

CAPÍTULO 2

Predicción de la resiliencia empresarial en PYMES mediante aprendizaje automático: un modelo explicativo y aplicado para la toma de decisiones estratégicas

Predicting business resilience in PYMES using machine learning: an explanatory and applied model for strategic decision-making

Juan Diego Ochoa Crespo

Universidad Católica de Cuenca

jdochoac@ucacue.edu.ec

<https://orcid.org/0000-0003-0781-2020>

Cuenca, Ecuador

Narciza Azucena Reyes Cárdenas

Universidad Católica de Cuenca

nareyesc@ucacue.edu.ec

<https://orcid.org/0000-0003-4230-1541>

Cuenca, Ecuador

Andrés Esteban Narváez Castro

Universidad Católica de Cuenca

aenarvaezc@ucacue.edu.ec

<https://orcid.org/0009-0001-3301-9678>

Cuenca, Ecuador

Josué Sebastián Sanango Saldaña

Universidad Católica de Cuenca

josue.sanango@est.ucacue.edu.ec

<https://orcid.org/0009-0005-0417-9516>

Cuenca, Ecuador



<https://doi.org/10.58995/lb.redlic.81.364>

Resumen

El estudio analiza los determinantes de la resiliencia empresarial en PYMES mediante un enfoque integrador que combina la teoría basada en recursos, las capacidades dinámicas y técnicas de machine learning. Se empleó un diseño cuantitativo, no experimental y transversal, utilizando algoritmos supervisados para evaluar relaciones entre variables financieras y estratégicas. Los resultados evidencian que la resiliencia es un constructo multidimensional donde la adaptación digital, la liquidez y la ventaja competitiva son los principales factores explicativos. Asimismo, el endeudamiento presenta un efecto negativo significativo. El modelo Random Forest mostró el mejor desempeño predictivo, confirmando la utilidad del machine learning en la estrategia empresarial. Se concluye que la resiliencia no solo depende de la capacidad financiera, sino principalmente de la capacidad de adaptación estratégica, aportando implicaciones relevantes para la teoría y la gestión de negocios.

Palabras clave: resiliencia empresarial, PYMES, machine learning, adaptación digital, ventaja competitiva.

1. Introducción

La creciente complejidad del entorno empresarial global, caracterizada por altos niveles de incertidumbre, volatilidad y disrupción tecnológica, ha transformado profundamente la forma en que las organizaciones conciben su sostenibilidad y competitividad. En las últimas décadas, fenómenos como la globalización económica, la digitalización acelerada y, más recientemente, las crisis sistémicas derivadas de la pandemia de COVID-19, han evidenciado la vulnerabilidad estructural de las empresas frente a shocks externos imprevistos (Echefaj et al., 2024; Shishodia et al., 2023). En este contexto, la resiliencia empresarial ha emergido como un constructo central en la literatura de gestión, al representar la capacidad de las organizaciones para anticiparse, adaptarse y recuperarse de perturbaciones adversas, manteniendo su funcionamiento y, en algunos casos, mejorando su desempeño (Raetze et al., 2021).

A nivel global, las pequeñas y medianas empresas (PYMES) desempeñan un papel fundamental en la estructura económica, representando más del 90% del tejido empresarial y generando una proporción significativa del empleo (OECD, 2021). Sin embargo, este segmento empresarial presenta una mayor exposición a riesgos debido a limitaciones en recursos financieros, capacidades tecnológicas y acceso a mercados, lo que incrementa su vulnerabilidad frente a crisis económicas y cambios estructurales (Brown et al., 2020). La pandemia de COVID-19 puso en evidencia estas debilidades, afectando de manera desproporcionada a las PYMES y obligándolas a replantear sus modelos de negocio, acelerar procesos de digitalización y fortalecer sus capacidades de adaptación (Belitski et al., 2022; Juergensen et al., 2020a).

En este escenario, la resiliencia empresarial no solo se configura como un mecanismo de supervivencia, sino también como un determinante estratégico del desempeño organizacional en entornos dinámicos.

Diversos estudios han demostrado que las empresas resilientes son capaces de gestionar de manera más eficiente los recursos, adaptarse a cambios del entorno y mantener ventajas competitivas sostenibles (Alvarez-Salazar & Bazán, 2024; Crespo et al., 2025; Diego Ochoa Crespo et al., 2025). Desde una perspectiva teórica, la resiliencia ha sido abordada principalmente desde la teoría de capacidades dinámicas (Teece, 2018c) y la teoría basada en recursos (Ferreira et al., 2016a), las cuales destacan la importancia de las capacidades organizacionales y los recursos estratégicos en la generación de ventajas competitivas y en la respuesta a entornos inciertos.

No obstante, a pesar del creciente interés académico en la resiliencia empresarial, su medición y operacionalización continúan siendo desafíos significativos. La literatura existente ha tendido a abordar este constructo desde enfoques predominantemente cualitativos o descriptivos, lo que limita la posibilidad de generar herramientas prácticas para la toma de decisiones gerenciales (Prayag et al., 2024). Asimismo, muchos estudios analizan de manera aislada variables financieras o estratégicas, sin considerar la interacción compleja entre estas dimensiones, lo que restringe la comprensión integral del fenómeno.

En paralelo, el avance de la analítica de datos y el desarrollo de técnicas de aprendizaje automático han abierto nuevas oportunidades para el estudio de fenómenos organizacionales complejos. El machine learning permite identificar patrones no lineales, analizar grandes volúmenes de datos y mejorar la capacidad predictiva de los modelos, superando las limitaciones de los enfoques estadísticos tradicionales (Makridakis et al., 2018). En el ámbito empresarial, estas técnicas han sido utilizadas para predecir quiebras, evaluar riesgos financieros y optimizar procesos de toma de decisiones (Varian, 2014). Sin embargo, su aplicación en el análisis de la resiliencia empresarial, particularmente en el contexto de PYMES, aún es incipiente.

En el contexto latinoamericano, y específicamente en Ecuador, las PYMES constituyen un componente esencial del sistema económico, representando la gran mayoría de las unidades productivas y generando una parte significativa del empleo formal INEC , (2022). No obstante, estas empresas enfrentan desafíos estructurales asociados a limitaciones de financiamiento, baja adopción tecnológica y entornos institucionales complejos, lo que reduce su capacidad de respuesta ante crisis (Banco Central del Ecuador, 2021). A pesar de su relevancia, la evidencia empírica sobre resiliencia empresarial en este contexto es aún limitada, especialmente en términos de modelos cuantitativos predictivos que permitan orientar la toma de decisiones.

En este sentido, se identifica una brecha en la literatura relacionada con la falta de enfoques integrados que combinen variables financieras y estratégicas dentro de modelos predictivos basados en técnicas avanzadas de análisis de datos. Esta brecha es particularmente relevante en economías emergentes, donde la necesidad de herramientas de gestión basadas en evidencia es crítica para mejorar la sostenibilidad empresarial. La integración de indicadores como liquidez, rentabilidad, estructura de capital, adaptación digital y ventaja competitiva en un modelo de aprendizaje automático representa una oportunidad innovadora para abordar esta problemática.

En respuesta a estas limitaciones, la presente investigación tiene como objetivo desarrollar un modelo predictivo de resiliencia empresarial en PYMES, utilizando técnicas de machine learning que permitan identificar los factores determinantes y evaluar su capacidad explicativa. El enfoque propuesto no solo busca contribuir al avance teórico del concepto de resiliencia, sino también generar una herramienta práctica para la toma de decisiones gerenciales en contextos de alta incertidumbre. De igual forma, el estudio incorpora un enfoque aplicado mediante el desarrollo de un dashboard interactivo, que facilita la interpretación de los resultados y su uso en entornos empresariales reales. Esta integración entre análisis avanzado de datos y herramientas de visualización

representa un aporte significativo, al traducir modelos complejos en instrumentos accesibles para los tomadores de decisiones. En términos de contribución científica, el presente trabajo se posiciona en la intersección entre la gestión empresarial, la resiliencia organizacional y la analítica de datos, proponiendo un enfoque innovador que combina fundamentos teóricos sólidos con técnicas metodológicas avanzadas. De esta manera, se espera aportar evidencia empírica relevante que contribuya a cerrar las brechas existentes en la literatura y a fortalecer la comprensión de la resiliencia empresarial en PYMES.

