



# Revista Venezolana de Gerencia





# Gestión de impagos bajo incertidumbre en pequeñas y medianas empresas: aplicaciones con redes neuronales\*

Coronel Balderramo, Christian Rolando\*\*  
Luna Altamirano, Kléber Antonio\*\*\*  
Erazo Álvarez, Juan Carlos\*\*\*\*

## Resumen

El objetivo de la investigación es desarrollar herramientas de vanguardia que ofrece la lógica difusa como la técnica del expertizaje que alimente un grafo de redes neuronales que conduzca a determinar las mejores acciones, estrategias o políticas de gestión que permitan tomar decisiones eficientes frente a los impagos por parte de clientes de las pequeñas y medianas empresas manufactureras de la ciudad de Cuenca Ecuador. En el plano metodológico, la investigación es de tipo explicativo, con enfoque cuantitativo, cuyo propósito es acotar la incertidumbre, subjetividad, vaguedad e imprecisión en la información obtenida de los expertos funcionarios de tesorería, directivos y gerentes de las empresas estudiadas. Los resultados evidencian las tres acciones más importantes a considerar, "Acción judicial", "Denegación de compra" y "Tercera notificación personal", representan el máximo grado de presunción o la posibilidad más alta de ocurrencia de

Recibido: 02.04.24

Aceptado: 06.06.24

\* Reconocimiento: El presente artículo pertenece al proyecto de investigación titulado: "Gestión empresarial en la incertidumbre como técnica de mejora para la toma de decisiones en empresas del sector industrial de Cuenca, Ecuador", aprobado bajo el código: PIC5P23-35, el cual se asocia a la XIV convocatoria de Proyectos de Investigación: Las 5P del Desarrollo, realizadas por la Universidad Católica de Cuenca.

\*\* Magíster en Tecnologías de la Información, Magíster en Administración de Empresas, mención en Dirección y Gestión de Proyectos. Docente de la Unidad Académica de Ciencias Económicas y Empresariales de la Universidad Católica de Cuenca, Ecuador. E-mail: [ccoronelb@ucacue.edu.ec](mailto:ccoronelb@ucacue.edu.ec), ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1081-6372>

\*\*\* Posdoctor en Gestión del Conocimiento y Políticas Públicas, por la Academia Internacional de Ciencias Políticas, Administrativas y Estudios de Futuro A.C. (IAPAS) México. Doctor en Ciencias Sociales, mención Gerencia, de la Universidad del Zulia (Venezuela). Magíster en Administración de Empresas, mención Recursos Humanos y Marketing. Economista. Docente Investigador, Unidad Académica de Ciencias Económicas y Empresariales de la Universidad Católica de Cuenca, Ecuador. E-mail: [klunaa@ucacue.edu.ec](mailto:klunaa@ucacue.edu.ec), Scopus Author ID: 57214720890, ORCID: <http://0000-0002-4030-8005>

\*\*\*\* Ingeniero Financiero, Doctor en Ciencias Económicas, Coordinador de la Maestría en Marketing de la Universidad Católica de Cuenca. E-mail: [jcerazo@ucacue.edu.ec](mailto:jcerazo@ucacue.edu.ec), ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6480-2270>

esta acción. A partir del desarrollo de estas herramientas de vanguardia, los directivos y gerentes de las pymes podrán tomar decisiones eficientes y correctivas con la finalidad de reducir la brecha de impagos por los clientes, garantizando una mayor estabilidad financiera y un crecimiento sostenible de las organizaciones.

**Palabras clave:** Gestión de impagos; expertizaje; lógica difusa; redes neuronales.

## Default management under uncertainty in small and medium-sized enterprises: applications with neural networks

### Abstract

The objective of the research is to develop cutting-edge tools offered by fuzzy logic as the expertization technique that feeds a graph of neural networks that leads to determining the best actions, strategies or management policies that allow efficient decisions to be made regarding non-payments. part of clients from small and medium-sized manufacturing companies in the city of Cuenca Ecuador. At the methodological level, the research is explanatory, with a quantitative approach, the purpose of which is to limit the uncertainty, subjectivity, vagueness and imprecision in the information obtained from the expert treasury officials, directors and managers of the companies studied. The results show the three most important actions to consider, "Judicial action", "Denial of purchase" and "Third personal notification", represent the maximum degree of presumption or the highest possibility of occurrence of this action. From the development of these cutting-edge tools, directors and managers of SMEs will be able to make efficient and corrective decisions in order to reduce the gap of non-payments by clients, guaranteeing greater financial stability and sustainable growth of organizations.

**Keywords:** Non-payment management; expertise; fuzzy logic; neural networks.

### 1. Introducción

Las pequeñas y medianas empresas (pymes) son fundamentales para la economía de los países en desarrollo, ya que contribuyen significativamente a la producción y al crecimiento de las clases medias. Además, son generadoras de ingresos a nivel nacional al crear oportunidades

en la industria, ofrecer empleo variado y tener un impacto positivo en el ingreso per cápita, los ingresos generados y el estilo de vida, entre otros beneficios. Este papel también es destacable en Ecuador.

