabilidad y justificación de las decisiones en contextos organizacionales cada vez más complejos. Finalmente, la integración de enfoques cognitivos como la racionalidad limitada, las heurísticas y la teoría del proceso dual permitieron superar visiones dicotómicas entre intuición y racionalidad, mostrando que la toma de decisiones organizacionales combina de manera dinámica componentes analíticos, intuitivos y contextuales. Esta trayectoria confirma que la evolución del proceso decisional fue impulsada tanto por avances teóricos como por transformaciones tecnológicas y organizacionales, asentando las bases para enfoques orientados al uso sistemático de datos.

La segunda conclusión reconoce como la generación de sistemas y herramientas analíticas han mantenido una tendencia evolutiva claramente identificable. Los DSS representan los primeros desarrollos estructurados para facilitar la toma de decisiones semiprogramadas mediante modelos y datos, seguidos por la BI, que facilitó la integración, visualización y análisis descriptivo de información organizacional.

A partir de la década del 2000, la consolidación de la BA representó un punto de inflexión al ampliar el alcance de la BI e incorporar capacidades predictivas y prescriptivas. La literatura revisada confirma que la BI no desaparece, sino que se incorpora como el nivel descriptivo fundacional dentro de un ecosistema analítico más amplio, en el cual la BA actúa como el marco integrador que permite avanzar desde la comprensión del pasado hacia la anticipación y optimización de decisiones futuras

La tercera conclusión, sustenta que la evolución de disciplinas cuantitativas, la analítica de datos, y el mismo desarrollo tecnológico han aportado herramientas interactivas que apoyan la toma de decisiones, incorporando bases de datos, modelos analíticos e información del usuario para resolver problemas. Su desarrollo facilitó la integración de la analítica a la gestión empresarial, sin embargo, el análisis permitió identificar que disponer de ellas no garantiza una toma de decisiones más eficiente ni óptimos resultados en la organización.

Basado en lo anterior, se identificó que las BAC constituyen en el constructo fundamental que explica cómo las organizaciones transforman el potencial técnico de la BA en conocimiento disponible. Las propuestas teóricas permiten conceptualizar las BAC como una capacidad organizacional que integra recursos tecnológicos, la dimensión humana y la gestión, facilitando la coordinación entre la infraestructura analítica, las habilidades técnicas y gerenciales, así como sus procesos organizacionales, transformándose en el mecanismo que integra el uso efectivo de la BA con las capacidades de los gerentes y la organización mejorando de esta manera la calidad, velocidad y coherencia del proceso decisional. Las BAC se constituyen en el factor clave que permite distinguir entre organizaciones que simplemente adoptan tecnologías analíticas y aquellas que logran extraer valor estratégico de su información.

La cuarta conclusión permite articular los constructos de BA, BAC y desempeño organizacional desde una perspectiva coherente. La evidencia sugiere que la BA constituye el conjunto de herramientas y métodos analíticos; las BAC, el mecanismo organizacional que habilita su uso efectivo; y el desempeño organizacional, el resultado observable de dicha articulación. Esta relación no es directa ni automática, sino mediada por la capacidad de las organizaciones para integrar datos, modelos analíticos y juicio humano en procesos decisionales alineados con la estrategia. Desde este enfoque, el artículo presenta como el impacto de la analítica sobre el desempeño depende de menor grado de la sofisticación tecnológica y más del desarrollo de capacidades organizacionales transformando los datos en decisiones de valor. Esta integración teórica contribuye a cerrar brechas identificadas en revisiones previas y constituye una base de conocimiento para futuras el desarrollo de investigaciones teóricas y experimentales enfocadas a analizar las variables específicas mediante las cuales las BAC median la relación entre BA y desempeño organizacional

Finalmente, la revisión desarrollada en la última década analizada permite identificar que el auge de la AI generativa podría asumir roles de decisor autónomo, planteando un nuevo proceso de toma de decisiones a nivel organizacional. En este contexto el proceso de toma de decisiones buscará un equilibrio entre el juicio humano y la analítica de datos.

¿Será este un nuevo momento en el cual el desempeño de las organizaciones no dependa del tomador de decisiones tradicional?

V. REFERENCIAS

- [1] H. A. Simon, “A Behavioral Model of Rational Choice”, *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 69, núm. 1, p. 99, feb. 1955, doi: [10.2307/1884852](https://doi.org/10.2307/1884852).
- [2] L. Hurbean, F. Militaru, V. P. Munteanu, D. Danaia, D. Fotache, y M. Muntean, “Assessing the Influence of Business Intelligence and Analytics and Data-Driven Culture on Managerial Performance: Evidence from Romania”, *Systems*, vol. 13, núm. 1, p. 2, dic. 2024, doi: [10.3390/systems13010002](https://doi.org/10.3390/systems13010002).
- [3] M. Tavana, “The art and science of business analytics: A journey from data to action”, *Decision Analytics Journal*, vol. 14, p. 100554, mar. 2025, doi: [10.1016/j.dajour.2025.100554](https://doi.org/10.1016/j.dajour.2025.100554).