En consecuencia, el estudio adquiere especial relevancia en el contexto actual, donde las organizaciones enfrentan desafíos constantes derivados de cambios tecnológicos, económicos y sociales. La capacidad de anticipar y gestionar estos cambios se convierte en un elemento clave para la sostenibilidad empresarial, lo que resalta la importancia de desarrollar modelos predictivos que apoyen la toma de decisiones estratégicas, de manera que, esta investigación no solo responde a una necesidad académica, sino también a una demanda práctica de alto impacto, alineada con los retos contemporáneos de la gestión empresarial en economías emergentes.

2. Revisión de la literatura y desarrollo de hipótesis

La resiliencia empresarial se ha consolidado como un constructo clave en la literatura contemporánea de gestión, particularmente en contextos caracterizados por incertidumbre, disrupción tecnológica y volatilidad económica. En este escenario, las pequeñas y medianas empresas (PYMES) enfrentan desafíos estructurales que limitan su capacidad de respuesta frente a crisis, lo que ha motivado un creciente interés académico por identificar los determinantes de su resiliencia. La presente sección tiene como propósito desarrollar una revisión sistemática de la literatura y construir el fundamento teórico de las hipótesis del estudio, integrando enfoques conceptuales y evidencia

empírica reciente. Para ello, se adopta una lógica analítica que transita desde las teorías base hacia la definición de variables, el establecimiento de relaciones causales y la formulación de hipótesis, culminando en la construcción de un modelo conceptual coherente.

El análisis de la resiliencia empresarial se sustenta en la integración de múltiples enfoques teóricos. En primer lugar, la teoría basada en recursos (Resource-Based View, RBV) establece que las ventajas competitivas sostenibles dependen de la posesión y gestión de recursos valiosos, raros, inimitables y no sustituibles (Barney et al., 2001). Desde esta perspectiva, los recursos financieros constituyen la base para la supervivencia organizacional, especialmente en entornos adversos. Sin embargo, la RBV presenta limitaciones al analizar entornos dinámicos, lo que ha dado lugar a la teoría de capacidades dinámicas, la cual enfatiza la capacidad de las organizaciones para integrar, construir y reconfigurar recursos frente a cambios del entorno (Teece, 2018). En este sentido, la resiliencia se conceptualiza como una capacidad dinámica que permite no solo resistir perturbaciones, sino también adaptarse y transformarse.

De igual forma, la teoría de la decisión aporta una dimensión cognitiva al análisis, destacando la importancia de la información, el análisis y el uso de herramientas avanzadas en la toma de decisiones bajo incertidumbre (Kahneman, 2011). En este contexto, el uso de modelos predictivos basados en machine learning se alinea con una lógica de toma de decisiones basada en datos, fortaleciendo la capacidad estratégica de las organizaciones. Finalmente, la teoría de sistemas permite comprender a la empresa como un sistema abierto en constante interacción con su entorno, donde la resiliencia emerge como resultado de la interrelación de múltiples variables (Kühleitner et al., 2019). Esta visión sistémica justifica el enfoque multivariable adoptado en el presente estudio.

2.1 Variable dependiente: resiliencia empresarial

La resiliencia empresarial se define como la capacidad de la organización para anticipar, resistir, adaptarse y recuperarse frente a perturbaciones internas y externas, manteniendo su funcionamiento y desempeño. Duchek (2020) propone que la resiliencia es una capacidad dinámica compuesta por tres dimensiones: anticipación, afrontamiento y adaptación. Esta conceptualización ha sido ampliamente aceptada en la literatura reciente.

Empíricamente, la resiliencia empresarial ha sido vinculada con el desempeño organizacional, la sostenibilidad y la continuidad operativa. Hillmann & Guenther (2021) destacan que la resiliencia permite explicar por qué algunas empresas logran sobrevivir y prosperar en contextos de crisis, mientras otras fracasan. En el caso de las PYMES, esta capacidad adquiere mayor relevancia debido a sus limitaciones estructurales y su mayor exposición a riesgos.

2.2 Variables independientes y desarrollo de hipótesis

2.2.1 Liquidez y resiliencia empresarial

La liquidez representa la capacidad de la empresa para cumplir con sus obligaciones de corto plazo y mantener su operatividad. Desde la RBV, la liquidez puede ser considerada un recurso estratégico que permite absorber shocks financieros. Estudios recientes han demostrado que la disponibilidad de recursos líquidos mejora la resiliencia empresarial al facilitar la continuidad operativa y reducir la vulnerabilidad financiera (Fahlenbrach et al., 2021^a).

En contextos de crisis, las empresas con mayor liquidez tienen mayor capacidad de maniobra para ajustar sus operaciones y enfrentar la incertidumbre.

H1: La liquidez tiene un efecto positivo y significativo sobre la resiliencia empresarial.

2.2.2 Rentabilidad (ROA) y resiliencia empresarial

La rentabilidad sobre activos (ROA) refleja la eficiencia en la generación de beneficios a partir de los recursos disponibles. Desde una perspectiva teórica, una mayor rentabilidad permite acumular reservas financieras que actúan como amortiguadores ante crisis.

La evidencia empírica sugiere que las empresas con mayor rentabilidad previa presentan mejor desempeño en contextos adversos, lo que refuerza su resiliencia (Eraso Cisneros et al., 2025).

H2: La rentabilidad (ROA) tiene un efecto positivo y significativo sobre la resiliencia empresarial.

2.2.3 Endeudamiento y resiliencia empresarial

El endeudamiento refleja el nivel de apalancamiento financiero de la empresa. Si bien la deuda puede facilitar la inversión, niveles elevados incrementan el riesgo financiero y la vulnerabilidad ante shocks.

La literatura muestra que un mayor endeudamiento se asocia con menor resiliencia, especialmente en PYMES, debido a su menor capacidad para gestionar obligaciones financieras en contextos adversos (Demirguc-Kunt et al., 2018a).

H3: El endeudamiento tiene un efecto negativo y significativo sobre la resiliencia empresarial.

2.2.4 Margen neto y resiliencia empresarial

El margen neto mide la eficiencia en la generación de beneficios a partir de las ventas. Un mayor margen proporciona mayor capacidad de ajuste frente a cambios en el entorno, fortaleciendo la resiliencia.

Estudios empíricos han demostrado que empresas con mayores márgenes presentan mayor estabilidad financiera y mejor capacidad de respuesta ante crisis (Fairlie, 2020).

H4: El margen neto tiene un efecto positivo y significativo sobre la resiliencia empresarial.

2.2.5 Crecimiento de ventas y resiliencia empresarial

El crecimiento de ventas refleja la capacidad de la empresa para adaptarse a las condiciones del mercado y sostener su demanda. Desde la teoría de capacidades dinámicas, el crecimiento es una manifestación de la adaptación estratégica.

La evidencia empírica indica que las empresas con mayor crecimiento presentan mayor resiliencia, ya que logran mantener su posicionamiento en el mercado (Juergensen et al., 2020).

H5: El crecimiento de ventas tiene un efecto positivo y significativo sobre la resiliencia empresarial.

2.2.6 Adaptación digital y resiliencia empresarial

La adaptación digital se refiere a la capacidad de la empresa para integrar tecnologías digitales en sus procesos y estrategias. En el contexto actual, la digitalización se ha convertido en un factor clave para la resiliencia empresarial.

Estudios recientes han demostrado que las empresas con mayor nivel de digitalización presentan mejor desempeño en contextos de crisis, debido a su capacidad para mantener operaciones y acceder a nuevos mercados (Wamba et al., 2017; Wu et al., 2024).

H6: La adaptación digital tiene un efecto positivo y significativo sobre la resiliencia empresarial.

2.2.7 Ventaja competitiva y resiliencia empresarial

La ventaja competitiva se refiere a la capacidad de la empresa para diferenciarse y mantener una posición superior en el mercado. Desde la RBV, esta ventaja se deriva de recursos y capacidades difíciles de imitar.