En el contexto económico ecuatoriano, las pymes juegan un papel importante al contribuir tanto a la producción nacional como a demostrar

una notable capacidad de adaptación a cambios tecnológicos, sociales y en la generación de empleo, no solo impulsan el desarrollo económico y generan riqueza, sino que también contribuyen a la capacidad de adaptación a nuevos mercados, a veces enfrentan limitaciones en su función dentro del entorno productivo, especialmente en términos de valor agregado, regulaciones fiscales, exportaciones, entre otros, debido al impacto que han tenido en dicho entorno según Aguilar (2015).

En la ciudad de Cuenca Ecuador, la principal área de actividad económica es la producción de bienes manufacturados, donde juegan un papel decisivo en el desarrollo económico a nivel local y nacional, estas organizaciones continúan trabajando en estrategias para ser más competitivos en el sector empresarial al que pertenecen. Es fundamental para estas empresas gestionar con eficiencia, direccionado siempre a potenciar su crecimiento económico (Carneiro, 2000). Significa adoptarlo como un procedimiento para desarrollar habilidades: analizar, comprender y apoyar situaciones y condiciones, considerando tanto el entorno interno de la organización como el externo en el que opera (Yang et al, 2010; Andriani et al, 2019).

Las pymes tienen la responsabilidad y la capacidad de jugar un papel crucial en la innovación, lo que lleva a mejoras en la productividad y la creación de productos únicos. No existe un solo enfoque para definir a las pymes, es crucial ofrecer una perspectiva general sobre los elementos compartidos que varios enfoques utilizan para comprenderlas (Franco et al, 2019; Ávila et al, 2019). Las pymes necesitan innovar y ofrecer ventajas adicionales al participar en actividades y proyectos,

esto implica superar los métodos tradicionales de gestión que se enfocan únicamente en aspectos económicos (García et al, 2019). Potenciar habilidades y enfocarse en generar y mejorar los recursos disponibles para integrar la gestión no solo en términos económicos, sino también en aspectos sociales y ambientales, mostrando comportamientos responsables (Niemeyer et al, 2022; Mählmeyer et al, 2017).

En su mayor parte las pymes estudiadas enfrentan problemas direccionados a los impagos de los clientes, sean estas personas naturales u organizaciones, los cuales adquieren los productos vía crédito, teniendo largos atrasos en sus obligaciones de cancelamiento, a más de ello estas empresas carecen de políticas de cobro a través de acciones concretas que conduzcan a tener un proceso eficiente de recobro de un impago, lo cual da lugar a que se presente una cartera vencida. Las pymes enfrentan un incremento en el porcentaje de incumplimiento y bancarrota a causa de los problemas financieros derivados de los impagos de los clientes frente a sus obligaciones de cumplimiento de pago de créditos, lo que genera efectos negativos en su liquidez (Bams et al, 2015; Bar & Ben, 2016).

El objetivo del estudio es desarrollar herramientas de vanguardia que ofrece la lógica difusa como el expertizaje con la finalidad de reducir la incertidumbre en la información, y que alimente un grafo de redes neuronales que conduzca a determinar las mejores acciones, estrategias o políticas de gestión que lleve a tomar decisiones eficientes frente a los impagos por parte de clientes de las pequeñas y medianas empresas manufactureras de la ciudad de Cuenca Ecuador. La falta de seguridad o

confianza sobre el resultado futuro de un evento define la incertidumbre, a diferencia del riesgo donde se tiene información sobre la probabilidad de que ocurra un resultado específico (Olarte, 2006; Boloş et al, 2019; Muhamediyeva & Abdul, 2022).

Desde la perspectiva metodológica, la investigación es de tipo explicativa con enfoque cuantitativo, cuya finalidad es reducir la incertidumbre, subjetividad, vaguedad e imprecisión en la información obtenida de los expertos funcionarios de tesorería, directivos y gerentes de las empresas estudiadas. La lógica difusa se emplea como un recurso efectivo en la interfaz de sistemas de apoyo a la toma de decisiones, dado que administra la incertidumbre y la imprecisión en dicho proceso al asignar entradas vagas a soluciones concretas mediante el uso de funciones borrosas (Macwan y Saja, 2014; Shanahan, 2000; Uzun et al, 2021).

Las redes neuronales artificiales replican el funcionamiento de las células nerviosas del cerebro y se aplican en una amplia variedad de problemas (Pérez y Fernández, 2007; Díaz et al, 2019). La teoría de grafos nos brinda una variedad extensa de herramientas para la administración empresarial, especialmente en situaciones que requieren ejecutar una serie de pasos de forma secuencial para resolver problemas o alcanzar metas (Casanovas y Fernández, 2003).

En este sentido, el objetivo de la investigación es desarrollar herramientas de vanguardia que ofrece la lógica difusa como la técnica del expertizaje que alimente un grafo de redes neuronales que conduzca a determinar las mejores acciones, estrategias o políticas de gestión que permitan tomar decisiones eficientes frente a los impagos por parte

de clientes de las pequeñas y medianas empresas manufactureras de la ciudad de Cuenca Ecuador.

## **2. Gestión de impagos en pequeñas y medianas empresas**

Las pequeñas y medianas empresas en distintos ámbitos de su actividad son reconocidas como principales creadoras de puestos de trabajo, demuestran una destacada capacidad para adaptarse a los cambios que surgen (Kusa et al, 2021; Kottaridi et al, 2019; Piñeiro et al, 2020). Las pymes pueden mejorar su competitividad al incorporar de forma regular innovaciones, desarrollando y presentando productos nuevos en el mercado, lo cual se traduce en un rendimiento asociado a niveles superiores de productividad y rentabilidad (Rhee et al, 2010; Rosenbusch et al, 2011; Byukusenge et al, 2016). Es indispensable promover el avance tecnológico, especialmente en el área de la innovación, para estimular el crecimiento y la expansión de una pyme (Uhlener et al, 2013; Maes & Sels, 2014).

