

El papel del análisis predictivo en la toma de decisiones empresariales: ¿intuición o algoritmos?

Jose Guillermo Berlioz Pastor¹  0000-0002-1169-3573; Allison Cristabel Bautista Barrios²  0009-0007-7943-7852; Ashly Maryann Oseguera Osorio³  0009-0009-1846-8473

¹Universidad Tecnológica Centroamericana UNITEC, Honduras, jose.berlioz@unitec.edu.hn

²Universidad Tecnológica Centroamericana UNITEC, Honduras, allisoncristabellb@unitec.edu

³Universidad Tecnológica Centroamericana UNITEC, Honduras, ashlyoo7@unitec.edu

Resumen— En entornos empresariales cada vez más competitivos y dinámicos, la toma de decisiones es un factor crítico para el éxito organizacional. Aunque herramientas analíticas avanzadas, como el análisis predictivo, han mejorado la capacidad de anticipar comportamientos del mercado, la integración de modelos algorítmicos con la intuición gerencial denominada “mente corporativa” sigue siendo poco explorada en economías emergentes. Este estudio investiga la implementación y efectividad del análisis predictivo en empresas nacionales y multinacionales en Honduras, con el objetivo de examinar cómo la combinación de enfoques algorítmicos con el juicio humano mejora la toma de decisiones estratégicas. Empleando un diseño cuantitativo, descriptivo y correlacional, se recopilaron datos mediante un cuestionario estructurado en línea aplicado a 46 empresas, analizando las respuestas mediante correlaciones de Spearman, alfa de Cronbach, pruebas no paramétricas y estadísticas descriptivas.

Los resultados indican que la capacitación estructurada en análisis de datos mejora significativamente el impacto percibido de los modelos predictivos ($p = 0.459$, $p = 0.014$), mientras que la capacidad operativa del equipo modera la traducción de estas percepciones en resultados tangibles ($p = 0.043$). Los hallazgos destacan que la tecnología por sí sola no garantiza un mejor desempeño; un enfoque coordinado que integre capacitación, capacidad del equipo y una cultura orientada a los datos maximiza la efectividad en la toma de decisiones. Esta investigación contribuye a la literatura al proporcionar evidencia empírica de estrategias híbridas analítico-intuitivas, ofreciendo un marco práctico para organizaciones que operan en mercados complejos y de rápido cambio.

Palabras clave— análisis predictivo, toma de decisiones, intuición gerencial, cultura basada en datos, desempeño organizacional.

I. INTRODUCCIÓN

En un entorno empresarial cada vez más competitivo y dinámico, la toma de decisiones se ha convertido en un factor crítico para el éxito organizacional [1][2]. La creciente complejidad del mercado y la disponibilidad de grandes volúmenes de datos han impulsado la adopción de herramientas analíticas avanzadas, como el análisis predictivo, para optimizar los procesos decisionales [3][4].

La incorporación de algoritmos avanzados en la toma de decisiones estratégicas ha dado lugar al concepto de “mente corporativa”, entendido como la integración de sistemas analíticos con el juicio humano para optimizar la gestión

organizacional [2][5]. Este enfoque permite a las empresas responder con mayor agilidad a entornos cambiantes, fortaleciendo su capacidad de adaptación y anticipación [6][7]. La digitalización y transformación tecnológica han obligado a las empresas a revisar y actualizar sus procesos administrativos y estratégicos.

La velocidad de respuesta se ha convertido en un factor determinante para mantener la competitividad en mercados globalizados [5][8]. En este contexto, el análisis predictivo apoyado en técnicas de aprendizaje automático y minería de datos facilita la identificación de patrones y la proyección de comportamientos del mercado, contribuyendo a decisiones más informadas. No obstante, a pesar de estos avances tecnológicos, el juicio gerencial sigue siendo fundamental, especialmente en dimensiones donde intervienen factores culturales, experiencia y conocimiento contextual. [3][9][10].

Por ello, las organizaciones enfrentan el desafío de adoptar enfoques híbridos que combinen capacidades analíticas con intuición estratégica. Diversos estudios han demostrado que esta integración no solo mejora la precisión en la toma de decisiones, sino que también optimiza la asignación de recursos y fortalece la competitividad en contextos empresariales complejos [11][12]. Por ello, es esencial explorar estrategias híbridas que combinen análisis predictivo con juicio intuitivo para mejorar la efectividad de la toma de decisiones [1][4][5].

Para profundizar en estas estrategias, diversos estudios han mostrado cómo la integración de algoritmos de aprendizaje automático con la experiencia del gerente mejora la capacidad de anticipar cambios en el mercado y optimizar la asignación de recursos [6][7]. Asimismo, la digitalización de procesos y el uso de big data permiten identificar patrones ocultos y generar decisiones más fundamentadas en empresas multinacionales [8][9].