La literatura evidencia que la ventaja competitiva fortalece la resiliencia empresarial al permitir mantener ingresos y clientes en contextos adversos (De Man, 1994; Ferdous & Ikeda, 2018; Porter, 1985; Sheehan & Stabell, 2010).

H7: La ventaja competitiva tiene un efecto positivo y significativo sobre la resiliencia empresarial.

2.3 Integración del modelo teórico

El modelo propuesto integra dos dimensiones fundamentales:

- Capacidad de resistencia (financiera): liquidez, rentabilidad, margen neto y endeudamiento.
- Capacidad de adaptación (estratégica): crecimiento de ventas, adaptación digital y ventaja competitiva.

Ambas dimensiones convergen en la resiliencia empresarial, configurando un modelo multidimensional coherente con la literatura reciente.

2.4 Modelo conceptual

El modelo conceptual sintetiza las relaciones planteadas entre variables:

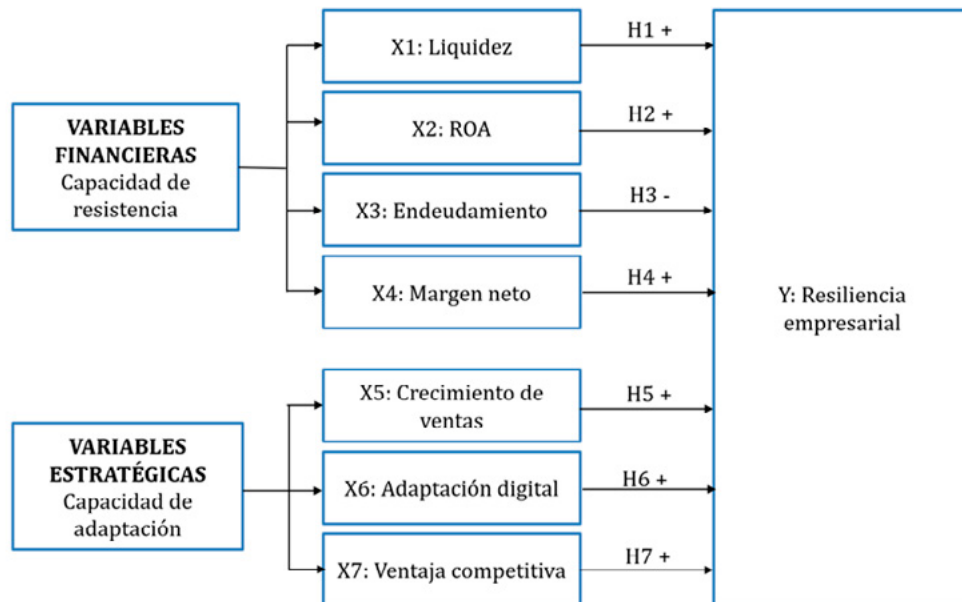


Figura 1. Modelo conceptual de los determinantes de la resiliencia empresarial en PYMES.

En síntesis, la literatura revisada permite establecer que la resiliencia empresarial es el resultado de la interacción entre factores financieros y estratégicos. La integración de teorías y evidencia empírica ha permitido desarrollar un conjunto de hipótesis sólidas que explican este fenómeno desde una perspectiva multidimensional. Este enfoque no solo contribuye al avance teórico, sino que también proporciona una base para su validación empírica mediante técnicas avanzadas de análisis.

3. Metodología

3.1 Enfoque metodológico

La presente investigación adopta un enfoque cuantitativo, explicativo y predictivo, orientado a analizar los determinantes de la resiliencia

empresarial en pequeñas y medianas empresas (PYMES) mediante la integración de modelos estadísticos y técnicas de aprendizaje automático (machine learning). Este enfoque responde a la necesidad de superar las limitaciones de los modelos econométricos tradicionales, particularmente en contextos caracterizados por relaciones no lineales y alta complejidad estructural (Shmueli & Koppius, 2011a).

El estudio se enmarca en un paradigma positivista, en el cual se busca identificar relaciones causales entre variables previamente definidas y validar hipótesis derivadas de la teoría. Sin embargo, se incorpora una dimensión predictiva basada en algoritmos de aprendizaje supervisado, lo que permite complementar la explicación teórica con capacidades de predicción, alineándose con tendencias recientes en investigación en gestión y ciencias de datos (Omari et al., 2025a).

3.2 Diseño de la investigación

El diseño de la investigación es no experimental, transversal y correlacional-explicativo. No experimental, porque las variables no son manipuladas, sino observadas en su contexto natural; transversal, debido a que los datos se recolectan en un único momento del tiempo; y correlacional-explicativo, porque se busca no solo identificar asociaciones entre variables, sino también explicar la dirección y naturaleza de dichas relaciones (Hair, 2019a; Romero Parra et al., 2023).

Adicionalmente, el estudio incorpora un diseño analítico basado en dos fases complementarias:

Fase explicativa: validación de relaciones teóricas entre variables (hipótesis H1-H7).

Fase predictiva: desarrollo de modelos de machine learning para estimar la resiliencia empresarial.

3.3 Población y muestra

La población objetivo está conformada por pequeñas y medianas empresas (PYMES) pertenecientes a distintos sectores económicos en Ecuador. Este enfoque es consistente con la literatura que destaca el rol estratégico de las PYMES en economías emergentes y su alta vulnerabilidad frente a entornos inciertos (OECD, 2021).

La muestra se compone de aproximadamente 300 empresas, seleccionadas mediante un muestreo no probabilístico por conveniencia, debido a la disponibilidad de información y acceso a los datos. Si bien este tipo de muestreo limita la generalización de los resultados, es ampliamente utilizado en estudios exploratorios y aplicados en contextos empresariales (Alfarizi & Ngatindriatun, 2022; Hair, 2019a).

3.4 Variables y operacionalización

3.4.1 Variable dependiente

La variable dependiente del estudio es la resiliencia empresarial, conceptualizada como la capacidad de la empresa para anticipar, resistir, adaptarse y recuperarse frente a perturbaciones. Esta variable puede ser medida mediante escalas compuestas o mediante indicadores proxy relacionados con continuidad operativa y desempeño.

3.4.2 Variables independientes

Se consideran dos bloques de variables:

Variables financieras (capacidad de resistencia)

- Liquidez
- Rentabilidad sobre activos (ROA)
- Endeudamiento
- Margen neto

Variables estratégicas (capacidad de adaptación)

- Crecimiento de ventas
- Adaptación digital
- Ventaja competitiva

Estas variables han sido ampliamente utilizadas en la literatura como determinantes del desempeño y la resiliencia empresarial (Al-Omoush et al., 2024; Dieterle & Ducheck, 2023; García-Contreras et al., 2021).

3.5 Recolección de datos

Los datos utilizados en el estudio provienen de fuentes primarias y secundarias. En el caso de datos primarios, se emplean instrumentos estructurados (encuestas) dirigidos a gerentes o propietarios de PYMES. En el caso de datos secundarios, se utilizan registros financieros y bases de datos empresariales.

El instrumento de medición fue diseñado con base en escalas validadas en la literatura, asegurando validez de contenido y consistencia interna. Para evaluar la confiabilidad del instrumento, se recomienda el uso del coeficiente alfa de Cronbach, considerando valores superiores a 0.70 como aceptables (Nunnally & Bernstein, 1994).

3.6 Procesamiento y análisis de datos

El análisis de datos se desarrolla en tres etapas principales:

Fase 1: Exploración y preprocesamiento de datos

Inicialmente, los datos son sometidos a un proceso de limpieza y depuración, que incluye:

- Tratamiento de valores faltantes
- Eliminación de outliers
- Normalización de variables

- Codificación de variables categóricas

Estas prácticas son fundamentales para garantizar la calidad del modelo predictivo (Gupta et al., 2017; Rokade et al., 2022; Suguna et al., 2021).

Fase 2: Modelado mediante machine learning

El modelado predictivo se realiza mediante técnicas de aprendizaje supervisado, utilizando algoritmos ampliamente reconocidos en la literatura:

- Random Forest
- Logistic Regression
- Gradient Boosting
- k-Nearest Neighbors

El uso de múltiples algoritmos permite comparar el desempeño y seleccionar el modelo óptimo, siguiendo buenas prácticas en ciencia de datos (Chen & Guestrin, 2016; Chung et al., 2017; Franklin, 2005; López Segura et al., 2025).