- [4] M. M. D. Medeiros y A. C. G. Maçada, “Competitive advantage of data-driven analytical capabilities: the role of big data visualization and of organizational agility”, *MD*, vol. 60, núm. 4, pp. 953–975, mar. 2022, doi: [10.1108/MD-12-2020-1681](https://doi.org/10.1108/MD-12-2020-1681).
- [5] A. Persaud y J. Zare, “Beyond Technological Capabilities: The Mediating Effects of Analytics Culture and Absorptive Capacity on Big Data Analytics Value Creation in Small- and Medium-Sized Enterprises”, *IEEE Trans. Eng. Manage.*, vol. 71, pp. 7147–7159, 2024, doi: [10.1109/TEM.2023.3249415](https://doi.org/10.1109/TEM.2023.3249415).
- [6] P. Korherr y D. Kanbach, “Human-related capabilities in big data analytics: a taxonomy of human factors with impact on firm performance”, *Rev Manag Sci*, vol. 17, núm. 6, pp. 1943–1970, ago. 2023, doi: [10.1007/s11846-021-00506-4](https://doi.org/10.1007/s11846-021-00506-4).
- [7] M. Bahrami y S. Shokouhyar, “The role of big data analytics capabilities in bolstering supply chain resilience and firm performance: a dynamic capability view”, *ITP*, vol. 35, núm. 5, pp. 1621–1651, jul. 2022, doi: [10.1108/ITP-01-2021-0048](https://doi.org/10.1108/ITP-01-2021-0048).
- [8] V. Imende-Obonyo, J. M. Njihia, y X. N. Iraki, “User readiness as a determinant for use of big data analytics: A case of state corporations in Kenya”, *E J Info Sys Dev Countries*, vol. 90, núm. 5, p. e12327, sep. 2024, doi: [10.1002/isd2.12327](https://doi.org/10.1002/isd2.12327).
- [9] V.-H. Trieu et al., “Applying and Extending the Theory of Effective Use in a Business Intelligence Context”, *MISQ*, vol. 46, núm. 1, pp. 645–678, feb. 2022, doi: [10.25300/MISQ/2022/14880](https://doi.org/10.25300/MISQ/2022/14880).
- [10] I. A. Fattah, “Decision making performance of business analytics capabilities: the role of big data literacy and analytics competency”, *BPMJ*, vol. 30, núm. 6, pp. 2096–2126, oct. 2024, doi: [10.1108/BPMJ-11-2023-0894](https://doi.org/10.1108/BPMJ-11-2023-0894).
- [11] M. Zhang, Y. Wang, y W. Wang, “Big data analytics managerial skills and organizational agility: a moderated mediation model”, *IMDS*, vol. 125, núm. 1, pp. 168–191, ene. 2025, doi: [10.1108/IMDS-01-2024-0053](https://doi.org/10.1108/IMDS-01-2024-0053).
- [12] X. Parra, X. Tort-Martorell, F. Alvarez-Gomez, y C. Ruiz-Viñals, “Chronological Evolution of the Information-Driven Decision-Making Process (1950–2020)”, *J Knowl Econ*, vol. 14, núm. 3, pp. 2363–2394, sep. 2023, doi: [10.1007/s13132-022-00917-y](https://doi.org/10.1007/s13132-022-00917-y).
- [13] F. Franke y M. R. W. Hiebl, “Big data and decision quality: the role of management accountants’ data analytics skills”, *IJAIM*, vol. 31, núm. 1, pp. 93–127, ene. 2023, doi: [10.1108/IJAIM-12-2021-0246](https://doi.org/10.1108/IJAIM-12-2021-0246).
- [14] Á. Szukits, “The illusion of data-driven decision making—The mediating effect of digital orientation and controllers’ added value in explaining organizational implications of advanced analytics”, *Journal of Management Control*, vol. 33, núm. 3, pp. 403–446, 2022.
- [15] P. Mikalef, M. Boura, G. Lekakos, y J. Krogstie, “Big data analytics and firm performance: Findings from a mixed-method approach”, *Journal of Business Research*, vol. 98, pp. 261–276, may 2019, doi: [10.1016/j.jbusres.2019.01.044](https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.01.044).
- [16] J. Chen, Z. Wan, F. Zhang, N. Park, A. Zheng, y J. Zhao, “Evaluation and comparison of the development performances of typical free trade port zones in China”, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, vol. 118, pp. 506–526, dic. 2018, doi: [10.1016/j.tra.2018.09.009](https://doi.org/10.1016/j.tra.2018.09.009).
- [17] L.-T. Chen, “Dynamic supply chain coordination under consignment and vendor-managed inventory in retailer-centric B2B electronic markets”, *Industrial Marketing Management*, vol. 42, núm. 4, pp. 518–531, may 2013, doi: [10.1016/j.indmarman.2013.03.004](https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2013.03.004).
- [18] E. Turban, J. E. Aronson, y T.-P. Liang, “Decision support system and intelligent system”, 2005.
- [19] T. Batista, M. Bronzo, y M. W. Barbosa, “The effects of big data analytics capabilities on agile software development practices and project performance: a dynamic capabilities view perspective”, *International Journal of Managing Projects in Business*, vol. 18, núm. 3, pp. 479–505, jul. 2025, doi: [10.1108/IJMPB-12-2024-0306](https://doi.org/10.1108/IJMPB-12-2024-0306).