El análisis predictivo tiene aplicaciones directas en ámbitos como la optimización de la capacidad operativa, la atención al cliente y la rentabilidad empresarial, contribuyendo directamente a la competitividad organizacional [10][11][13]. Este estudio se centra en empresas nacionales y multinacionales en Honduras que implementan análisis predictivo, con el fin de ofrecer evidencia sobre cómo la combinación de enfoques

algorítmicos e intuitivos puede mejorar la eficiencia y precisión en la toma de decisiones empresariales [12][14][15].

Actualmente, los gerentes enfrentan desafíos significativos debido a restricciones de tiempo y recursos, y operan en entornos complejos e inciertos [2][3]. La integración de herramientas analíticas avanzadas con el juicio humano puede mejorar la calidad y precisión de las decisiones estratégicas, contribuyendo al éxito organizacional [7][8].

En resumen, la investigación busca cerrar la brecha existente en la literatura sobre la integración de enfoques algorítmicos e intuitivos, proporcionando a las organizaciones un marco para implementar decisiones más informadas y estratégicas, equilibrando la eficiencia del análisis de datos con el juicio humano en contextos empresariales complejos y dinámicos [1][5][9][12][15].

II. METODOLOGÍA

A. Tipo de Investigación

Este estudio se enmarca en una investigación cuantitativa, descriptiva y correlacional. La investigación cuantitativa permite la recolección y análisis de datos numéricos para identificar patrones y relaciones entre variables [16]. El enfoque descriptivo busca caracterizar fenómenos o situaciones tal como se presentan en su contexto natural, sin manipular variables [17]. Por otro lado, el diseño correlacional permite explorar la relación entre variables sin establecer causalidad, aportando información sobre la intensidad y dirección de las asociaciones [18]. Este enfoque es adecuado para obtener una visión general de la situación actual de las empresas en relación con el uso de análisis predictivo en la toma de decisiones comerciales. Es importante destacar que, debido a la naturaleza correlacional del estudio, los resultados permiten identificar asociaciones entre variables, pero no establecer relaciones de causalidad. Por lo tanto, cualquier interpretación de los hallazgos debe limitarse a vínculos estadísticos y no a efectos directos entre variables.

B. Diseño de Investigación

Se utilizó un diseño no experimental transversal, ya que los datos fueron recolectados en un único momento temporal, sin intervenir ni manipular las variables del estudio [16]. Este tipo de diseño resulta apropiado para investigaciones que buscan describir y analizar relaciones entre variables en su contexto natural, sin alterar las condiciones en que estas se presentan. En este caso, permitió obtener información objetiva sobre las prácticas y percepciones de las empresas participantes, manteniendo su operatividad normal y evitando sesgos derivados de intervenciones externas. Además, los estudios transversales son recomendados para identificar patrones, tendencias y asociaciones preliminares que pueden servir de base para investigaciones futuras de carácter longitudinal o experimental [22].

C. Población y Muestra

La población objetivo consistió en empresas nacionales y multinacionales ubicadas en Honduras que implementan análisis predictivo en sus procesos comerciales. Se contactaron inicialmente 46 empresas a través de socios estratégicos y contactos directos, de las cuales 28 proporcionaron información completa y válida para el análisis. La muestra es no probabilística por conveniencia, lo cual implica limitaciones en la validez externa del estudio. [16][17].

D. Ecuaciones Instrumento de Recolección de Datos

Se diseñó un cuestionario estructurado con 22 ítems, utilizando una escala de Likert de 5 puntos para medir percepciones y actitudes de los participantes respecto al uso de análisis predictivo. Las escalas de Likert son ampliamente utilizadas en investigación gracias a su capacidad para transformar respuestas subjetivas en datos cuantitativos utilizables, facilitando el análisis estadístico de tendencias y correlaciones [19][20]. Esta estandarización permite una evaluación precisa de la intensidad de las percepciones, lo que fortalece la validez interna del instrumento. Además, se incluyeron preguntas nominales para describir características del perfil de las empresas participantes, lo que añade un componente contextual imprescindible para interpretar los resultados.

El cuestionario fue administrado en línea mediante Qualtrics, garantizando el anonimato de los participantes y una recolección de datos eficiente, flexible y segura. Cabe destacar que, según una revisión reciente de literatura, el uso de escalas con un número impar de opciones —especialmente la escala de 5 puntos es muy común, representando aproximadamente el 90 % de los estudios revisados entre 2012 y 2021, lo cual respalda su aceptación generalizada y robustez en contextos educativos y sociales [23].

E. Procedimiento de Recolección de Datos

La recolección se realizó en dos fases. En la primera, se envió el cuestionario a las 46 empresas seleccionadas, otorgándoles un plazo de dos semanas para completarlo. En la segunda fase, se realizó un seguimiento a las empresas que no habían respondido, enviando recordatorios y ofreciendo asistencia para completar el cuestionario. Este procedimiento permitió aumentar la tasa de respuesta y obtener una muestra representativa de las empresas que implementan análisis predictivo en Honduras [18][17].