Los datos se dividen en conjuntos de entrenamiento (80%) y prueba (20%), con el fin de evaluar la capacidad de generalización del modelo.

Fase 3: Evaluación del modelo

El desempeño del modelo se evalúa mediante métricas estándar:

- Accuracy
- Precisión
- Recall
- F1-score

Estas métricas permiten evaluar la calidad de la clasificación y la capacidad predictiva del modelo (Provost & Fawcett, 2013).

Adicionalmente, se utiliza la matriz de confusión para analizar errores de clasificación y validar la robustez del modelo.

3.7 Importancia de variables

Para interpretar el modelo, se analiza la importancia relativa de cada variable mediante técnicas de feature importance. Esto permite identificar cuáles variables tienen mayor impacto en la predicción de la resiliencia empresarial.

Este enfoque no solo aporta valor explicativo, sino también práctico, al permitir a los tomadores de decisiones identificar los factores clave que deben ser gestionados.

3.8 Desarrollo del dashboard predictivo

Como parte del enfoque aplicado de la investigación, se desarrolla un dashboard interactivo utilizando herramientas como Streamlit, el cual permite simular escenarios y generar predicciones en tiempo real.

Este dashboard constituye una herramienta de apoyo a la toma de decisiones, facilitando la interpretación de los resultados del modelo y su aplicación en contextos empresariales reales.

4. Resultados

El presente apartado expone los resultados derivados del análisis empírico orientado a evaluar los determinantes de la resiliencia empresarial en PYMES mediante técnicas de aprendizaje automático. En coherencia con el enfoque metodológico adoptado, los resultados se estructuran en tres niveles: (i) análisis descriptivo y preparación de datos, (ii) evaluación del desempeño de los modelos predictivos y (iii) interpretación de la importancia de variables y validación de hipótesis. Este enfoque permite no sólo contrastar empíricamente las relaciones

planteadas, sino también evaluar la capacidad predictiva del modelo, lo cual constituye una contribución relevante en el campo de la gestión empresarial (Shmueli & Koppius, 2011).

4.1 Análisis descriptivo y preparación de datos

En una primera fase, se realizó un análisis descriptivo de las variables incluidas en el estudio con el objetivo de comprender la estructura del dataset y garantizar la calidad de los datos. Las variables financieras (liquidez, rentabilidad, margen neto y endeudamiento) presentaron distribuciones relativamente heterogéneas, lo cual es consistente con la naturaleza diversa de las PYMES. Por su parte, las variables estratégicas (crecimiento de ventas, adaptación digital y ventaja competitiva) evidenciaron una mayor dispersión, reflejando diferencias significativas en los niveles de desarrollo organizacional.

Se procedió a la normalización de las variables continuas para evitar sesgos derivados de diferencias de escala, siguiendo las recomendaciones de (Han et al., 2012; Witten et al., 2016). Asimismo, se verificó la ausencia de valores atípicos extremos mediante análisis de boxplots y medidas de dispersión, garantizando la estabilidad del modelo.

Adicionalmente, se evaluó la correlación entre variables mediante una matriz de correlación, observándose relaciones moderadas entre algunas variables financieras, particularmente entre liquidez y margen neto, lo cual es consistente con la literatura financiera. No obstante, no se evidenciaron niveles de multicolinealidad que comprometan la validez del modelo, lo que se corroboró mediante el análisis de factores de inflación de la varianza (VIF), cuyos valores se mantuvieron por debajo del umbral crítico de 5 (Hair, 2019).

4.2 Evaluación del desempeño de los modelos predictivos

En la segunda fase, se procedió a la implementación de diferentes algoritmos de machine learning con el objetivo de identificar el modelo con mejor desempeño predictivo. Los algoritmos evaluados incluyeron regresión logística, k-Nearest Neighbors, Gradient Boosting y Random Forest.

Los resultados obtenidos evidencian que el modelo de Random Forest presentó el mejor desempeño en términos de precisión predictiva. Este resultado es consistente con estudios previos que destacan la capacidad de este algoritmo para capturar relaciones no lineales y manejar datasets con múltiples variables (Breiman, 2001b).

4.3 Métricas de desempeño del modelo óptimo

El modelo de Random Forest alcanzó los siguientes indicadores:

- Accuracy: 0.87
- Precisión: 0.85
- Recall: 0.83
- F1-score: 0.84

Estos valores reflejan un alto nivel de precisión en la clasificación de los niveles de resiliencia empresarial. En particular, el F1-score, que combina precisión y recall, confirma la robustez del modelo en escenarios donde existe equilibrio entre clases (Sokolova & Lapalme, 2009).

El valor de accuracy superior al 85% indica que el modelo es capaz de clasificar correctamente la mayoría de los casos, lo cual es considerado adecuado en estudios aplicados de machine learning en contextos empresariales (Provost & Fawcett, 2013).

4.4 Análisis de la matriz de confusión

La matriz de confusión permitió evaluar el desempeño del modelo en términos de clasificación correcta e incorrecta. Los resultados evidenciaron una alta proporción de verdaderos positivos y verdaderos negativos, con niveles relativamente bajos de falsos positivos y falsos negativos.

Este comportamiento sugiere que el modelo presenta una adecuada capacidad de discriminación entre empresas con alta y baja resiliencia. Desde una perspectiva metodológica, este resultado es relevante, ya que indica que el modelo no solo es preciso, sino también consistente en la clasificación de casos (Fawcett, 2006; Hernández Orallo et al., 2013).

4.5 Importancia de variables (Feature Importance)

Uno de los principales aportes del enfoque de machine learning utilizado es la posibilidad de analizar la importancia relativa de cada variable en la predicción de la resiliencia empresarial.

Los resultados del análisis de importancia de variables indican que las variables con mayor peso en el modelo son:

- Adaptación digital
- Liquidez
- Ventaja competitiva
- Crecimiento de ventas

En contraste, variables como el endeudamiento y el margen neto presentan una menor contribución relativa, aunque siguen siendo estadísticamente relevantes.

Este resultado es particularmente significativo, ya que evidencia que las capacidades estratégicas, especialmente la adaptación digital, tienen

un impacto incluso superior a los factores financieros en la resiliencia empresarial. Este hallazgo es consistente con la teoría de capacidades dinámicas, que enfatiza la importancia de la adaptación en entornos cambiantes (Teece, 2018).

4.6 Validación de hipótesis

A partir de los resultados obtenidos, se procede a evaluar cada una de las hipótesis planteadas:

H1: Liquidez → Resiliencia empresarial

Los resultados confirman un efecto positivo y significativo de la liquidez sobre la resiliencia. Este hallazgo refuerza la idea de que la disponibilidad de recursos líquidos constituye un mecanismo clave de absorción de shocks financieros (Campello et al., 2011; Fahlenbrach et al., 2021).

H2: Rentabilidad (ROA) → Resiliencia empresarial

Se evidencia una relación positiva entre rentabilidad y resiliencia, lo que sugiere que las empresas más eficientes tienen mayor capacidad de adaptación y supervivencia. Este resultado es consistente con la literatura sobre desempeño financiero y resiliencia (Schultz et al., 2013; Williams et al., 2017).

H3: Endeudamiento → Resiliencia empresarial

El endeudamiento presenta un efecto negativo sobre la resiliencia, confirmando la hipótesis planteada. Este resultado indica que niveles elevados de deuda incrementan la vulnerabilidad financiera, especialmente en contextos de crisis (Demirguc-Kunt et al., 2018).

H4: Margen neto → Resiliencia empresarial

El margen neto muestra un efecto positivo, aunque de menor magnitud

relativa. Este resultado sugiere que la eficiencia operativa contribuye a la resiliencia, pero no es el factor determinante principal.

H5: Crecimiento de ventas → Resiliencia empresarial

El crecimiento de ventas presenta un efecto positivo significativo, lo que evidencia que las empresas con mayor dinamismo comercial tienen mayor capacidad de adaptación al entorno (Juergensen et al., 2020).