Se hace difícil a las pymes recobrar créditos otorgados a sus clientes por compras de productos realizados en sus empresas, los impagos tienden a acrecentar una cartera vencida, dificultando la liquidez de la organización. La estimación de la morosidad de los clientes entre las pymes se basa en variables de comportamiento financiero, lo que permite adoptar medidas priorizadas para gestionar eficazmente los impagos de los clientes (Manjarres et al, 2017; Meier et al, 2021).

El cobro de la falta de pago por parte de las pymes es un tema crítico que puede afectar su estabilidad

financiera y sus operaciones. Las investigaciones indican que las pymes se enfrentan a desafíos como la morosidad, que puede provocar quiebras a las organizaciones (Indaryanti et al, 2020). Para abordar este problema, se han explorado soluciones innovadoras, como la implementación de sistemas de pago sin efectivo, donde los sistemas de pago distintos del efectivo pueden beneficiar a las pymes al aumentar las ventas, ofrecer incentivos para la devolución de dinero y reducir el riesgo de tener grandes cantidades de efectivo (Szalacha et al, 2022). Además, la elección de las fuentes de financiamiento para las pymes depende de factores como la información asimétrica y los costes de transacción, lo que pone de manifiesto la complejidad de la toma de decisiones financieras a la hora de gestionar los problemas de impago (Bartholdy & Mateus, 2008). Al comprender el impacto de la morosidad, aprovechar los sistemas de pago distintos del efectivo y optimizar las estrategias de financiación, las pymes pueden mejorar su capacidad para gestionar y cobrar los pagos de forma eficaz, garantizando su salud financiera y su sostenibilidad (Indaryanti et al, 2020).

Por su parte, las redes neuronales han experimentado una notable evolución desde su creación, con importantes aportes de investigadores como LeCun, Parker y Rumelhart (Dolling & Varas, 2002). Inspiradas en el funcionamiento del cerebro humano, estas redes sobresalen en el reconocimiento de patrones y son esenciales en aplicaciones de aprendizaje automático, incluyendo la química cuántica (Zou et al, 2009). La estructura fundamental de las redes neuronales incluye capas de entrada, ocultas y de salida, conectadas mediante

pesos que permiten el aprendizaje a través de ejemplos y patrones de datos (Montavon et al, 2018). Los avances recientes han permitido que las redes neuronales superen a otros algoritmos de aprendizaje automático en la resolución de problemas de clasificación, gracias a los avances tecnológicos y a la mayor potencia computacional (Sarvamangala & Kulkarni, 2022). Diferentes arquitecturas de redes neuronales, como el perceptrón multicapa, las máquinas de aprendizaje extremo y las funciones de base radial, se adaptan a diversas necesidades de optimización, facilitando aplicaciones en el aprendizaje en línea y el modelado predictivo (Samek et al, 2016).

Referente a la lógica difusa, en 1965, el profesor Lotfi Asker Zadeh de la Universidad de Berkeley en California introdujo esta técnica, la cual fusiona la lógica multivaluada con la teoría de sistemas, fue adoptada por aquellos que notaron que a medida que los sistemas se hacían más complejos, la precisión de las afirmaciones perdía significado. La integración de la teoría de subconjuntos borrosos en la gestión empresarial, empleando números borrosos triangulares para manejar la incertidumbre, es una técnica que se reconoce desde los primeros momentos de la incorporación de la lógica difusa en los retos organizacionales (Kaufmann y Gil-Aluja, 1986).

La lógica difusa se destaca como un instrumento altamente efectivo al permitir la captura de la incertidumbre surgida en el ámbito empresarial, además de tratar la subjetividad que naturalmente acompaña a las opiniones de los expertos (Reig y González, 2002; Córdova et al, 2017). El propósito inicial es abordar situaciones ambiguas en la vida real a través de la creación de

un sistema difuso que proporcione un método natural para solucionar problemas en los que la falta de criterios definidos claramente sea la causa de la imprecisión (Pérez y Melero, 2006; Yadav et al, 2018; Almadi et al, 2022). Los sistemas de lógica difusa, al ser más flexibles y manejar la imprecisión, subjetividad y vaguedad de los datos (incertidumbre), permiten alcanzar soluciones eficaces que respaldan una toma de decisiones acertada (Rico y Tinto, 2008; Singh et al, 2014).

La lógica difusa se destaca por establecer definiciones de conceptos vinculados con la realidad, estableciendo grados variables de pertenencia y utilizando métodos de razonamiento que se parecen a los utilizados en el pensamiento humano (Kosko, 1995; Vidyadhar et al, 2016; Lee & Wong 2017). Los contextos de incertidumbre se distinguen por la ausencia no solo de conocimiento sobre el resultado final, sino también por la imposibilidad de preverlo en términos de probabilidades concretas (Aguair, 2004; Achanga et al, 2012; Agrawal et al, 2017).