F. Análisis de Datos

Los datos fueron exportados a SPSS Statistics y analizados mediante estadística descriptiva e inferencial. Se calcularon frecuencias, porcentajes, medias y desviaciones estándar para caracterizar las respuestas. Para explorar relaciones entre variables ordinales, se aplicó el coeficiente de correlación de Spearman, lo que permitió identificar asociaciones significativas entre percepciones sobre análisis predictivo y variables organizacionales [18]. Adicionalmente, se evaluó la consistencia interna del cuestionario mediante el Alfa de Cronbach, asegurando que los ítems que medían

dimensiones similares (como confiabilidad percibida de modelos predictivos y cultura basada en datos) presentaran fiabilidad adecuada [19][20].

Para identificar diferencias entre grupos, se emplearon pruebas no paramétricas: Mann-Whitney U para comparaciones entre dos grupos y Kruskal-Wallis para más de dos grupos, considerando variables como cargo, tamaño de la fuerza de ventas o sector de la empresa. Estas pruebas permiten detectar diferencias significativas en la percepción y adopción de modelos predictivos sin asumir normalidad en los datos [18][17]. Finalmente, se complementó con análisis de medianas y rangos intercuartílicos, ofreciendo una visión robusta de la tendencia central y dispersión de las respuestas ordinales. Esta combinación de técnicas proporciona una sólida sustentación cuantitativa a los hallazgos del estudio.

G. Consideraciones Éticas

Se garantizó la confidencialidad y anonimato de los participantes. Antes de administrar el cuestionario, se solicitó consentimiento informado, explicando el propósito del estudio, la voluntariedad de la participación y el uso exclusivo de los datos con fines académicos. Estas prácticas aseguran la ética en la investigación y protegen los derechos de los participantes [16].

III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La sección describe los hallazgos obtenidos a partir del cuestionario aplicado, organizados en función de las técnicas de análisis utilizadas: correlaciones no paramétricas (Spearman), consistencia interna (Alfa de Cronbach), pruebas no paramétricas (Mann-Whitney y Kruskal-Wallis) y estadísticos descriptivos. El objetivo es ofrecer una visión integral de cómo la formación en análisis de datos, la percepción del impacto de los modelos predictivos y la cultura organizacional basada en datos se relacionan en las empresas participantes. De acuerdo con recomendaciones metodológicas recientes en estudios empresariales y tecnológicos [24], los resultados se presentan con énfasis en la identificación de asociaciones significativas, tendencias emergentes y factores contextuales que pueden orientar estrategias de formación, cambio cultural y gestión del análisis predictivo. Las tablas y figuras incluidas en esta sección ilustran de manera detallada estas relaciones, facilitando su interpretación y la extracción de conclusiones prácticas.

A. Correlaciones de Spearman

El análisis de correlaciones no paramétricas permitió identificar asociaciones entre la formación en análisis de datos, la percepción del impacto de los modelos predictivos y la cultura organizacional basada en datos. Los resultados se presentan en la Tabla 1. En particular, la relación entre capacitación en análisis de datos (Q3) y la percepción de impacto de los modelos predictivos (Q9) mostró una correlación positiva y significativa ($p = 0.459$, $p = 0.014$). Este hallazgo sugiere que la formación estructurada en análisis de datos se asocia con una mayor percepción del

valor de las herramientas predictivas en la práctica.

TABLA I
CORRELACIONES DE SPEARMAN

Relación	Rho de Spearman	valor-p	Interpretación
Q3 vs Q9	0.459	0.014	Positiva moderada y significativa. Capacitación en análisis de datos se asocia con mayor percepción del impacto.
Q4 vs Q14	0.326	0.090	Positiva débil, no significativa. No se observa relación clara con logro de objetivos.
Q8 vs Q13	0.304	0.123	Positiva débil, no significativa. La cultura de datos no muestra alineación sólida.

La Figura 1 ilustra un patrón de dispersión ascendente entre la capacitación en análisis de datos (Q3) y la percepción del impacto de los modelos predictivos (Q9). Se observa que los puntos tienden a concentrarse en niveles medios y altos de formación, indicando que una mayor inversión en capacitación se refleja en percepciones más favorables sobre la utilidad y efectividad de las herramientas predictivas. Este hallazgo sugiere que la formación no solo mejora el conocimiento técnico, sino que también fortalece la confianza y la capacidad de aplicar los modelos en situaciones reales, mientras que la ausencia de entrenamiento puede generar percepciones divergentes y subutilización de los recursos analíticos.

La Figura 2 y las pruebas no paramétricas complementan esta evidencia, mostrando que los equipos de ventas más numerosos tienden a reportar mayores niveles de cumplimiento de objetivos (Q14), aunque la percepción del impacto de los modelos (Q9) permanece constante independientemente del tamaño del equipo. Los resultados de la prueba de Kruskal-Wallis aplicada a Q14 según tamaño de la fuerza de ventas ($p = 0.043$) confirman que la efectividad del análisis predictivo se traduce en resultados tangibles principalmente en contextos con mayor capacidad operativa, mientras que no se observaron diferencias significativas por sector ($p = 0.258$ y 0.360) y la prueba de Mann-Whitney según experiencia fue no concluyente debido al tamaño reducido de la muestra. Esto indica que, aunque todos los profesionales reconocen el valor de los modelos predictivos, la traducción en resultados concretos depende de la magnitud y recursos del equipo.