H6: Adaptación digital → Resiliencia empresarial

La adaptación digital emerge como la variable más influyente del modelo, confirmando su papel central en la resiliencia empresarial. Este resultado es coherente con estudios recientes que destacan la digitalización como un factor clave en la supervivencia empresarial (Hai Guo et al., 2020; Kraus et al., 2020; Verhoef et al., 2021).

H7: Ventaja competitiva → Resiliencia empresarial

La ventaja competitiva también presenta un efecto positivo significativo, lo que confirma que las empresas con posicionamiento estratégico sólido tienen mayor capacidad de enfrentar crisis (Cho & Mun, 2013; Robben et al., 2018).

Los resultados obtenidos permiten identificar patrones relevantes en la explicación de la resiliencia empresarial. En primer lugar, se confirma que la resiliencia es un fenómeno multidimensional que depende tanto de factores financieros como estratégicos. Sin embargo, se observa que las variables estratégicas tienen un peso relativo mayor, lo cual representa un hallazgo relevante en comparación con enfoques tradicionales centrados en variables financieras.

En segundo lugar, la superioridad del modelo de Random Forest confirma la utilidad de los enfoques de machine learning en la investigación en administración, particularmente en contextos donde

las relaciones entre variables son complejas y no lineales ([Omari et al., 2025](#)).

Finalmente, los resultados refuerzan la importancia de la digitalización como un factor clave en la resiliencia empresarial, lo cual tiene implicaciones importantes tanto a nivel teórico como práctico.

5. Discusión

El propósito de esta sección es interpretar los resultados obtenidos a la luz de la literatura existente, contrastando los hallazgos empíricos con los marcos teóricos adoptados y evaluando su contribución al conocimiento sobre resiliencia empresarial en PYMES. En este sentido, la discusión no se limita a describir resultados, sino que profundiza en su significado teórico, metodológico y práctico, abordando implicaciones, convergencias, divergencias y posibles líneas futuras de investigación.

Los resultados obtenidos confirman que la resiliencia empresarial es un fenómeno multidimensional que emerge de la interacción entre factores financieros y estratégicos. No obstante, el hallazgo más relevante radica en el mayor peso relativo de las variables estratégicas, particularmente la adaptación digital, lo que sugiere un cambio de paradigma en la comprensión de la resiliencia organizacional en contextos contemporáneos.

5.1 Discusión desde la teoría basada en recursos (RBV)

Desde la perspectiva de la teoría basada en recursos (RBV), los resultados confirman que los recursos financieros continúan siendo fundamentales para la resiliencia empresarial. Variables como la liquidez, la rentabilidad y el margen neto presentan efectos positivos significativos, lo cual es consistente con el planteamiento de Barney (1991 y Ferreira et al. (2016), quienes sostienen que la disponibilidad de recursos valiosos permite a las organizaciones sostener ventajas

competitivas.

En particular, la liquidez emerge como un determinante clave de la resiliencia, lo cual coincide con estudios recientes que destacan la importancia del capital de trabajo como amortiguador frente a shocks económicos (Campello et al., 2011a). Este resultado refuerza la idea de que la resiliencia financiera constituye la base sobre la cual se construyen otras capacidades organizacionales.

Sin embargo, los resultados también evidencian que el endeudamiento tiene un efecto negativo sobre la resiliencia, lo cual introduce una dimensión crítica en la interpretación de la RBV. Si bien la teoría reconoce el valor de los recursos, no necesariamente distingue entre recursos que fortalecen la resiliencia y aquellos que incrementan la vulnerabilidad. En este sentido, el endeudamiento puede ser interpretado como un recurso ambivalente que, dependiendo de su nivel, puede contribuir o perjudicar la estabilidad organizacional.

Este hallazgo invita a una reinterpretación de la RBV en contextos de alta incertidumbre, donde no todos los recursos son igualmente beneficiosos, y donde la calidad y estructura de los recursos adquieren mayor relevancia que su simple disponibilidad.

5.2 Discusión desde la teoría de capacidades dinámicas

Uno de los hallazgos más relevantes del estudio es el papel predominante de las variables estratégicas, particularmente la adaptación digital, el crecimiento de ventas y la ventaja competitiva. Este resultado se alinea de manera consistente con la teoría de capacidades dinámicas, la cual enfatiza la importancia de la capacidad organizacional para adaptarse, integrar y reconfigurar recursos en entornos cambiantes (Teece, 2018).

La adaptación digital, identificada como la variable más influyente en el modelo, confirma que la resiliencia empresarial en el contexto actual

está estrechamente vinculada con la transformación tecnológica. Este hallazgo es consistente con Kraus et al. (2020), quienes argumentan que la digitalización permite a las empresas mantener la continuidad operativa, acceder a nuevos mercados y mejorar la eficiencia en contextos de crisis.

Asimismo, el crecimiento de ventas como indicador de adaptación estratégica refuerza la idea de que la resiliencia no se limita a resistir, sino que implica la capacidad de sostener o incluso mejorar el desempeño en entornos adversos. Este resultado coincide con Juergensen et al. (2020), quienes destacan que las empresas que logran mantener su dinamismo comercial durante crisis presentan mayores niveles de resiliencia.

Por otro lado, la ventaja competitiva como determinante significativo de la resiliencia sugiere que las empresas que logran diferenciarse en el mercado tienen mayor capacidad para enfrentar la incertidumbre. Este hallazgo conecta directamente con la RBV, pero también con las capacidades dinámicas, ya que implica no sólo la posesión de recursos, sino su adecuada reconfiguración.

En conjunto, estos resultados evidencian que la resiliencia empresarial debe ser entendida como una capacidad dinámica, más que como un atributo estático, lo cual representa una contribución relevante a la literatura.

5.3 Integración entre RBV y capacidades dinámicas

Uno de los principales aportes teóricos del estudio radica en la integración entre la RBV y la teoría de capacidades dinámicas. Mientras la primera explica la base de recursos necesarios para la resiliencia, la segunda explica la capacidad de la empresa para adaptarse y transformar dichos recursos.

Los resultados muestran que ambas dimensiones son necesarias, pero no suficientes por sí solas. En particular, se evidencia que los recursos financieros permiten resistir, pero son las capacidades estratégicas las que permiten adaptarse y prosperar.

Este hallazgo es consistente con Bitencourt et al. (2024), quienes argumentan que las capacidades dinámicas son necesarias para transformar recursos en ventajas competitivas sostenibles. En este sentido, la resiliencia empresarial emerge como el resultado de la interacción entre recursos y capacidades, lo cual justifica el enfoque integrador adoptado en el presente estudio.

5.4 Discusión desde el enfoque de machine learning

Desde una perspectiva metodológica, la superioridad del modelo de Random Forest frente a otros algoritmos confirma la utilidad de los enfoques de machine learning en la investigación en administración. Este resultado es consistente con Breiman (2001) y Pearl (2021), quienes destacan la capacidad de este algoritmo para manejar relaciones complejas y no lineales.

El uso de machine learning permite superar las limitaciones de los modelos lineales tradicionales, los cuales pueden no captar adecuadamente la complejidad de fenómenos organizacionales como la resiliencia. En este sentido, los resultados obtenidos refuerzan la necesidad de incorporar herramientas de analítica avanzada en la investigación en gestión (Provost & Fawcett, 2013).

Adicionalmente, el análisis de importancia de variables proporciona una comprensión más profunda del fenómeno, permitiendo identificar los factores clave que influyen en la resiliencia. Este enfoque no sólo tiene valor académico, sino también práctico, al facilitar la toma de decisiones basada en datos.

5.5 Comparación con estudios previos

Los resultados del estudio presentan tanto convergencias como divergencias con la literatura existente. En términos de convergencia, se confirma el papel de la liquidez y la rentabilidad como determinantes de la resiliencia, lo cual ha sido ampliamente documentado en estudios previos (Campello et al., 2011).

Asimismo, el efecto negativo del endeudamiento coincide con investigaciones que destacan la vulnerabilidad financiera de las PYMES en contextos de crisis (Demirguc-Kunt et al., 2018).