- [20] T. H. Davenport y J. G. Harris, “The Dark Side of Customer Analytics”, 2007.
- [21] D. K. Sah, T. Amgoth, y K. Cengiz, “Energy efficient medium access control protocol for data collection in wireless sensor network: A Q-learning approach”, *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, vol. 53, p. 102530, oct. 2022, doi: [10.1016/j.seta.2022.102530](https://doi.org/10.1016/j.seta.2022.102530).
- [22] J. Yin y V. Fernandez, “A systematic review on business analytics”, *JTEM*, vol. 13, núm. 2, p. 283, may 2020, doi: [10.3926/jiem.3030](https://doi.org/10.3926/jiem.3030).
- [23] V. K. Ganesan, S. Vinodh, M. Sundararaman, M. V. Rani, y M. Mathirajan, “Special Issue on Contemporary Research Studies in Operations Research, Business Analytics, and Business Intelligence”, *Int. j. math. eng. manag. sci.*, vol. 10, núm. 3, pp. 598–600, jun. 2025, doi: [10.33889/IJMEMS.2025.10.3.031](https://doi.org/10.33889/IJMEMS.2025.10.3.031).
- [24] A. M. Abubakar, A. Türkmen, V. Işık, P. Mikalef, y O. Turel, “Exploring the complementary effects of business analytics capabilities and π -shaped skills on innovation outcomes”, *European Journal of Information Systems*, vol. 34, núm. 1, pp. 146–163, ene. 2025, doi: [10.1080/0960085X.2024.2304030](https://doi.org/10.1080/0960085X.2024.2304030).

- [25] E. Bayraktar, E. Tatoglu, A. S. Aydiner, y D. Delen, “Business Analytics Adoption and Technological Intensity: An Efficiency Analysis”, *Inf Syst Front*, vol. 26, núm. 4, pp. 1509–1526, ago. 2024, doi: [10.1007/s10796-023-10424-3](https://doi.org/10.1007/s10796-023-10424-3).
- [26] R. Mehdikhani, C. Valmohammadi, y R. Taraz, “The influence of business analytics on supply chain ambidexterity: the mediating role of market learning”, *VJIKMS*, vol. 55, núm. 4, pp. 951–977, jun. 2025, doi: [10.1108/VJIKMS-12-2023-0344](https://doi.org/10.1108/VJIKMS-12-2023-0344).
- [27] P. Maroufkhani, W. K. Wan Ismail, y M. Ghobakhloo, “Big data analytics adoption model for small and medium enterprises”, *JSTPM*, vol. 11, núm. 4, pp. 483–513, may 2020, doi: [10.1108/JSTPM-02-2020-0018](https://doi.org/10.1108/JSTPM-02-2020-0018).
- [28] Z. Khan y T. Vorley, “Big data text analytics: an enabler of knowledge management”, *Journal of Knowledge Management*, vol. 21, núm. 1, pp. 18–34, 2017.
- [29] I. Wisnubhadra, S. S. K. Baharin, y N. Herman, “Open Spatiotemporal Data Warehouse for Agriculture Production Analytics”, *IJIES*, vol. 13, núm. 6, pp. 419–431, dic. 2020, doi: [10.22266/ijies2020.1231.37](https://doi.org/10.22266/ijies2020.1231.37).
- [30] S. Fosso Wamba, M. M. Queiroz, L. Wu, y U. Sivarajah, “Big data analytics-enabled sensing capability and organizational outcomes: assessing the mediating effects of business analytics culture”, *Ann Oper Res*, vol. 333, núm. 2–3, pp. 559–578, feb. 2024, doi: [10.1007/s10479-020-03812-4](https://doi.org/10.1007/s10479-020-03812-4).
- [31] P. Mikalef, I. O. Pappas, J. Krogstie, y P. A. Pavlou, “Big data and business analytics: A research agenda for realizing business value”, *Information & Management*, vol. 57, núm. 1, p. 103237, ene. 2020, doi: [10.1016/j.im.2019.103237](https://doi.org/10.1016/j.im.2019.103237).
- [32] E. Brynjolfsson y A. McAfee, *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. WW Norton & company, 2014.
- [33] M. Orero-Blat, A. L. Leal Rodríguez, y D. Palacios-Marqués, “The strategic advantage of innovative organizational culture: An exploratory analysis in digital transformation and big data analytics capabilities”, *Journal of Management & Organization*, vol. 31, núm. 2, pp. 443–462, mar. 2025, doi: [10.1017/jmo.2024.74](https://doi.org/10.1017/jmo.2024.74).
- [34] P. Madhala, H. Li, y N. Helander, “Developing data analytics capabilities: integrating the information systems success model and the resource-based view”, *IMDS*, vol. 124, núm. 7, pp. 2364–2387, jul. 2024, doi: [10.1108/IMDS-09-2023-0653](https://doi.org/10.1108/IMDS-09-2023-0653).
- [35] S. Neiroukh, O. L. Emeagwali, y H. Y. Aljuhmani, “Artificial intelligence capability and organizational performance: unraveling the mediating mechanisms of decision-making processes”, *MD*, jun. 2024, doi: [10.1108/MD-10-2023-1946](https://doi.org/10.1108/MD-10-2023-1946).