La aplicación de la teoría de subconjuntos difusos y los sistemas de inferencia difusos en la solución de problemas financieros cuestiona los modelos tradicionales de toma de decisiones en finanzas, argumenta que estos modelos convencionales no logran capturar de manera clara las complejidades del comportamiento de los mercados, la fortaleza de este enfoque radica en su capacidad para abordar fenómenos financieros con todas sus imprecisiones, tratándolos de manera matemática, especialmente la inclusión del análisis de criterios de expertos, lo que otorga a los modelos desarrollados la cualidad de herramientas efectivas para respaldar la toma de decisiones (Medina, 2006; Herghiligiu et al, 2019).

Casanovas y Fernández (2003), incluyen enfoques innovadores como intervalos de confianza, tripletes de confianza, subconjuntos borrosos y expertones, que representan recursos valiosos para enfrentar la incertidumbre de manera eficaz. Por su parte, Kaufmann y Gil (1987), afirman que un número borroso es una serie, que puede ser finita o infinita, de intervalos de confianza. La lógica difusa utiliza números borrosos triangulares e intervalos de confianza, busca superar los métodos tradicionales que son subjetivos y carecen de claridad en los cálculos, esto implica el desarrollo de nuevas metodologías para estimar razones financieras, con el objetivo de reducir la incertidumbre en el análisis de la información (Luna et al, 2022).

La importancia de aplicar la lógica difusa en la gestión empresarial se enfatiza, buscando superar los métodos tradicionales mediante herramientas innovadoras como números borrosos triangulares e intervalos de confianza, estas herramientas tienen como finalidad contrarrestar la subjetividad y la falta de claridad en los cálculos presentes en los enfoques convencionales, implica adoptar nuevas metodologías para estimar razones financieras y así reducir la incertidumbre en el análisis de la información (Singh et al, 2014; Besné et al, 2018).

### 3. Procedimiento metodológico del estudio

En el plano metodológico, la investigación es de tipo explicativo, con enfoque cuantitativo, donde se explica el desarrollo de la técnica del expertizaje, herramienta que ofrece la lógica difusa, para luego hacer un trazo de redes neuronales con la finalidad de determinar las mejores acciones, estrategias o

políticas de gestión que lleven a tomar decisiones eficientes por parte de los directivos de las empresas estudiadas, frente a los impagos de distintos clientes.

Según el Instituto de Estadísticas y Censos (INEC), en la ciudad de Cuenca, Ecuador existen 308 pymes manufactureras; de esta población se determinó una muestra de 171 organizaciones. Para ello, se estructuró un cuestionario basado en la escala

endecadaria instrumento propio de la lógica difusa, por medio de la técnica de la encuesta se extrajo información de expertos del área de tesorería, así como de los directivos y gerentes de las pymes. En primera instancia fue necesario determinar acciones que conduzcan al recobro de impagos por los productos adquiridos por parte de diferentes clientes, lo expresado se detalla en la tabla 1.

**Tabla 1**  
**Acciones de recobro**

Numeración	Acciones para recobro
1	Mensajes de cobranza vía WhatsApp
2	Mensajes de cobranza vía correo electrónico
3	Llamada telefónica
4	Primera notificación personal
5	Segunda notificación personal
6	Tercera notificación personal
7	Plan de pagos
8	Denegación de compra
9	Acción judicial
10	Cobro en firme

## **4. Lógica difusa con redes neuronales**

Basándose en la información recopilada de expertos en tesorería, así como de directivos y gerentes de las pymes analizadas, se ilustra mediante ejemplo la teoría del expertizaje, instrumento específico proporcionado por la lógica difusa.

### **4.1. Teoría del Expertizaje**

El primer paso es el desarrollo de la técnica de expertizaje, instrumento brindado por la lógica difusa, con el objetivo de disminuir la incertidumbre en los datos.

El expertizaje consiste en consultar las opiniones y criterios de un grupo específico de expertos altamente capacitados en un campo particular, con la finalidad de disminuir la incertidumbre (Luna et al, 2019). Un experto es aquel que posee habilidades, destrezas y conocimientos adecuados en una determinada área o tema, los cuales han sido adquiridos a través de experiencia empírica, profesional o académica (Medina, 2006).

Las opiniones de los expertos son a través de la escala endecadaria, la cual abarca un nivel de presunción que parte de 0 a 1. Los factores de influencia se distribuyen de manera diferenciada según la posición ascendente que se tenga dentro

de ese rango, según (tabla 2). Incorporar una evaluación que varía de 0 a 1 posibilita expresar los niveles de precisión en relación con la noción de incidencia, se

relaciona con valores comprendidos entre 0 y 1 y se conoce como evaluación en una escala endecadaria (Kaufmann y Gil-Aluja, 1989).

**Tabla 2**  
**Escala endecadaria**

Grado de Presunción $\alpha$	Incidencia
0	Acción de recobro nulo
0,1	Acción de recobro parcialmente nulo
0,2	Acción de recobro muy cercano al nulo
0,3	Acción de recobro mediamente cercano al nulo
0,4	Acción de recobro cercano al nulo
0,5	Acción de recobro ni total ni nulo
0,6	Acción de recobro cercano al total
0,7	Acción de recobro mediamente cercano al total
0,8	Acción de recobro muy cercano al total
0,9	Acción de recobro parcial total
1	Acción de recobro total

A partir de la tabla 2, se obtiene información de veinte expertos funcionarios del área de tesorería incluido directivos y gerentes, con relación a la importancia de la variable dependiente

“impagos”, para enfrentar una posible cartera vencida en la adquisición de productos por parte de los clientes. Las respuestas se presentan en la tabla 3.