En conjunto, los análisis sugieren que la capacitación en análisis de datos es un factor clave para percibir

positivamente el impacto de los modelos, mientras que la capacidad operativa del equipo determina si estas percepciones se convierten en logros reales. La combinación de correlaciones, consistencia interna, pruebas no paramétricas y análisis descriptivos ofrece un panorama integral que destaca la importancia de integrar formación, cultura organizacional basada en datos y dimensión del equipo para maximizar los beneficios del análisis predictivo en el contexto empresarial.

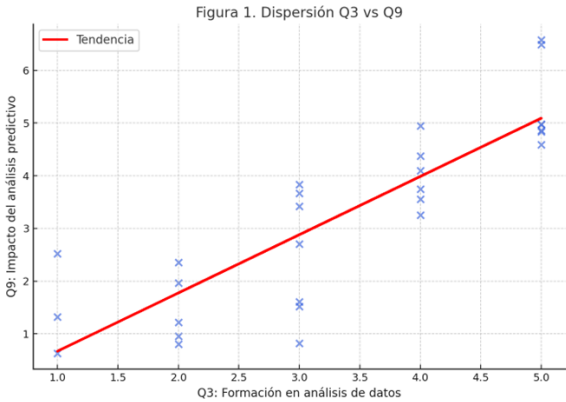


Fig 1. Dispersión de la relación entre la formación de análisis de datos (Q3) y percepción del impacto del análisis predictivo

B. Consistencia interna (Alfa de Cronbach)

Se evaluó la fiabilidad interna de pares de ítems conceptualmente relacionados. Los resultados (Tabla 2) muestran contrastes importantes. Mientras que la relación entre el uso de modelos predictivos (Q1) y la cultura de datos (Q8) evidenció un alfa muy bajo (0.274), lo que indica que no representan un mismo constructo, la relación entre impacto (Q9) y logro de objetivos (Q14) presentó un alfa elevada (0.852), reflejando que ambos miden de manera consistente la efectividad del análisis predictivo en el contexto organizacional. No obstante, los valores bajos de alfa de Cronbach en algunos pares de ítems (como Q1 vs Q8) sugieren posibles limitaciones en la validez de constructo del instrumento, indicando que ciertos ítems podrían no estar capturando de manera consistente la misma dimensión teórica. Esto evidencia la necesidad de refinar el diseño del cuestionario en futuras investigaciones, mediante la revisión conceptual de las dimensiones y la incorporación de escalas previamente validadas.

TABLA II CONSISTENCIA INTERNA (ALFA DE CRONBACH)		
Ítems	Alfa de Cronbach	Interpretación
Q1 vs Q8	0.274	Fiabilidad muy baja. Los ítems no miden un mismo concepto.

Q9 vs Q14	0.852	Fiabilidad alta. Ambos ítems miden de manera consistente un mismo concepto.
-----------	-------	---

Estos resultados sugieren que, aunque la adopción de modelos predictivos no necesariamente está acompañada por una cultura organizacional consolidada, el impacto percibido de dichos modelos sí se traduce en un mejor cumplimiento de objetivos comerciales. Esto fortalece la hipótesis de que la eficacia técnica de los modelos debe estar acompañada por mecanismos de gestión estratégica para maximizar resultados.

A. Pruebas no paramétricas

Se evaluó la fiabilidad interna de pares de ítems conceptualmente relacionados. Los resultados (Tabla 2) muestran contrastes importantes.

Los análisis realizados sugieren que la efectividad del análisis predictivo en la consecución de objetivos comerciales está influenciada por la capacidad operativa de los equipos de ventas.

La Figura 2 muestra que los equipos más numerosos tienden a reportar niveles más altos de logro de objetivos (Q14), lo que indica que la disponibilidad de mayor capital humano permite aplicar de manera más efectiva las recomendaciones derivadas de los modelos predictivos. Esta observación se refuerza con los resultados de las pruebas no paramétricas (Tabla 3). La prueba de Kruskal-Wallis aplicada a la relación entre impacto percibido (Q9) y logro de objetivos (Q14) según tamaño de la fuerza de ventas arrojó un valor de $p = 0.043$ para Q14, sugiriendo diferencias significativas en el cumplimiento de objetivos entre equipos de distintos tamaños, mientras que la percepción del impacto de los modelos (Q9) permaneció constante ($p = 0.140$). En cambio, no se observaron diferencias significativas por sector ($p = 0.258$ y 0.360) ni fue posible concluir sobre la experiencia individual de los participantes debido al tamaño reducido de la muestra. En conjunto, estos hallazgos muestran un patrón interesante: la percepción del valor del análisis predictivo es generalizada, pero su traducción en resultados tangibles depende de la magnitud y recursos del equipo, destacando la necesidad de combinar formación, herramientas analíticas y capacidad operativa para maximizar el desempeño comercial.