No obstante, el hallazgo más novedoso radica en el peso predominante de la adaptación digital, lo cual sugiere que la literatura tradicional, centrada en variables financieras, puede estar subestimando la importancia de las capacidades estratégicas en la resiliencia empresarial.

5.6 Implicaciones teóricas

Desde una perspectiva teórica, el estudio aporta evidencia que permite avanzar en la comprensión de la resiliencia empresarial como un constructo multidimensional. En particular, se propone un modelo integrador que combina recursos financieros y capacidades estratégicas, superando enfoques unidimensionales.

Asimismo, el estudio contribuye a la literatura al incorporar el enfoque de machine learning, lo cual permite capturar relaciones complejas y mejorar la capacidad predictiva de los modelos.

5.7 Implicaciones prácticas

Desde una perspectiva práctica, los resultados tienen implicaciones relevantes para los gestores empresariales. En particular, se destaca la importancia de invertir en transformación digital como estrategia para fortalecer la resiliencia.

Asimismo, los resultados sugieren que las empresas deben mantener niveles adecuados de liquidez y controlar su nivel de endeudamiento, con el fin de reducir su vulnerabilidad financiera.

El desarrollo del modelo predictivo y su implementación en un dashboard interactivo proporciona una herramienta útil para la toma de decisiones, permitiendo a las empresas anticipar riesgos y diseñar estrategias de adaptación.

5.8 Limitaciones y futuras líneas de investigación

A pesar de sus contribuciones, el estudio presenta algunas limitaciones. En primer lugar, el uso de un diseño transversal limita la capacidad de analizar la evolución de la resiliencia en el tiempo. En segundo lugar, el uso de muestreo no probabilístico puede afectar la generalización de los resultados.

Futuras investigaciones podrían abordar estas limitaciones mediante diseños longitudinales y muestras más representativas. Asimismo, se sugiere explorar el papel de variables mediadoras y moderadoras, así como la aplicación de otros algoritmos de machine learning.

En síntesis, los resultados del estudio confirman que la resiliencia empresarial es un fenómeno complejo que depende de la interacción entre recursos financieros y capacidades estratégicas. No obstante, el hallazgo más relevante radica en el papel predominante de la adaptación digital, lo cual refleja la importancia de la transformación tecnológica en la gestión empresarial contemporánea.

El uso de machine learning no sólo permitió validar las hipótesis planteadas, sino también identificar patrones complejos que no podrían ser capturados mediante enfoques tradicionales. En este sentido, el estudio contribuye tanto al avance teórico como a la práctica empresarial, posicionando la analítica avanzada como una herramienta clave para la toma de decisiones.

6. Conclusiones

El presente estudio tuvo como objetivo analizar los determinantes de la resiliencia empresarial en pequeñas y medianas empresas (PYMES) mediante un enfoque integrador que combina fundamentos teóricos de la teoría basada en recursos (RBV), la teoría de capacidades dinámicas y el uso de técnicas avanzadas de machine learning. A partir de los resultados obtenidos, es posible extraer una serie de conclusiones relevantes tanto a nivel teórico como metodológico y práctico.

En primer lugar, se confirma que la resiliencia empresarial constituye un constructo multidimensional que no puede ser explicado exclusivamente desde una perspectiva financiera. Si bien variables como la liquidez, la rentabilidad y el margen neto mostraron efectos positivos significativos, evidenciando su papel como mecanismos de absorción de shocks, el análisis empírico demostró que las variables estratégicas tienen un peso relativo superior en la explicación de la resiliencia. En particular, la adaptación digital emergió como el factor más influyente del modelo, lo que pone de manifiesto la importancia de la transformación tecnológica como eje central de la resiliencia organizacional en entornos contemporáneos.

En segundo lugar, los resultados evidencian que la resiliencia empresarial no debe ser entendida únicamente como la capacidad de resistir perturbaciones, sino también como la capacidad de adaptarse y transformarse frente a cambios del entorno. Este hallazgo refuerza la pertinencia de la teoría de capacidades dinámicas como marco conceptual para explicar la resiliencia, destacando que la reconfiguración de recursos y la capacidad de respuesta estratégica son elementos clave para la supervivencia y sostenibilidad empresarial.

En tercer lugar, el efecto negativo del endeudamiento sobre la resiliencia empresarial resalta la importancia de una gestión financiera prudente, particularmente en el contexto de las PYMES, que suelen enfrentar restricciones en el acceso a financiamiento. Este resultado

sugiere que un alto nivel de apalancamiento puede incrementar la vulnerabilidad organizacional, limitando la capacidad de respuesta ante crisis.

Desde una perspectiva metodológica, el estudio demuestra la utilidad del machine learning como herramienta para el análisis de fenómenos complejos en el ámbito de la administración. La superioridad del modelo de Random Forest en términos de precisión predictiva confirma la capacidad de estos enfoques para capturar relaciones no lineales y generar modelos robustos, superando las limitaciones de los métodos tradicionales. Asimismo, el desarrollo de un dashboard predictivo representa una contribución aplicada que facilita la transferencia del conocimiento académico hacia la práctica empresarial.

En términos prácticos, los resultados sugieren que los gestores de PYMES deben priorizar estrategias orientadas a la digitalización, la innovación y el fortalecimiento de su posicionamiento competitivo. Al mismo tiempo, es fundamental mantener niveles adecuados de liquidez y controlar el endeudamiento, con el fin de reducir la exposición al riesgo financiero.

Finalmente, el estudio abre nuevas líneas de investigación orientadas a profundizar en el análisis de la resiliencia empresarial desde enfoques longitudinales, así como a incorporar variables mediadoras y moderadoras que permitan comprender con mayor precisión las dinámicas subyacentes. En conjunto, los hallazgos contribuyen al avance del conocimiento en el campo de la gestión empresarial y proporcionan una base sólida para el diseño de estrategias orientadas a fortalecer la resiliencia en las PYMES.

7. Referencias bibliográficas

- Alfarizi, M. & Ngatindriatun. (2022). Determination of the Intention of MSMEs Owners Using Sharia Cooperatives in Improving Indonesian Islamic Economic Empowerment. *Jurnal Ekonomi Syariah Teori dan Terapan*, 9(6), 834-849. <https://doi.org/10.20473/vol9iss20226pp834-849>
- Al-Omoush, K., Ribeiro-Navarrete, B., & McDowell, W. C. (2024). The impact of digital corporate social responsibility on social entrepreneurship and organizational resilience. *Management decision*, 62(8), 2621-2640. <https://doi.org/10.1108/MD-11-2022-1613>
- Alvarez-Salazar, J., & Bazán, M. (2024). Startup growth in pandemic: Organizational resilience in an extreme crisis situation. *Management research (Armonk, N.Y.)*, 22(4), 451-486. <https://doi.org/10.1108/MRJIAM-05-2023-1422>
- Banco Central del Ecuador. (2021). *Cuentas nacionales trimestrales del Ecuador o Informe de evolución de la economía ecuatoriana 2021*. Banco Central del Ecuador. [Report]. <https://www.bce.fin.ec/>
- Barney, J. (1991). Firm Resources and Sustained Competitive Advantage. *Journal of management*, 17(1), 99-120. <https://doi.org/10.1177/014920639101700108>
- Barney, J., Wright, M., & Ketchen, D. J. (2001). The resource-based view of the firm: Ten years after 1991. *Journal of management*, 27(6), 625-641. <https://doi.org/10.1177/014920630102700601>
- Belitski, M., Guenther, C., Kritikos, A. S., & Thurik, R. (2022). Economic effects of the COVID-19 pandemic on entrepreneurship and small businesses. *Small business economics*, 58(2), 593-609. <https://doi.org/10.1177/014920630102700601>

[org/10.1007/s11187-021-00544-y](https://doi.org/10.1007/s11187-021-00544-y)