- [36] S. Chatterjee, R. Chaudhuri, y D. Vrontis, “Does data-driven culture impact innovation and performance of a firm? An empirical examination”, *Ann Oper Res*, vol. 333, núm. 2–3, pp. 601–626, feb. 2024, doi: [10.1007/s10479-020-03887-z](https://doi.org/10.1007/s10479-020-03887-z).
- [37] R. F. Baumeister y M. R. Leary, “Writing Narrative Literature Reviews”, *Review of General Psychology*, vol. 1, núm. 3, pp. 311–320, 1997.
- [38] M. J. Grant y A. Booth, “A typology of reviews: an analysis of 14 review types and associated methodologies”, *Health Info Libraries J*, vol. 26, núm. 2, pp. 91–108, jun. 2009, doi: [10.1111/j.1471-1842.2009.00848.x](https://doi.org/10.1111/j.1471-1842.2009.00848.x).
- [39] R. Ferrari, “Writing narrative style literature reviews”, *Medical Writing*, vol. 24, núm. 4, pp. 230–235, dic. 2015, doi: [10.1179/2047480615Z.000000000329](https://doi.org/10.1179/2047480615Z.000000000329).
- [40] A. Basheer, “The Art and Science of Writing Narrative Reviews”, *International Journal of Advanced Medical and Health Research*, vol. 9, núm. 2, pp. 124–126, jul. 2022, doi: [10.4103/ijamr.ijamr_234_22](https://doi.org/10.4103/ijamr.ijamr_234_22).
- [41] F. Arias-Odón, “El artículo de revisión narrativa: nivel de evidencia y validez científica. Revisión semi-sistemática”, *e-Ciencias de la Información*, ene. 2025, doi: [10.15517/eci.v15i1.59584](https://doi.org/10.15517/eci.v15i1.59584).
- [42] C. Post, R. Sarala, C. Gatrell, y J. E. Prescott, “Advancing Theory with Review Articles”, *J Management Studies*, vol. 57, núm. 2, pp. 351–376, mar. 2020, doi: [10.1111/joms.12549](https://doi.org/10.1111/joms.12549).
- [43] F. Ciampi, G. Marzi, S. Demi, y M. Faraoni, “The big data-business strategy interconnection: a grand challenge for knowledge management. A review and future perspectives”, *JKM*, vol. 24, núm. 5, pp. 1157–1176, jun. 2020, doi: [10.1108/JKM-02-2020-0156](https://doi.org/10.1108/JKM-02-2020-0156).
- [44] R. Cosic, G. Shanks, y S. B. Maynard, “A business analytics capability framework”, *AJIS*, vol. 19, sep. 2015, doi: [10.3127/ajis.v19i0.1150](https://doi.org/10.3127/ajis.v19i0.1150).
- [45] T. H. Davenport, J. G. Harris, R. Morison, J. Kim, y D. J. Patil, *Analytics and big data: the Davenport collection*. Boston Massachusetts: Harvard Business Press, 2014.
- [46] Chidera Victoria Ibeh, Onyeka Franca Asuzu, Temidayo Olorunsogo, Oluwafunmi Adijat Elufioye, Ndubuisi Leonard Nduubuisi, y Andrew Ifesinachi Daraojimba, “Business analytics and decision science: A review of techniques in strategic business decision making”, *World J. Adv. Res. Rev.*, vol. 21, núm. 2, pp. 1761–1769, feb. 2024, doi: [10.30574/wjarr.2024.21.2.0247](https://doi.org/10.30574/wjarr.2024.21.2.0247).
- [47] A. Khan, Md. S. Talukder, Q. T. Islam, y A. K. M. N. Islam, “The impact of business analytics capabilities on innovation, information quality, agility and firm performance: the moderating role of industry dynamism”, *VJIKMS*, vol. 54, núm. 5, pp. 1124–1152, jul. 2024, doi: [10.1108/VJIKMS-01-2022-0027](https://doi.org/10.1108/VJIKMS-01-2022-0027).
- [48] A. Tversky y D. Kahneman, “Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases: Biases in judgments reveal some heuristics of thinking under uncertainty.”, *science*, vol. 185, núm. 4157, pp. 1124–1131, 1974.
- [49] C. Holsapple, A. Lee-Post, y R. Pakath, “A unified foundation for business analytics”, *Decision Support Systems*, vol. 64, pp. 130–141, ago. 2014, doi: [10.1016/j.dss.2014.05.013](https://doi.org/10.1016/j.dss.2014.05.013).
- [50] G. Shanks y N. Bekmamedova, “Achieving benefits with business analytics systems: an evolutionary process perspective”, *Journal of Decision Systems*, vol. 21, núm. 3, pp. 231–244, ago. 2012, doi: [10.1080/12460125.2012.729182](https://doi.org/10.1080/12460125.2012.729182).
- [51] T. H. Davenport, L. Prusak, y L. Prusak, *Working Knowledge: How Organizations Manage What They Know*. USA: Harvard Business School Press, 1997.
- [52] G. Cao y Y. Duan, “Exploring the impact of business analytics on strategic decision-making in uncertain environments”, *Journal of Management Analytics*, vol. 11, núm. 4, pp. 577–600, oct. 2024, doi: [10.1080/23270012.2024.2420365](https://doi.org/10.1080/23270012.2024.2420365).