**Tabla 3**  
**Opinión expertos variable impagos**

N° Expertos	Respuesta	N° Expertos	Respuesta
Experto 1	1,0	Experto 11	0,8
Experto 2	0,9	Experto 12	1,0
Experto 3	0,9	Experto 13	1,0
Experto 4	1,0	Experto 14	0,8
Experto 5	0,9	Experto 15	0,9
Experto 6	0,9	Experto 16	1,0
Experto 7	0,9	Experto 17	1,0
Experto 8	1,0	Experto 18	0,9
Experto 9	0,9	Experto 19	1,0
Experto 10	1,0	Experto 20	0,9

Se analizan las respuestas, 0,8 se repite dos veces, 0,9 y 1,0 se repiten nueve veces. Se realiza la normalización

de la frecuencia; esta consiste en dividir los valores de la frecuencia alcanzados entre cada grado de presunción de la

escala endecadaria entre el número de expertos (20), así  $2 \div 20 = 0,10$ ;  $9 \div 20 = 0,45$ ; y  $9 \div 20 = 0,45$ . Se prosigue con la acumulación de frecuencias, este comienza con la sumatoria desde el

último de la serie, hasta obtener la unidad, a partir de ahí todos los valores se consideran uno (1,00). Lo indicado, se presenta en la tabla 4.

**Tabla 4**  
**Normalización y acumulación de frecuencias**

GRADO DE PRESUNCIÓN $\alpha$	FRECUENCIA	NORMALIZACIÓN DE LA FRECUENCIA	ACUMULACION DE FRECUENCIAS
0	0	0,000	1,000
0,1	0	0,000	1,000
0,2	0	0,000	1,000
0,3	0	0,000	1,000
0,4	0	0,000	1,000
0,5	0	0,000	1,000
0,6	0	0,000	1,000
0,7	0	0,000	1,000
0,8	2/20	0,100	1,000
0,9	9/20	0,450	0,900
1	9/20	0,450	0,450
TOTAL			9,350
VALOR EXPERTIZADO			<b>0,935</b>

El valor obtenido de la suma total de la acumulación de frecuencias se divide entre 10; este número representa los factores que forman el grado de presunción de 0,1 hasta 1, y la máxima importancia de esta variable, cuyo resultado es:  $9,350 \div 10 = 0,935$ .

Posteriormente, siguiendo el mismo proceso del expertizaje, y con el apoyo de

expertos de la misma área de tesorería, con relación a la primera acción de recobro “Mensajes de cobranza vía WhatsApp” (tabla 1), se obtiene resultados a partir de la pregunta ¿Qué influencia tiene los mensajes de cobranza vía WhatsApp para el recobro de impagos a los clientes? Las respuestas de los veinte encuestados se presenta en la tabla 5.

**Tabla 5**  
**Perspectiva de informantes**

N° Expertos	Respuesta	N° Expertos	Respuesta
Experto 1	0,8	Experto 11	0,7
Experto 2	0,7	Experto 12	0,8
Experto 3	0,6	Experto 13	0,7
Experto 4	0,8	Experto 14	0,8
Experto 5	0,8	Experto 15	0,6
Experto 6	0,9	Experto 16	0,6
Experto 7	0,7	Experto 17	0,9
Experto 8	0,9	Experto 18	0,7
Experto 9	0,6	Experto 19	0,6
Experto 10	0,7	Experto 20	0,6

Las respuestas, 0,6 y 0,7 se repiten seis veces, 0,8 se repiten cinco veces, y así sucesivamente hasta completar con todos los expertos consultados. Se realiza la normalización de la frecuencia;

$6 \div 20 = 0,30$ ;  $7 \div 20 = 0,35$ ; y  $5 \div 20 = 0,25$ , hasta completar todos los valores de la frecuencia. Finalmente se realiza la acumulación de frecuencias. Tabla 6.

**Tabla 6**  
**Normalización y Acumulación de Frecuencias**

GRADO DE PRESUNCIÓN $\alpha$	FRECUENCIA	NORMALIZACIÓN DE LA FRECUENCIA	ACUMULACION DE FRECUENCIAS
0	0	0,000	1,000
0,1	0	0,000	1,000
0,2	0	0,000	1,000
0,3	0	0,000	1,000
0,4	0	0,000	1,000
0,5	0	0,000	1,000
0,6	6/20	0,300	1,000
0,7	6/20	0,300	0,700
0,8	5/20	0,250	0,400
0,9	3/20	0,150	0,150
1	0	0,000	0,000
TOTAL			7,250
VALOR EXPERTIZADO			<b>0,725</b>

Como en el caso anterior, el total se divide entre 10, así:  $7,250 \div 10 = 0,725$ . Este valor representa la opinión agregada de los 20 expertos consultados respecto a la acción "Mensajes de cobranza vía

WhatsApp". Este mismo procedimiento de la técnica del expertizaje, se realiza para las demás acciones, cuyos resultados se demuestra en la tabla 7.