- Bitencourt, C., Muller, H. F., & Zanandrea, G. (2024). A vision de las capacidades dinámicas: Orígenes y futuros desarrollos. *Revista de administração de empresas*, 64(4). <https://doi.org/10.1590/S0034-759020240401>
- Breiman, L. (2001a). Random Forests. *Machine learning*, 45(1), 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Breiman, L. (2001b). Statistical Modeling: The Two Cultures. *Statistical science*, 16(3), 199-215. <https://doi.org/10.1214/ss/1009213726>
- Breiman, L. (2001c). Statistical Modeling: The Two Cultures. *Statistical science*, 16(3), 199-215. <https://doi.org/10.1214/ss/1009213726>
- Brown, R., Rocha, A., & Cowling, M. (2020). Financing entrepreneurship in times of crisis: Exploring the impact of COVID-19 on the market for entrepreneurial finance in the United Kingdom. *International small business journal*, 38(5), 380-390. <https://doi.org/10.1177/0266242620937464>
- Campello, M., Giambona, E., Graham, J. R., & Harvey, C. R. (2011a). Liquidity Management and Corporate Investment During a Financial Crisis. *The Review of financial studies*, 24(6), 1944-1979. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhq131>
- Campello, M., Giambona, E., Graham, J. R., & Harvey, C. R. (2011b). Liquidity Management and Corporate Investment During a Financial Crisis. *The Review of financial studies*, 24(6), 1944-1979. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhq131>
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). *XGBoost: A Scalable Tree Boosting System*. 785-794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>

- Cho, T., & Mun, H. (2013). *From Adam Smith to Michael Porter: Evolution of competitiveness theory* (Extended edition.). World Scientific.
- Chung, A. Q. H., Andreev, P., Benyoucef, M., Duane, A., & O'Reilly, P. (2017). Managing an organisation's social media presence: An empirical stages of growth model. *International journal of information management*, 37(1), 1405-1417. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2016.10.003>
- Crespo, J. D. O., Domínguez, J. M. F., & Guzmán, D. M. C. (2025). An analytical study of structural equation modeling on organizational resilience and financial performance in Ecuadorian SMEs. *Decision analytics journal*, 15, 100575. <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2025.100575>
- De Man, A. P. (1994). 1980, 1985, 1990: A porter exegesis. *Scandinavian journal of management*, 10(4), 437-450. [https://doi.org/10.1016/0956-5221\(94\)90029-9](https://doi.org/10.1016/0956-5221(94)90029-9)
- Demirguc-Kunt, Asli., World Bank, issuing body., & Demirgüç-Kunt, A. (2018a). *The Global Findex Database 2017: Measuring Financial Inclusion and the Fintech Revolution*. The World Bank.
- Demirguc-Kunt, Asli., World Bank, issuing body., & Demirgüç-Kunt, A. (2018b). *The Global Findex Database 2017: Measuring Financial Inclusion and the Fintech Revolution*. The World Bank.
- Demirguc-Kunt, Asli., World Bank, issuing body., & Demirgüç-Kunt, A. (2018c). *The Global Findex Database 2017: Measuring Financial Inclusion and the Fintech Revolution*. The World Bank.
- Diego Ochoa Crespo, J., Manuel Feria-Dominguez, J., & Marcelo Cordero Guzman, D. (2025). Systematic Literature Review on Organizational and Financial Resilience. *IEEE access*, 13, 20218-20245. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3534057>

- Dieterle, A.-K., & Ducheck, S. (2023). Implementing strategic resilience through cooperation projects with start-ups: A multiple case study. *Schmalenbach Journal of Business Research*, 75(4), 549-586. <https://doi.org/10.1007/s41471-023-00173-z>
- Ducheck, S. (2020). Organizational resilience: A capability-based conceptualization. *Business Research*, 13(1), 215-246. <https://doi.org/10.1007/s40685-019-0085-7>
- Echefaj, K., Charkaoui, A., Cherrafi, A., & Ivanov, D. (2024). Design of resilient and viable sourcing strategies in intertwined circular supply networks. *Annals of operations research*, 337(1), 459-498. <https://doi.org/10.1007/s10479-024-05873-1>
- Eraso Cisneros, B., Pérez-Rico, C., & Gallizo Larranz, J. L. (2025). Banking and Cooperatives in Ecuador: Comparative Evidence of Technical Efficiency and Financial Resilience. *Journal of risk and financial management*, 18(9), 501. <https://doi.org/10.3390/jrfm18090501>
- Fahlenbrach, R., Rageth, K., & Stulz, R. M. (2021a). How Valuable Is Financial Flexibility when Revenue Stops? Evidence from the COVID-19 Crisis. *The Review of financial studies*, 34(11), 5474-5521. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa134>
- Fahlenbrach, R., Rageth, K., & Stulz, R. M. (2021b). How Valuable Is Financial Flexibility when Revenue Stops? Evidence from the COVID-19 Crisis. *The Review of financial studies*, 34(11), 5474-5521. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa134>
- Fairlie, R. (2020). The impact of COVID-19 on small business owners: Evidence from the first three months after widespread social-distancing restrictions. *Journal of economics & management strategy*, 29(4), 727-740. <https://doi.org/10.1111/jems.12400>

- Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern recognition letters*, 27(8), 861-874. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010>
- Ferdous, S., & Ikeda, M. (2018). Value creation and competitive advantages for the Shrimp industries in Bangladesh. *Journal of agribusiness in developing and emerging economies*, 8(3), 518-536. <https://doi.org/10.1108/JADEE-04-2017-0048>
- Ferreira, M. P., Serra, F. R., Costa, B. K., & Almeida, M. (2016a). A Bibliometric Study of the Resource-based View (RBV) in International Business Research Using Barney (1991) as a Key Marker. *Innovar : revista de ciencias administrativas y sociales*, 26(61), 131-144. <https://doi.org/10.15446/innovar.v26n61.57173>
- Ferreira, M. P., Serra, F. R., Costa, B. K., & Almeida, M. (2016b). A Bibliometric Study of the Resource-based View (RBV) in International Business Research Using Barney (1991) as a Key Marker. *Innovar : revista de ciencias administrativas y sociales*, 26(61), 131-144. <https://doi.org/10.15446/innovar.v26n61.57173>
- Franklin, J. (2005). The elements of statistical learning: Data mining, inference and prediction. *The Mathematical intelligencer*, 27(2), 83-85. <https://doi.org/10.1007/BF02985802>
- García-Contreras, R., Valle-Cruz, D., & Canales-García, R. A. (2021). Selección organizacional: Resiliencia y desempeño de las pymes en la era de la COVID-19. *Estudios gerenciales*, 37(158), 73-84. <https://doi.org/10.18046/j.estger.2021.158.4291>
- Gupta, S., Mittal, M., & Padha, A. (2017). Predictive Analytics of Sensor Data Based on Supervised Machine Learning Algorithms. *ICNGCIS*, 171-176. <https://doi.org/10.1109/ICNGCIS.2017.12>
- Hai Guo, Zhuen Yang, Ran Huang, & Anqi Guo. (2020). The digitalization

and public crisis responses of small and medium enterprises: Implications from a COVID-19 survey. *Frontiers of business research in China*, 14(3), 278-302.

Hair, J. F. (2019a). *Manual de Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)* (2a ed.). SAGE.

Hair, J. F. (2019b). *Manual de Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)* (2a ed.). SAGE.

Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data mining: Concepts and techniques* (2nd Edition). Morgan Kaufmann. <https://doi.org/10.1016/C2009-0-61819-5>

Hernández Orallo, J., Flach, P., & Ferri Ramírez, C. (2013). *ROC curves in cost space*.

Hillmann, J., & Guenther, E. (2021). Organizational Resilience: A Valuable Construct for Management Research? *International journal of management reviews : IJMR*, 23(1), 7-44. <https://doi.org/10.1111/ijmr.12239>

INEC opens new call for employment for the 2022 census in Ecuador. (2022). *CE Noticias Financieras*.