- [53] R. Hertwig, G. Barron, E. U. Weber, y I. Erev, “Decisions from experience and the effect of rare events in risky choice”, *Psychological science*, vol. 15, núm. 8, pp. 534–539, 2004.
- [54] J. Eatwell, M. Milgate, y P. Newman, Eds., *Utility and Probability*. London: Palgrave Macmillan UK, 1990. doi: [10.1007/978-1-349-20568-4](https://doi.org/10.1007/978-1-349-20568-4).
- [55] G. A. Klein, R. Calderwood, y A. Clinton-Cirocco, “RAPID DECISION MAKING ON THE FIRE GROUND”, *PROCEEDINGS OF THE HUMAN FACTORS SOCIETY*, vol. 30, núm. 6, pp. 576–580, sep. 1986.
- [56] M. A. M. Abdellatif, A. M. Abubakar, M. B. H. Elayan, y J. Abdelrahman. M. Hayajneh, “Business Analytics Capabilities and Decision Quality: The Mediating Roles of Decision Speed and Comprehensiveness”, *Information Systems Management*, vol. 41, núm. 1, pp. 91–108, ene. 2024, doi: [10.1080/10580530.2023.2179704](https://doi.org/10.1080/10580530.2023.2179704).
- [57] D. Kahneman y G. Klein, “Conditions for intuitive expertise: A failure to disagree.”, *American Psychologist*, vol. 64, núm. 6, pp. 515–526, 2009, doi: [10.1037/a0016755](https://doi.org/10.1037/a0016755).

- [58] A. Batool, T. Awan, y S. Chughtai, “Impact of CEO Overconfidence on Corporate Financing Decision with Mediating Role of Risk Perception”, *Business Review*, vol. 16, núm. 2, ene. 2022, doi: [10.54784/1990-6587.1375](https://doi.org/10.54784/1990-6587.1375).
- [59] P. Sagala, M. Wasesa, y Y. Sunitiyoso, “The Data Divide in Pharma: A Comparative Case Study of Business Analytics Capabilities Impact on Performance”, *IEEE Access*, vol. 12, pp. 130375–130397, 2024, doi: [10.1109/ACCESS.2024.3457762](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3457762).
- [60] A. Haleem, M. Javaid, R. P. Singh, R. Suman, y S. Khan, “Management 4.0: Concept, applications and advancements”, *Sustainable Operations and Computers*, vol. 4, pp. 10–21, 2023, doi: [10.1016/j.susoc.2022.10.002](https://doi.org/10.1016/j.susoc.2022.10.002).
- [61] B. Pochiraju y S. Seshadri, Eds., *Essentials of Business Analytics: An Introduction to the Methodology and its Applications*, vol. 264. en *International Series in Operations Research & Management Science*, vol. 264. Cham: Springer International Publishing, 2019. doi: [10.1007/978-3-319-68837-4](https://doi.org/10.1007/978-3-319-68837-4).
- [62] R. Terry, “George Principios de Administración”, Traducida por Emilio M. Buenos Aires: Editorial el Atenea, 1961.
- [63] H. A. Simon, “A Comment on” *The Science of Public Administration*”, *Public Administration Review*, vol. 7, núm. 3, pp. 200–203, 1947.
- [64] H. J. Einhorn y R. M. Hogarth, “Behavioral decision theory: Processes of judgment and choice”, *Journal of Accounting Research*, pp. 1–31, 1981.
- [65] D. Kahneman y A. Tversky, “On the interpretation of intuitive probability: a reply to Jonathan Cohen.”, 1979.
- [66] G. B. Chapman y E. J. Johnson, “Incorporating the irrelevant: Anchors in judgments of belief and value”, *Heuristics and biases: The psychology of intuitive judgment*, núm. 120–138, 2002.
- [67] B. De Martino, D. Kumaran, B. Seymour, y R. J. Dolan, “Frames, biases, and rational decision-making in the human brain”, *science*, vol. 313, núm. 5787, pp. 684–687, 2006.
- [68] J. S. B. Evans, “Dual-processing accounts of reasoning, judgment, and social cognition”, *Annu. Rev. Psychol.*, vol. 59, núm. 1, pp. 255–278, 2008.
- [69] L. J. Curley, R. MacLean, J. Murray, y P. Laybourn, “Decision science: a new hope”, *Psychological reports*, vol. 122, núm. 6, pp. 2417–2439, 2019.
- [70] A. H. I. Lee, H.-J. Chang, y C.-Y. Lin, “An evaluation model of buyer–supplier relationships in high-tech industry — The case of an electronic components manufacturer in Taiwan”, *Computers & Industrial Engineering*, vol. 57, núm. 4, pp. 1417–1430, nov. 2009, doi: [10.1016/j.cie.2009.07.012](https://doi.org/10.1016/j.cie.2009.07.012).
- [71] B. Brehmer, “Man as a stabiliser of systems: From static snapshots of judgement processes to dynamic decision making”, *Thinking & Reasoning*, vol. 2, núm. 2–3, pp. 225–238, 1996.
- [72] Y. L. Shing, M. Werkle-Bergner, Y. Brehmer, V. Müller, S.-C. Li, y U. Lindenberger, “Episodic memory across the lifespan: The contributions of associative and strategic components”, *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, vol. 34, núm. 7, pp. 1080–1091, 2010.