**Tabla 7**  
**Acciones de recobro**

Acciones para recobro	Umbrales
Mensajes de cobranza vía WhatsApp	0,725
Mensajes de cobranza vía correo electrónico	0,737
Llamada telefónica	0,720
Primera notificación personal	0,795
Segunda notificación personal	0,715
Tercera notificación personal	0,815
Plan de pagos	0,805
Denegación de compra	0,825
Acción judicial	0,860
Cobro en firme	0,720

Al desarrollar la técnica del expertizaje, este aporta a reducir la incertidumbre y eliminar la subjetividad e imprecisión provenientes de cálculos tradicionales. De acuerdo a la tabla 7, los umbrales determinados para cada variable, representa en términos de posibilidad de ocurrencia de cada acción de recobro. La variable "Acción judicial" representa el valor más alto, es decir el que se aproxima a la unidad, este describe el máximo grado de presunción o la posibilidad más alta de ocurrencia de esta acción, seguido de "Denegación de compra" y "Tercera notificación personal", estas tres variables o acciones serán validadas al aplicar redes neuronales, donde se evidenciara la veracidad de estas herramientas novedosas.

## **4.2. Redes neuronales**

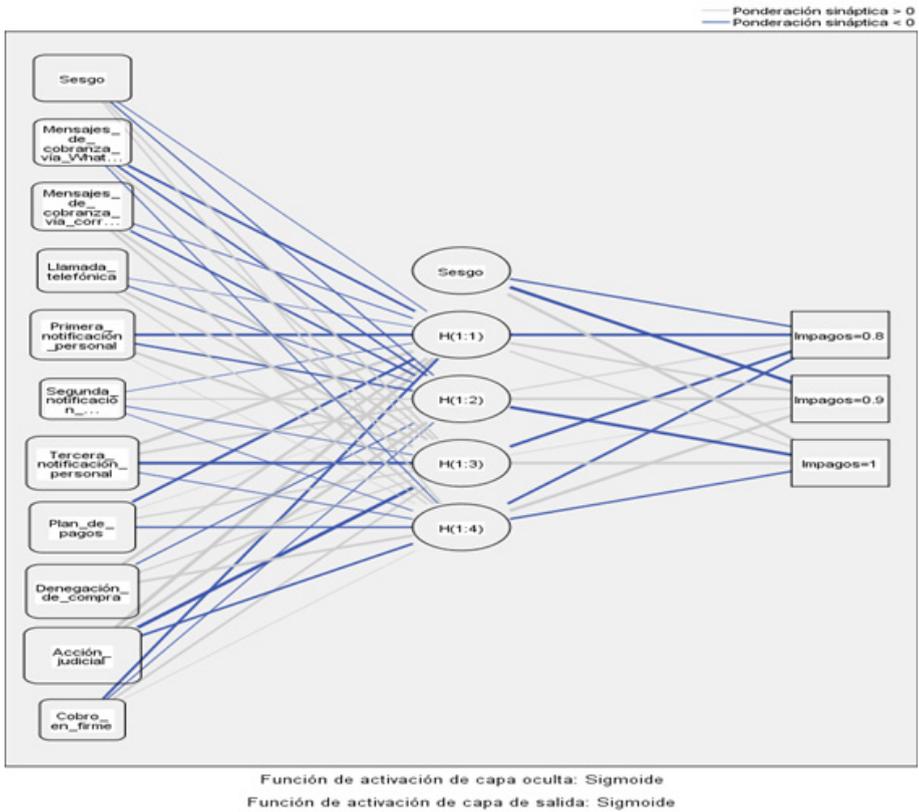
La red neuronal se configuró con el fin de generar un diseño para la predicción de impagos bancarios, en el presente estudio se ha establecido un conjunto de 10 covariables estandarizadas que representan diversas estrategias de cobranza, tales como Mensajes de cobranza vía WhatsApp, Llamada telefónica,

Mensajes de cobranza vía correo electrónico, Primera notificación personal, Segunda notificación

personal, Tercera notificación personal, Plan de pagos, Denegación de compra, Acción judicial y Cobro en firme. La arquitectura de la red incluye una capa de entrada con 10 unidades, una capa oculta compuesta por 4 neuronas con función de activación sigmoide, y una capa de salida con 3 unidades, también con función sigmoide, destinada a clasificar los impagos en tres categorías.

Cada covariable permite representar las variables que intervienen en un proceso de cobranza, de manera que la estandarización ayuda a que todas las covariables sean similares dentro del valor inicial que sería el peso de entrada de entrenamiento, de esta manera, la red usa el método de suma de cuadrados con función de error para reducir discrepancias con los valores que se predicen en función de los valores reales, entonces, se logra identificar patrones complejos y no lineales en los datos, esto permite suministrar a las entidades bancarias contar con una herramienta útil y efectiva para valorar, evaluar y construir estrategias óptimas de cobranza con el objetivo de reducir al máximo las problemática de los impagos (Leoshchenko et al, 2020; Gubareva & Shemyakova, 2021), lo explicado se evidencia en el Diagrama 1.

## Diagrama 1 Diagrama de red neuronal



- **Entrenamiento del modelo de la red neuronal**

Antes de entrenar la red neuronal, las covariables se estandarizan. La estandarización se realiza mediante la fórmula:

$$z = \frac{(x - \mu)}{\sigma} \text{ (Ecuación 1)}$$

donde  $x$  es el valor original de la covariable,  $\mu$  es la media de la covariable y  $\sigma$  es la desviación estándar de la covariable.

Ahora se define la función de activación sigmoide de la siguiente manera:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \text{ (Ecuación 2)}$$

donde  $e$  es la base del logaritmo natural.