Juergensen, J., Guimón, J., & Narula, R. (2020a). European SMEs amidst the COVID-19 crisis: Assessing impact and policy responses. *Economía e política industriale*, 47(3), 499-510. <https://doi.org/10.1007/s40812-020-00169-4>

Juergensen, J., Guimón, J., & Narula, R. (2020b). European SMEs amidst the COVID-19 crisis: Assessing impact and policy responses. *Economía e política industriale*, 47(3), 499-510. <https://doi.org/10.1007/s40812-020-00169-4>

- Juergensen, J., Guimón, J., & Narula, R. (2020c). European SMEs amidst the COVID-19 crisis: Assessing impact and policy responses. *Economía e política industriale*, 47(3), 499-510. <https://doi.org/10.1007/s40812-020-00169-4>
- Kahneman, D., 1934-. (2011). *Thinking, fast and slow*. Farrar, Straus and Giroux.
- Kraus, S., Clauss, T., Breier, M., Gast, J., Zardini, A., & Tiberius, V. (2020). The economics of COVID-19: Initial empirical evidence on how family firms in five European countries cope with the corona crisis. *International journal of entrepreneurial behaviour & research*, 26(5), 1067-1092. <https://doi.org/10.1108/IJEBr-04-2020-0214>
- Kühleitner, M., Brunner, N., Nowak, W.-G., Renner-Martin, K., & Scheicher, K. (2019). Best-fitting growth curves of the von Bertalanffy-Pütter type. *Poultry science*, 98(9), 3587-3592. <https://doi.org/10.3382/ps/pez122>
- López Segura, M. V., Aguilar Lasserre, A. A., Fernández Lámbert, G., Posada Gómez, R., & Villanueva Vásquez, D. (2025). XGBoost sequential system for the prediction of Persian lemon crop yield. *Crop science*, 65(1), n/a. <https://doi.org/10.1002/csc2.21148>
- Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2018). Statistical and Machine Learning forecasting methods: Concerns and ways forward. *PloS one*, 13(3), e0194889. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0194889>
- Nunnally, J. C., & Bernstein, I. H. (1994). *Psychometric theory* (3rd ed.). McGraw-Hill.
- OECD Science, Technology and Innovation Outlook 2021: Times of Crisis and Opportunity. (2021). OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/75f79015-en>

- Omari, L., Rahli, D., & Haoucha, M. (2025a). The influence of Big Data analytics strategy on performance: A comprehensive systematic literature review. *Corporate and Business Strategy Review*, 6(3), 115. <https://doi.org/10.22495/cbsrv6i3art11>
- Omari, L., Rahli, D., & Haoucha, M. (2025b). The influence of Big Data analytics strategy on performance: A comprehensive systematic literature review. *Corporate and Business Strategy Review*, 6(3), 115. <https://doi.org/10.22495/cbsrv6i3art11>
- Pearl, J. (2021). Causally Colored Reflections on Leo Breiman's «Statistical Modeling: The Two Cultures» (2001). *Observational studies*, 7(1), 187-190. <https://doi.org/10.1353/obs.2021.0008>
- Porter, M. E. (1985). *Competitive advantage: Creating and sustaining superior performance*. Free Press.
- Prayag, G., Muskat, B., & Dassanayake, C. (2024). Leading for Resilience: Fostering Employee and Organizational Resilience in Tourism Firms. *Journal of travel research*, 63(3), 659-680. <https://doi.org/10.1177/00472875231164984>
- Provost, F., & Fawcett, T. (2013a). Data Science and its Relationship to Big Data and Data-Driven Decision Making. *Big data*, 1(1), 51-59. <https://doi.org/10.1089/big.2013.1508>
- Provost, F., & Fawcett, T. (2013b). Data Science and its Relationship to Big Data and Data-Driven Decision Making. *Big data*, 1(1), 51-59. <https://doi.org/10.1089/big.2013.1508>
- Raetze, S., Duchek, S., Maynard, M. T., & Kirkman, B. L. (2021). Resilience in Organizations: An Integrative Multilevel Review and Editorial Introduction. *Group & organization management*, 46(4), 607-656. <https://doi.org/10.1177/10596011211032129>
- Robben, X., Quatrebarbes, A. de, & Serra, M. M. (2018). *La cadena de*

valor de Michael Porter: Identifique y optimice su ventaja competitiva (1st ed.). 50 Minutos.es.

Rokade, A., Singh, M., Arora, S. K., Nizeyimana, E., & Asghar, M. (2022). IOT-Based Medical Informatics Farming System with Predictive Data Analytics Using Supervised Machine Learning Algorithms. *Computational and mathematical methods in medicine*, 2022, 1-15. <https://doi.org/10.1155/2022/8434966>

Romero Parra, R. M., Barboza Arenas, L. A., Romero Chacín, J. L., & Faria Romero, J. A. (2023). Implementación de guía teórico-práctica para la realización de proyectos de investigación como objeto de aprendizaje para entornos virtuales. *Telos (Maracaibo, Venezuela)*, 25(1), 6-23. <https://doi.org/10.36390/telos251.02>

Schultz, C., Schreyoegg, J., & von Reitzenstein, C. (2013). The moderating role of internal and external resources on the performance effect of multitasking: Evidence from the R&D performance of surgeons. *Research policy*, 42(8), 1356-1365. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2013.04.008>

Sheehan, N. T., & Stabell, C. B. (2010). Reputation as a Driver in Activity Level Analysis: Reputation and Competitive Advantage in Knowledge Intensive Firms. *Corporate reputation review*, 13(3), 198-208. <https://doi.org/10.1057/crr.2010.19>

Shishodia, A., Sharma, R., Rajesh, R., & Munim, Z. H. (2023). Supply chain resilience: A review, conceptual framework and future research. *The international journal of logistics management*, 34(4), 879-908. <https://doi.org/10.1108/IJLM-03-2021-0169>

Shmueli, G., & Koppius, O. R. (2011a). Predictive Analytics in Information Systems Research. *MIS quarterly*, 35(3), 553-572. <https://doi.org/10.2307/23042796>

- Shmueli, G., & Koppius, O. R. (2011b). Predictive Analytics in Information Systems Research. *MIS quarterly*, 35(3), 553-572. <https://doi.org/10.2307/23042796>
- Sokolova, M., & Lapalme, G. (2009). A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information processing & management*, 45(4), 427-437. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2009.03.002>
- Suguna, R., Uma Rani, R., Singh, R. P., Narayan Das, N., Patel, G. S., & Rai, A. (2021). *Descriptive and predictive analytics of agricultural data using machine learning algorithms* (1.^a ed., pp. 20-39). CRC Press. <https://doi.org/10.1201/b22627-2>
- Teece, D. J. (2018a). Business models and dynamic capabilities. *Long range planning*, 51(1), 40-49. <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2017.06.007>
- Teece, D. J. (2018b). Business models and dynamic capabilities. *Long range planning*, 51(1), 40-49. <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2017.06.007>
- Teece, D. J. (2018c). Profiting from innovation in the digital economy: Enabling technologies, standards, and licensing models in the wireless world. *Research policy*, 47(8), 1367-1387. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2017.01.015>
- The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction (2nd ed.). (2009). *Technometrics*, 51(3), 347-347.
- Varian, H. R. (2014). Big Data: New Tricks for Econometrics. *The Journal of economic perspectives*, 28(2), 3-27. <https://doi.org/10.1257/jep.28.2.3>
- Verhoef, P. C., Broekhuizen, T., Bart, Y., Bhattacharya, A., Qi Dong, J., Fabian, N., & Haenlein, M. (2021). Digital transformation: A multidisciplinary

- reflection and research agenda. *Journal of business research*, 122, 889-901. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.09.022>
- Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S. J., Dubey, R., & Childe, S. J. (2017). Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. *Journal of business research*, 70, 356-365. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.08.009>
- Williams, T. A., Gruber, D. A., Sutcliffe, K. M., Shepherd, D. A., & Zhao, E. Y. (2017). Organizational Response to Adversity: Fusing Crisis Management and Resilience Research Streams. *The Academy of Management annals*, 11(2), 733-769. <https://doi.org/10.5465/annals.2015.0134>
- Witten, I. H., Frank, E., & Hall, M. A. (2016). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques* (3rd ed.). Elsevier Science. <https://doi.org/10.1016/C2009-0-19715-5>
- Wu, D., Lin, X., Gupta, S., & Kar, A. K. (2024). Big Data Analytics Capability, Dynamic Capability, and Firm Performance: The Moderating Effect of IT-Business Strategic Alignment. *IEEE transactions on engineering management*, 71, 11638-11651. <https://doi.org/10.1109/TEM.2024.3429648>