- [73] M. D. Lee y T. D. Cummins, “Evidence accumulation in decision making: Unifying the ‘take the best’ and the ‘rational’ models”, *Psychonomic bulletin & review*, vol. 11, núm. 2, pp. 343–352, 2004.
- [74] M. Schmitt, “Deep learning in business analytics: A clash of expectations and reality”, *International Journal of Information Management Data Insights*, vol. 3, núm. 1, p. 100146, abr. 2023, doi: [10.1016/j.ijime.2022.100146](https://doi.org/10.1016/j.ijime.2022.100146).
- [75] P. M. S. Blackett, “Operational Research”, *Operational Research Quarterly*, vol. 1, núm. 1, pp. 3–6, 1950.
- [76] C. W. Churchman, “Statistics, Pragmatics, Induction”, *Philos. of Sci.*, vol. 15, núm. 3, pp. 249–268, jul. 1948, doi: [10.1086/286991](https://doi.org/10.1086/286991).
- [77] M. Friedman y L. J. Savage, “The Expected-Utility Hypothesis and the Measurability of Utility”, *Journal of Political Economy*, vol. 60, núm. 6, pp. 463–474, dic. 1952, doi: [10.1086/257308](https://doi.org/10.1086/257308).
- [78] R. D. Luce y H. Raiffa, “A Survey of Theory of Games”, *Bureau of Applied Social Research*, 1954.
- [79] O. Morgenstern, “ECONOMICS AND THE THEORY OF GAMES I”, *Kyklos*, vol. 3, núm. 4, pp. 294–308, nov. 1949, doi: [10.1111/j.1467-6435.1949.tb00477.x](https://doi.org/10.1111/j.1467-6435.1949.tb00477.x).
- [80] C. H. Kepner y B. B. Tregoe, “DEVELOPING DECISION MAKERS”, *Harvard Business Review*, 1965.
- [81] H. Raiffa, J. W. Pratt, y R. Schlaifer, “The Foundations of Decision Under Uncertainty: An Elementary Exposition”, 1961.
- [82] C. A. B. Smith, “Consistency in Statistical Inference and Decision”, *Journal of the Royal Statistical Society*, vol. 23, núm. 1, pp. 1–37, 1961.
- [83] G. A. Gorry y M. S. S. Morton, “A framework for management information systems”, *MASSACHUSETTS INSTITUTE OF TECHNOLOGY 50 MEMORIAL DRIVE*, 1971.
- [84] M. D. Cohen, J. G. March, y J. P. Olsen, “A Garbage Can Model of Organizational Choice”, *Administrative Science Quarterly*, vol. 17, núm. 1, p. 1, mar. 1972, doi: [10.2307/2392088](https://doi.org/10.2307/2392088).
- [85] J. F. Rockart, L. Ball, y C. V. Bullen, “Future role of the information systems executive”, *MIS quarterly*, pp. 1–14, 1982.
- [86] E. A. Feigenbaum y P. McCorduck, *The fifth generation*. Pan Books London, 1984.
- [87] M. E. Porter y V. E. Millar, “How Information Gives You Competitive Advantage”, *Harvard Business Review*, 1985.
- [88] I. L. Janis, “GROUPTHINK AND GROUP DYNAMICS: A SOCIAL PSYCHOLOGICAL ANALYSIS OF DEFECTIVE POLICY DECISIONS*”, *Policy Studies Journal*, vol. 2, núm. 1, pp. 19–25, sep. 1973, doi: [10.1111/j.1541-0072.1973.tb00117.x](https://doi.org/10.1111/j.1541-0072.1973.tb00117.x).
- [89] A. Tversky, “Choice by elimination”, *Journal of Mathematical Psychology*, vol. 9, núm. 4, pp. 341–367, nov. 1972, doi: [10.1016/0022-2496\(72\)90011-9](https://doi.org/10.1016/0022-2496(72)90011-9).
- [90] I. A. Ajah y H. F. Nweke, “Big Data and Business Analytics: Trends, Platforms, Success Factors and Applications”, *BDCC*, vol. 3, núm. 2, p. 32, jun. 2019, doi: [10.3390/bdcc3020032](https://doi.org/10.3390/bdcc3020032).
- [91] A. Sahay, “Business Analytics and Business Intelligence”, *HBP*, vol. 2, 2020.
- [92] C. W. Choo, “The knowing organization: How organizations use information to construct meaning, create knowledge and make decisions”, *International Journal of Information Management*, vol. 16, núm. 5, pp. 329–340, oct. 1996, doi: [10.1016/0268-4012\(96\)00020-5](https://doi.org/10.1016/0268-4012(96)00020-5).
- [93] S. Krishnamoorthi y S. K. Mathew, “Business analytics and business value: A comparative case study”, *Information & Management*, vol. 55, núm. 5, pp. 643–666, jul. 2018, doi: [10.1016/j.im.2018.01.005](https://doi.org/10.1016/j.im.2018.01.005).
- [94] S. Liu, O. Liu, y J. Chen, “A Review on Business Analytics: Definitions, Techniques, Applications and Challenges”, *Mathematics*, vol. 11, núm. 4, p. 899, feb. 2023, doi: [10.3390/math11040899](https://doi.org/10.3390/math11040899).