Durante el entrenamiento del modelo, el objetivo es minimizar la función de error (suma de cuadrados). La función de error para un solo ejemplo se define como:

$$E = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \text{ (Ecuación 3)}$$

donde  $y_i$  es el valor real,  $\hat{y}_i$  es el valor predicho por el modelo, y  $n$  es el número de unidades de salida.

Para todo el conjunto de entrenamiento, el error total se acumula como:

$$E_{total} = \sum_{j=1}^m E_j \quad (\text{Ecuación 4})$$

donde  $y_i$  es el número de ejemplos en el conjunto de entrenamiento.

- **Algoritmo de entrenamiento**

La iniciación del algoritmo se basa en los Pesos  $w$  inicializados aleatoriamente y los Umbrales  $b$  inicializados aleatoriamente. La propagación hacia delante de cada neurona en la capa oculta calcula su salida usando la función sigmoide. Ahora se define la función de activación mediante la siguiente fórmula:

$$o_j = \sigma \left( \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i + b_j \right) \quad (\text{Ecuación 5})$$

La propagación hacia atrás o Backpropagation realiza la actualización de pesos usando el descenso del gradiente, para ello se usa la siguiente fórmula:

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E_{total}}{\partial w_{ij}} \quad (\text{Ecuación 3})$$

donde  $n$  es la tasa de aprendizaje.

- **Diagrama de la red neuronal**

En el diagrama de la red del modelo figura 1 se muestra la estructura y funcionamiento que se implementó para

poder predecir impagos, se utiliza varias estrategias de cobranza identificadas como covariables que en la red se consideran como los pesos, una capa oculta con 4 neuronas y una capa de salida con 3 unidades que representan diferentes estados de impago (0.8, 0.9 y 1). Se gráfico las conexiones sinápticas que en su ejecución se puede evidenciar las características simbolizadas por líneas azules claras que indican ponderaciones positivas y las líneas azules oscuras indican ponderaciones negativas.

El modelo de red neuronal fue entrenado y evaluado, mostrando un error de suma de cuadrados de 3.712 y un porcentaje de pronósticos incorrectos del 46.7% durante el entrenamiento, lo que evidencia posibles problemas de subajuste. Sin embargo, en las pruebas, el error de suma de cuadrados se redujo a 0.823 y el porcentaje de pronósticos incorrectos fue del 0.0%, indicando una buena generalización a datos no vistos.

La función de activación utilizada en las neuronas de la capa oculta y de salida es la función sigmoide, que convierte las entradas ponderadas en valores entre 0 y 1, esta función es crucial para modelar relaciones no lineales complejas y facilita la interpretación de las salidas como probabilidades.

El análisis de las estimaciones de parámetro proporciona una visión detallada de cómo cada covariable influye en las activaciones de las neuronas en la capa oculta y, en última instancia, en las predicciones de impagos en la capa de salida. A continuación, se examina el impacto de estos parámetros en la tabla 7.

**Tabla 7**  
**Estimaciones de parámetro**

Predictor	Pronosticado							
	Capa oculta 1				Capa de salida			
	H(1:1)	H(1:2)	H(1:3)	H(1:4)	[Impagos=0.8 ]	[Impagos=0.9 ]	[Impagos=1]	
(Sesgo)		-,170	-,343	,712		,451		
Mensajes de cobranza vía WhatsApp		-1,486	-,893	,766		-,196		
Mensajes de cobranza vía correo electrónico		-,293	-,928	1,496		1,197		
Llamada telefónica		-,137	-,406	1,634		,362		
Capa de entrada	Primera notificación personal	-2,350	-,945	1,790		,063		
	Segunda notificación personal	-,142	,605	-,237		-,191		
	Tercera notificación personal	3,405	1,596	-3,005		-,276		
	Plan de pagos	-1,778	,012	,813		-,924		
Denegación de compra		1,821	-,446	,680		1,780		
Acción judicial		5,164	2,816	-6,013		-1,335		
Cobro_en_firme		-1,197	-,227	,939		,044		
Capa oculta 1	(Sesgo)					-,897	-3,594	2,930
	H(1:1)					-2,577	1,553	,787
	H(1:2)					,513	1,862	-3,414
	H(1:3)					-2,229	,113	2,360
	H(1:4)					-1,539	2,940	-,928

Las estimaciones de parámetro de la capa de entrada influyen en las activaciones de las neuronas de la capa oculta. La influencia del sesgo varía entre las neuronas de la capa oculta. En H (1:1) es -0.170, mientras que en H (1:3) es 0.712. Este ajuste ayuda a calibrar las activaciones de las neuronas independientemente de las entradas. Los Mensajes de cobranza vía WhatsApp tiene un impacto negativo significativo en H (1:1) (-1.486) y H (1:2) (-0.893), mientras que impacta positivamente en H (1:3) (0.766).

Los Mensajes de cobranza vía correo electrónico también muestra efectos negativos en H (1:2) (-0.928) y positivos en H (1:3) (1.496) y H (1:4) (1.197). La Llamada telefónica presenta coeficientes mayoritariamente negativos, con un impacto positivo

notable en H (1:3) (1.634). Por otro lado, la Primera notificación personal tiene fuertes impactos negativos en H (1:1) (-2.350) y H (1:2) (-0.945), y un impacto positivo en H (1:3) (1.790). La Segunda notificación personal aumenta la activación de H (1:2) (0.605), mientras que la Tercera notificación personal influye positivamente en H (1:1) (3.405) y H (1:2) (1.596), pero negativamente en H (1:3) (-3.005). El Plan de pagos tiene un efecto negativo en H (1:1) (-1.778) y H (1:4) (-0.924), pero positivo en H (1:3) (0.813).