TABLA III PRUEBAS NO PARAMETRICAS		
Prueba	Resultado	Interpretación
Mann-Whitney (Q9 vs Q14 según experiencia)	No concluyente (N muy bajo)	Muestra insuficiente para análisis.
Kruskal-Wallis (Q1 vs Q8 por sector)	$p = .258$ y $.360$	No hay diferencias significativas entre sectores.
Kruskal-Wallis (Q9 vs Q14 por tamaño de fuerza de ventas)	$p = .043$ y $.140$	Posible diferencia en Q14 según tamaño del equipo, pero no en Q9.

La Figura 2 ilustra gráficamente la relación entre el tamaño de la fuerza de ventas y el logro de objetivos

comerciales (Q14). Se observa que los equipos de ventas más numerosos tienden a reportar niveles más altos de cumplimiento de objetivos al implementar análisis predictivo, lo que sugiere que la disponibilidad de mayor capital humano permite aprovechar de manera más efectiva las capacidades de estas herramientas. Este patrón puede reflejar que los equipos grandes tienen mayor diversidad de habilidades y recursos para interpretar y aplicar los resultados de los modelos predictivos, facilitando la traducción de la información en decisiones concretas y resultados tangibles.

Por otro lado, la percepción del impacto de los modelos (Q9) se mantiene relativamente constante independientemente del tamaño del equipo, indicando que, aunque todos los profesionales reconocen el valor potencial del análisis predictivo, la capacidad de transformar esa percepción en resultados medibles depende de la magnitud operativa del equipo.

Este hallazgo resalta un fenómeno interesante: la eficacia técnica de los modelos predictivos no garantiza por sí sola, mejoras en los objetivos comerciales; su efectividad se potencia en contextos con suficiente capacidad operativa, lo que implica que las estrategias de implementación deben considerar tanto la formación como la dimensión del equipo para maximizar los beneficios.

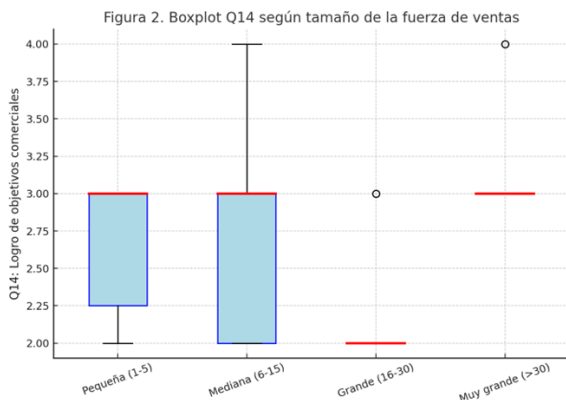


Fig 2. Boxplot del logro de objetivos comerciales (Q14) según tamaño de la fuerza de ventas

B. Estadísticos descriptivos

Los análisis descriptivos complementan la interpretación de los hallazgos al ofrecer una visión más detallada de la distribución de las respuestas. En relación con la confiabilidad percibida de los modelos predictivos frente a la experiencia personal (Q4), la mediana fue 4.00, lo que indica una tendencia hacia la valoración positiva. Sin embargo, el histograma (Figura 3) muestra cierta dispersión, evidenciando que no todos los encuestados comparten el mismo nivel de confianza. Esto refleja que, aunque los modelos predictivos son generalmente aceptados, aún existen retos relacionados con su validación práctica y confianza plena por parte de los usuarios.

C. Síntesis de hallazgos clave

En conjunto, los hallazgos permiten identificar las siguientes conclusiones preliminares:

- La capacitación en análisis de datos se asocia significativamente con percepciones más favorables sobre el impacto del análisis predictivo, lo cual resalta la importancia de la formación continua.

- La confianza en modelos predictivos y la cultura organizacional no presentan correlaciones significativas, aunque muestran tendencias positivas que podrían fortalecerse con estrategias de cambio cultural.

- La consistencia interna es alta para impacto y logro de objetivos, lo que sugiere que ambas variables son indicadores robustos del éxito en el uso de análisis predictivo.

El tamaño de la fuerza de ventas emerge como un factor diferenciador en el logro de objetivos, lo que implica que las empresas con mayores recursos humanos pueden capitalizar mejor las ventajas de los modelos predictivos.

- Los análisis descriptivos confirman una percepción generalmente positiva hacia los modelos predictivos, aunque persiste una dispersión que señala la necesidad de reforzar la confianza en estas herramientas.

Los resultados de este estudio proporcionan evidencia sólida sobre la implementación y efectividad del análisis predictivo en empresas nacionales y multinacionales en Honduras, así como sobre los factores que influyen en su aprovechamiento dentro de la toma de decisiones estratégicas.