- [95] Y. Liu, I. R. Alzahrani, R. A. Jaleel, y S. A. Sulaie, “An efficient smart data mining framework based cloud internet of things for developing artificial intelligence of marketing information analysis”, *Information Processing & Management*, vol. 60, núm. 1, p. 103121, ene. 2023, doi: [10.1016/j.ipm.2022.103121](https://doi.org/10.1016/j.ipm.2022.103121).

- [96] Babalola, Olanrewaju Emmanuel y Folorunso, Esther Oluwabusayo, “Business Analytics: From Big Data to Brief Details”, theijst, abr. 2024, doi: [10.24940/theijst/2024/v12/i1/ST2401-002](https://doi.org/10.24940/theijst/2024/v12/i1/ST2401-002).
- [97] V. D, Dr. M. Kumar, y Dr. P. Knowles, “EMERGENCE OF BUSINESS ANALYTICS”, en *Futuristic Trends in Management Volume 2 Book 5*, Dr. D. Arora, Dr. V. D. Malagatti, Dr. K. Rawal, Dr. V. Sajan, Dr. P. Knowles, Dr. Z. Pasha, A. J. Bhondave, S. Chowdhury, Dr. R. Patel, Dr. Pratiha, P. D. K. S. Gupta, M. S. T, R. B. Chauhan, Dr. R. Mishra, R. Sinha, Dr. M. Khan, Dr. A. Bhatia, M. S, Dr. S. Choudhury, Dr. S. S. Shukla, y A. W S, Eds., Iterative International Publishers, Selfpage Developers Pvt Ltd, 2023, pp. 128–136. doi: [10.58532/V2BSSP2CH4](https://doi.org/10.58532/V2BSSP2CH4).
- [98] C. C. Dinulescu, K. Alshare, y V. Prybutok, “Decoding business analytics: discovering the hidden core through a novel taxonomy”, *IMDS*, vol. 125, núm. 2, pp. 711–737, ene. 2025, doi: [10.1108/IMDS-03-2024-0255](https://doi.org/10.1108/IMDS-03-2024-0255).
- [99] K. Lepenioti, A. Bousdekis, D. Apostolou, y G. Mentzas, “Prescriptive analytics: Literature review and research challenges”, *International Journal of Information Management*, vol. 50, pp. 57–70, feb. 2020, doi: [10.1016/j.ijinfomgt.2019.04.003](https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.04.003).
- [100] C. Valmohammadi, M. Sadeghi, R. Taraz, y R. Mehdikhani, “Business analytics, corporate entrepreneurship, and open innovation”, *MD*, vol. 62, núm. 6, pp. 1977–2001, jun. 2024, doi: [10.1108/MD-04-2023-0502](https://doi.org/10.1108/MD-04-2023-0502).
- [101] R. Vidgen, S. Shaw, y D. B. Grant, “Management challenges in creating value from business analytics”, *European Journal of Operational Research*, vol. 261, núm. 2, pp. 626–639, sep. 2017, doi: [10.1016/j.ejor.2017.02.023](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.02.023).
- [102] Y. Duan, G. Cao, y J. S. Edwards, “Understanding the impact of business analytics on innovation”, *European Journal of Operational Research*, vol. 281, núm. 3, pp. 673–686, mar. 2020, doi: [10.1016/j.ejor.2018.06.021](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.06.021).
- [103] P. Mikalef, I. O. Pappas, J. Krogstie, y M. Giannakos, “Big data analytics capabilities: a systematic literature review and research agenda”, *Inf Syst E-Bus Manage*, vol. 16, núm. 3, pp. 547–578, ago. 2018, doi: [10.1007/s10257-017-0362-y](https://doi.org/10.1007/s10257-017-0362-y).
- [104] C.-H. Wang, “Using quality function deployment to conduct vendor assessment and supplier recommendation for business-intelligence systems”, *Computers & Industrial Engineering*, vol. 84, pp. 24–31, jun. 2015, doi: [10.1016/j.cie.2014.10.005](https://doi.org/10.1016/j.cie.2014.10.005).
- [105] C. Holsapple, A. Lee-Post, y R. Pakath, “A unified foundation for business analytics”, *Decision Support Systems*, vol. 64, pp. 130–141, ago. 2014, doi: [10.1016/j.dss.2014.05.013](https://doi.org/10.1016/j.dss.2014.05.013).
- [106] S. Chatterjee, R. Chaudhuri, D. Vrontis, y A. Thrassou, “Impacts of big data analytics adoption on firm sustainability performance”, *QRFM*, vol. 15, núm. 4, pp. 589–607, jul. 2023, doi: [10.1108/QRFM-01-2022-0005](https://doi.org/10.1108/QRFM-01-2022-0005).
- [107] D. T. W. Wong y E. W. T. Ngai, “The effects of analytics capability and sensing capability on operations performance: the moderating role of data-driven culture”, *Ann Oper Res*, vol. 350, núm. 2, pp. 781–816, jul. 2025, doi: [10.1007/s10479-023-05241-5](https://doi.org/10.1007/s10479-023-05241-5).
- [108] J. B. Barney, “Resource-based theories of competitive advantage: A ten-year retrospective on the resource-based view”, *Journal of Management*, vol. 27, pp. 643–650, 2001.