Se observa que la formación en análisis de datos se asocia de manera significativa con percepciones más favorables sobre el impacto de los modelos predictivos. La correlación entre capacitación (Q3) y percepción del impacto (Q9) fue moderada y significativa ($\rho = 0.459$, $p = 0.014$), lo que indica una relación positiva entre ambas variables. Sin embargo, dado el diseño correlacional del estudio, estos resultados no implican una relación causal, sino una asociación estadística que sugiere que mayores niveles de formación coinciden con percepciones más favorables. Este hallazgo subraya que la inversión en programas de formación estructurados no solo incrementa el conocimiento técnico, sino que también fortalece la confianza de los profesionales y su capacidad de aplicar los modelos en contextos reales, traducéndose en una ventaja estratégica tangible.

Los resultados relacionados con la consistencia interna de los ítems muestran que las variables impacto percibido y logro de objetivos (Q14) presentan alta fiabilidad ($\alpha = 0.852$), mientras que la relación entre uso de modelos predictivos (Q1) y cultura de datos (Q8) evidencia fiabilidad muy baja ($\alpha = 0.274$). Esto indica que, aunque la percepción de impacto se traduce de manera consistente en resultados concretos, la adopción tecnológica por sí sola no asegura una cultura organizacional consolidada basada en datos.

Por lo tanto, la implementación efectiva de modelos predictivos requiere estrategias complementarias de gestión del cambio y desarrollo cultural.

Los hallazgos también destacan que la capacidad operativa del equipo, medida a través del tamaño de la fuerza de ventas, influye directamente en la concreción de los resultados. Los equipos más numerosos reportaron niveles más altos de cumplimiento de objetivos ($p = 0.043$), mientras que la percepción del impacto de los modelos se mantuvo constante ($p = 0.140$). Este patrón evidencia que la efectividad del análisis predictivo depende no solo de la formación y percepción positiva, sino también de la disponibilidad de recursos humanos suficientes para interpretar y aplicar los resultados de manera efectiva.

Por otro lado, los análisis descriptivos revelan que la confiabilidad percibida de los modelos predictivos mantiene una mediana de 4.00, aunque con cierta dispersión entre los encuestados. Esto indica que, si bien los modelos son generalmente aceptados, persisten desafíos en la validación práctica y en la consolidación de confianza plena por parte de los usuarios, lo que sugiere la necesidad de programas continuos de capacitación, acompañamiento y retroalimentación.

En conjunto, estos hallazgos refuerzan la importancia de integrar formación estructurada, capacidad operativa del equipo y estrategias organizacionales para maximizar los beneficios del análisis predictivo. La evidencia muestra que la percepción positiva sobre los modelos se traduce en resultados tangibles principalmente cuando estas variables interactúan de manera coordinada, fortaleciendo la competitividad y eficiencia organizacional.

Finalmente, este estudio contribuye a la literatura sobre gestión analítica al demostrar que el éxito del análisis predictivo requiere un enfoque integral: la tecnología avanzada por sí sola no garantiza mejoras operativas, siendo fundamental asegurar que los equipos cuenten con formación adecuada, recursos suficientes y una cultura organizacional orientada a decisiones basadas en datos. Este marco combinado constituye una guía práctica para optimizar la toma de decisiones en entornos empresariales complejos y altamente dinámicos.

Desde una perspectiva teórica, este estudio contribuye a la literatura al evidenciar que la integración entre análisis predictivo y juicio gerencial no es lineal, sino dependiente de variables organizacionales como la cultura de datos y la capacidad operativa.

En términos prácticos, los resultados sugieren que las empresas deben priorizar la capacitación en análisis de datos y asegurar estructuras operativas adecuadas para traducir el valor analítico en resultados comerciales.

Estos hallazgos se alinean con los principios de *engineering management*, al evidenciar que la implementación de herramientas analíticas requiere no solo infraestructura tecnológica, sino también diseño organizacional y gestión del talent. Desde la perspectiva de *decision science*, el estudio confirma que las decisiones efectivas emergen de la combinación entre modelos cuantitativos y juicio humano, reforzando enfoques híbridos de decisión.

Asimismo, el concepto de ‘mente corporativa’ se posiciona como un ejemplo de *AI-enabled organizational systems*, donde la inteligencia artificial no sustituye al gerente, sino que amplifica su capacidad estratégica. Los resultados empíricos respaldan la viabilidad de la ‘mente corporativa’ como modelo operativo en organizaciones que adoptan sistemas de decisión habilitados por inteligencia artificial. Es importante subrayar que los hallazgos deben interpretarse con cautela, ya que el diseño no experimental y transversal del estudio no permite establecer relaciones causales. En este sentido, futuras investigaciones de tipo longitudinal o experimental podrían profundizar en la dirección de estas relaciones y validar posibles efectos causales entre las variables analizadas.

IV. CONCLUSIÓN

Los resultados de este estudio proporcionan evidencia sólida sobre la implementación y efectividad del análisis predictivo en empresas nacionales y multinacionales en Honduras, así como sobre los factores que influyen en su aprovechamiento dentro de la toma de decisiones estratégicas.

Se observa que la formación en análisis de datos se asocia de manera significativa con percepciones más favorables sobre el impacto de los modelos predictivos. La correlación entre capacitación (Q3) y percepción del impacto (Q9) fue moderada y significativa ($p = 0.459$, $p = 0.014$), lo que indica una relación positiva entre ambas variables. Sin embargo, dado el diseño correlacional del estudio, estos resultados no implican una relación causal, sino una asociación estadística que sugiere que mayores niveles de formación coinciden con percepciones más favorables. Este hallazgo subraya que la inversión en programas de formación estructurados no solo incrementa el conocimiento técnico, sino que también fortalece la confianza de los profesionales y su capacidad de aplicar los modelos en contextos reales, traducándose en una ventaja estratégica tangible.

Los resultados relacionados con la consistencia interna de los ítems muestran que las variables impacto percibido y logro de objetivos (Q14) presentan alta fiabilidad ($\alpha = 0.852$), mientras que la relación entre uso de modelos predictivos (Q1) y cultura de datos (Q8) evidencia fiabilidad muy baja ($\alpha = 0.274$). Esto indica que, aunque la percepción de impacto se traduce de manera consistente en resultados concretos, la adopción tecnológica por sí sola no asegura una cultura organizacional consolidada basada en datos.

Por lo tanto, la implementación efectiva de modelos predictivos requiere estrategias complementarias de gestión del cambio y desarrollo cultural.

Los hallazgos también destacan que la capacidad operativa del equipo, medida a través del tamaño de la fuerza de ventas, influye directamente en la concreción de los resultados. Los equipos más numerosos reportaron niveles más altos de cumplimiento de objetivos ($p = 0.043$), mientras que la percepción del impacto de los modelos se mantuvo constante ($p = 0.140$). Este patrón evidencia que la efectividad

del análisis predictivo depende no solo de la formación y percepción positiva, sino también de la disponibilidad de recursos humanos suficientes para interpretar y aplicar los resultados de manera efectiva.

Por otro lado, los análisis descriptivos revelan que la confiabilidad percibida de los modelos predictivos mantiene una mediana de 4.00, aunque con cierta dispersión entre los encuestados. Esto indica que, si bien los modelos son generalmente aceptados, persisten desafíos en la validación práctica y en la consolidación de confianza plena por parte de los usuarios, lo que sugiere la necesidad de programas continuos de capacitación, acompañamiento y retroalimentación.

En conjunto, estos hallazgos refuerzan la importancia de integrar formación estructurada, capacidad operativa del equipo y estrategias organizacionales para maximizar los beneficios del análisis predictivo. La evidencia muestra que la percepción positiva sobre los modelos se traduce en resultados tangibles principalmente cuando estas variables interactúan de manera coordinada, fortaleciendo la competitividad y eficiencia organizacional.

Finalmente, este estudio contribuye a la literatura sobre gestión analítica al demostrar que el éxito del análisis predictivo requiere un enfoque integral: la tecnología avanzada por sí sola no garantiza mejoras operativas, siendo fundamental asegurar que los equipos cuenten con formación adecuada, recursos suficientes y una cultura organizacional orientada a decisiones basadas en datos. Este marco combinado constituye una guía práctica para optimizar la toma de decisiones en entornos empresariales complejos y altamente dinámicos.

Desde una perspectiva teórica, este estudio contribuye a la literatura al evidenciar que la integración entre análisis predictivo y juicio gerencial no es lineal, sino dependiente de variables organizacionales como la cultura de datos y la capacidad operativa.

En términos prácticos, los resultados sugieren que las empresas deben priorizar la capacitación en análisis de datos y asegurar estructuras operativas adecuadas para traducir el valor analítico en resultados comerciales.

Estos hallazgos se alinean con los principios de *engineering management*, al evidenciar que la implementación de herramientas analíticas requiere no solo infraestructura tecnológica, sino también diseño organizacional y gestión del talent. Desde la perspectiva de *decision science*, el estudio confirma que las decisiones efectivas emergen de la combinación entre modelos cuantitativos y juicio humano, reforzando enfoques híbridos de decisión.

Asimismo, el concepto de ‘mente corporativa’ se posiciona como un ejemplo de *AI-enabled organizational systems*, donde la inteligencia artificial no sustituye al gerente, sino que amplifica su capacidad estratégica. Los resultados empíricos respaldan la viabilidad de la ‘mente corporativa’ como modelo operativo en organizaciones que adoptan sistemas de decisión habilitados por inteligencia artificial. Es importante subrayar que los hallazgos deben interpretarse con cautela, ya que el

diseño no experimental y transversal del estudio no permite establecer relaciones causales. En este sentido, futuras investigaciones de tipo longitudinal o experimental podrían profundizar en la dirección de estas relaciones y validar posibles efectos causales entre las variables analizadas.