- [109] D. J. Teece, “The Foundations of Enterprise Performance: Dynamic and Ordinary Capabilities in an (Economic) Theory of Firms”, *AMP*, vol. 28, núm. 4, pp. 328–352, nov. 2014, doi: [10.5465/amp.2013.0116](https://doi.org/10.5465/amp.2013.0116).
- [110] B. Urban, J. Chen, y G. Reuben, “Developing an effective data-led strategy: managing the enablers”, *MD*, vol. 62, núm. 5, pp. 1668–1686, may 2024, doi: [10.1108/MD-03-2023-0458](https://doi.org/10.1108/MD-03-2023-0458).
- [111] N. Begum, S. R. Karim, y M. Ali, “TRANSFORMING INSIGHTS INTO ACTION: THE INFLUENCE OF BUSINESS ANALYTICS ON CORPORATE STRATEGY DEVELOPMENT”, vol. 1, núm. 5, 2024.
- [112] K. Khawaldeh, F. T. Awamleh, y A. M. Al-Momani, “Data-driven strategic decisions: Leveraging business analytics and big data to improve decision-making insights in the international organizations”, *10.5267/j.jpj*, vol. 10, núm. 1, pp. 61–70, 2025, doi: [10.5267/j.jpj.2024.11.002](https://doi.org/10.5267/j.jpj.2024.11.002).
- [113] C. E. Shannon, “A mathematical theory of communication”, *The Bell system technical journal*, vol. 27, núm. 3, pp. 379–423, 1948.
- [114] H. A. Simon, “Theories of Decision-Making in Economics and Behavioral Science”, *American Economic Association*, vol. 49, núm. 3, pp. 253–283, 1959.
- [115] E. F. Codd, S. B. Codd, y C. T. Salley, “Providing OLAP (on-line analytical processing) to user-analysts”, *An IT Mandate. White Paper. Arbor Software Corporation*, vol. 4, 1993.
- [116] U. Fayyad, G. Piatesky-Shapiro, y P. Smyth, “From data mining to knowledge discovery in databases”, *AI magazine*, vol. 17, núm. 3, pp. 37–37, 1996.
- [117] H. Dresner, *The performance management revolution: business results through insight and action*. Hoboken, N.J: Wiley, 2008.
- [118] D. J. Power, “Web-based and model-driven decision support systems: concepts and issues”, *AMCIS 2000 Proceedings*, p. 387, 2000.
- [119] D. J. Power, “Decision Support Systems Concept”, pp. 750–753, 2005, doi: [10.4018/978-1-59140-553-5.CH131](https://doi.org/10.4018/978-1-59140-553-5.CH131).
- [120] D. J. Power, J. Shim, Merrill Warkentin, J. Courtney, R. Sharda, y C. Carlsson, “Past, present, and future of decision support technology”, *Decis. Support Syst.*, vol. 33, pp. 111–126, jun. 2002, doi: [10.1016/S0167-9236\(01\)00139-7](https://doi.org/10.1016/S0167-9236(01)00139-7).
- [121] R. Kumar, “Journey of Business Intelligence”, en *Machine Learning and Cognition in Enterprises*, Berkeley, CA: Apress, 2017, pp. 1–26. doi: [10.1007/978-1-4842-3069-5_1](https://doi.org/10.1007/978-1-4842-3069-5_1).
- [122] S. F. Wamba, A. Gunasekaran, S. Akter, S. J. Ren, R. Dubey, y S. J. Childe, “Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities”, *Journal of Business Research*, vol. 70, pp. 356–365, ene. 2017, doi: [10.1016/j.jbusres.2016.08.009](https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.08.009).
- [123] C. W. Churchman, R. L. Ackoff, y E. L. Arnoff, “Introduction to operations research.”, 1957.
- [124] G. A. Gorry y M. S. Scott Morton, “A framework for management information systems”, 1971.
- [125] D. Delen y S. Ram, “Research challenges and opportunities in business analytics”, *Journal of Business Analytics*, vol. 1, núm. 1, pp. 2–12, ene. 2018, doi: [10.1080/2573234X.2018.1507324](https://doi.org/10.1080/2573234X.2018.1507324).
- [126] M.-Y. Chen, M.-J. Huang, y Y.-C. Cheng, “Measuring knowledge management performance using a competitive perspective: An empirical study”, *Expert Systems with Applications*, vol. 36, núm. 4, pp. 8449–8459, may 2009, doi: [10.1016/j.eswa.2008.10.067](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.10.067).
- [127] O. Haddad, F. Fkih, y M. N. Omri, “Toward a prediction approach based on deep learning in Big Data analytics”, *Neural Comput & Applic*, vol. 35, núm. 8, pp. 6043–6063, mar. 2023, doi: [10.1007/s00521-022-07986-9](https://doi.org/10.1007/s00521-022-07986-9).
- [128] Á. Szukits y P. Móricz, “Towards data-driven decision making: the role of analytical culture and centralization efforts”, *Rev Manag Sci*, vol. 18, núm. 10, pp. 2849–2887, oct. 2024, doi: [10.1007/s11846-023-00694-1](https://doi.org/10.1007/s11846-023-00694-1).