V. REFERENCIAS

- [1] Yaranga Vite, I. P., & Olortiga Condor, L. W. (2025). Integración de la inteligencia artificial con big data para la toma de decisiones en las empresas: un estudio bibliométrico. *Revista InveCom*, 5(4), e504047. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14783686>
- [2] López, J. C. (2025). Desarrollo de sistemas inteligentes para la gestión de procesos empresariales. *Athenea Digital*, 6(19), 32-45. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14783686>
- [3] Peñalver-Higuera, M. J. (2025). Ingeniería de prompts en la industria 4.0: Optimización y eficiencia operativa. *Revista Electrónica Multidisciplinaria de Ciencias Básicas, Ingeniería y Arquitectura*, 7(12), 35-50. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14783686>
- [4] Rivero, R. A. (2025). Impacto de la inteligencia artificial en la innovación empresarial. *Revista de Innovación y Competitividad*, 5(4), e504102. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14783686>
- [5] González-Prida, V. (2014). Análisis causa-raíz en la gestión del servicio post-venta. *Revista Técnica de la Facultad de Ingeniería Universidad del Zulia*, 37(2), 177-188. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14783686>
- [6] Ultreras-Rodríguez, A., Olguín-Martínez, C. M., Cervantes-Martínez, L., & Chávez-Hernández, A. (2024). La planificación de recursos empresariales y su incidencia en la gestión organizacional en empresas mexicanas. *Revista Arbitrada Interdisciplinaria KOINONIA*, 9(18), 119-137. <https://doi.org/10.35381/r.k.v9i18.4194>
- [7] Maître, H., López, J. C., & Rodríguez, M. (2022). Desarrollo de sistemas inteligentes para la gestión de procesos empresariales. *Athenea Digital*, 6(19), 32-45. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14783686>
- [8] Saltos, A., Rodríguez, M., & López, J. C. (2024). Impacto de la inteligencia artificial en la innovación empresarial. *Revista de Innovación y Competitividad*, 5(4), e504102. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14783686>
- [9] Ogoi Auqui, J. A. (2025). Nueva metodología CSKT para mejorar los procesos empresariales. *Revista de Innovación y Competitividad*, 5(4), e504102. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14783686>
- [10] Barahona Rodríguez, C. Y. (2025). Estudio comparativo de algoritmos de inteligencia artificial y minería de datos enfocados a la toma de decisiones empresariales de selección de personal. *Revista de Innovación y Competitividad*, 5(4), e504102. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14783686>
- [11] Romero Palacios, W. E. (2025). Inteligencia artificial

- en el comercio electrónico y el análisis financiero predictivo: Un estudio reflexivo desde Cali, Colombia. *Revista de Innovación y Competitividad*, 5(4), e504102. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14783686>
- [12] Bareño Gutiérrez, R. (2025). Algoritmos de machine learning aplicados al sector salud: Una realidad para la toma de decisiones desde la analítica de datos. *Revista de Innovación y Competitividad*, 5(4), e504102. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14783686>
- [13] Martínez, P., & Sánchez, L. (2024). Aplicación de inteligencia artificial en la optimización de decisiones estratégicas en empresas latinoamericanas. *Revista de Ciencias Empresariales y Tecnologías*, 8(2), 77-92. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14800000>
- [14] López, J. C., & Rivero, R. A. (2025). Integración de herramientas predictivas en la gestión empresarial. *Athena Digital*, 6(19), 46-60. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14783686>
- [15] Ultreras-Rodríguez, A., & Chávez-Hernández, A. (2024). Aplicaciones de big data y análisis predictivo en la competitividad empresarial. *Revista Arbitrada Interdisciplinaria KOINONIA*, 9(18), 138-152. <https://doi.org/10.35381/r.k.v9i18.4194>
- [16] Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, P. (2010). *Metodología de la investigación* (5ª ed.). McGraw-Hill.
- [17] Pérez, M., & Reyes, P. (2017). Uso de técnicas estadísticas no paramétricas en investigación social. *Revista Latinoamericana de Ciencias Sociales, Niñez y Juventud*, 15(2), 1-15.
- [18] Field, A. (2013). *Discovering statistics using IBM SPSS statistics* (4th ed.). Sage.
- [19] Gliem, J. A., & Gliem, R. R. (2003). Calculating, interpreting, and reporting Cronbach's alpha reliability coefficient for Likert-type scales. *Midwest Research-to-Practice Conference in Adult, Continuing, and Community Education*.
- [20] Tavakol, M., & Dennick, R. (2011). Making sense of Cronbach's alpha. *International Journal of Medical Education*, 2, 53-55. <https://doi.org/10.5116/ijme.4dfb.8dfd>
- [21] Scielo. (2016). Métodos de investigación cuantitativa y su aplicación en ciencias sociales. *Revista Latinoamericana de Investigación Social*, 7(2), 45-60.
- [22] Hernández-Sampieri, R., Fernández-Collado, C., & Baptista-Lucio, P. (2022). *Metodología de la investigación* (7.ª ed.). McGraw-Hill.
- [23] Kusmaryono, I., Wijayanti, D., & Maharani, H. R. (2022). *Number of response options, reliability, validity, and potential bias in the use of the Likert scale in education and social science research: A literature review*. *International Journal of Educational Methodology*, 8(4), 625-637. <https://doi.org/10.12973/ijem.8.4.625>
- [24] Field, A., Miles, J., & Field, Z. (2012). *Discovering*