La Denegación de compra impacta positivamente en H (1:1) (1.821) y H (1:4) (1.780), y negativamente en H (1:2) (-0.446). La Acción judicial tiene un impacto positivo extremadamente fuerte en H (1:1) (5.164) y H (1:2) (2.816), y negativo en H (1:3) (-6.013). El Cobro

en firme presenta efectos negativos en H (1:1) (-1.197) y positivos menores en otras neuronas.

Las estimaciones de parámetro de la capa oculta a la capa de salida muestra como las activaciones de las neuronas ocultas influyen en las predicciones de impagos. El sesgo en la capa de salida muestra valores de -0.897 para impagos=0.8, -3.594 para impagos=0.9 y 2.930 para impagos=1, ajustando las salidas para mejorar la precisión.

La neurona H (1:1) tiene un impacto negativo significativo en la salida para impagos=0.8 (-2.577) y un impacto positivo para impagos=0.9 (1.553). H (1:2) muestra un efecto positivo en la salida para impagos=0.9 (1.862) y un impacto negativo fuerte para impagos=1 (-3.414). H (1:3) impacta negativamente en impagos=0.8 (-2.229) y positivamente en impagos=1 (2.360). Por último, H (1:4) presenta un efecto negativo en

impagos=0.8 (-1.539) y positivo en impagos=0.9 (2.940).

El análisis de los coeficientes de las estimaciones de parámetro revela la complejidad del modelo en su capacidad para capturar las influencias de diferentes estrategias de cobranza en la predicción de impagos. Las ponderaciones indican que ciertas estrategias, como “Mensajes de cobranza vía WhatsApp” y “Acción judicial”, tienen impactos significativamente diferenciados en las neuronas de la capa oculta, lo cual se refleja en las predicciones finales.

El modelo, aunque muestra una buena capacidad de generalización en los datos de prueba (error de suma de cuadrados de 0.823 y 0.0% de pronósticos incorrectos), puede beneficiarse de un ajuste fino de los parámetros y de la expansión del conjunto de datos para mejorar su desempeño y precisión en escenarios reales.

**Tabla 8**  
**Importancia de las variables independientes**

Predictores	Importancia	Importancia normalizada
Mensajes de cobranza vía WhatsApp	0,084	49,2%
Mensajes de cobranza vía correo electrónico	0,099	58,1%
Llamada telefónica	0,052	30,8%
Primera notificación personal	0,113	66,5%
Segunda notificación personal	0,030	17,4%
Tercera notificación personal	0,149	87,9%
Plan de pagos	0,122	71,5%
Denegación de compra	0,150	88,1%
Acción judicial	0,170	100,0%
Cobro en firme	0,032	18,7%

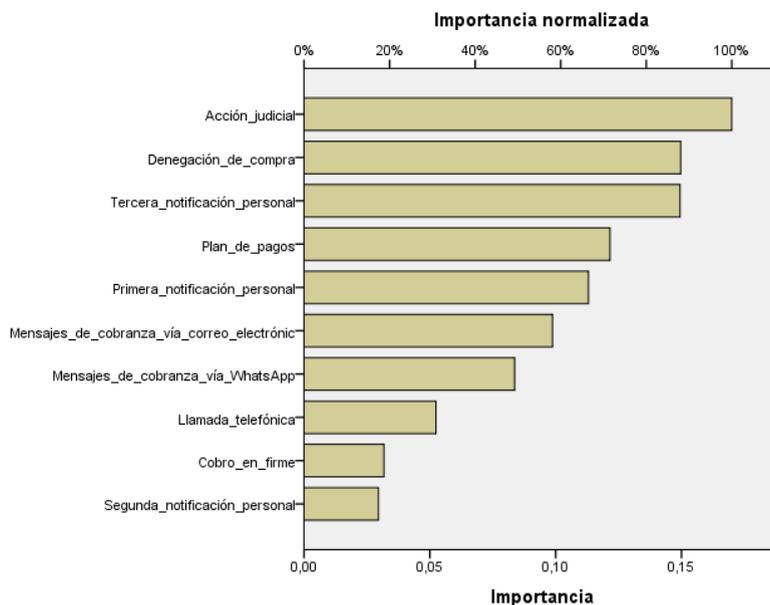
Las variables independientes, son de vital importancia para conocer la mayor influencia sobre los impagos, por tal razón, en la tabla 8 se puede observar el comportamiento del modelo con respecto al entrenamiento y prueba

arrojan los siguiente datos: La covariable Acción Judicial es la que resalta de manera notoria con una importancia de 0.170 y una importancia normalizada del 100% en la predicción sobre los impagos, así mismo, las covariables

Denegación de Compra y Tercera notificación personal con importancias de 0.150 y 0.149 respectivamente con sus normalizaciones de 88.1% y 87.9%. Estos resultados fueron corroborados en

el desarrollo de la técnica del expertizaje. A continuación, se puede observar el comportamiento del resultado en el gráfico 1.

### Gráfico 1 Resultado del comportamiento de variables independientes sobre los impagos



## 5. Conclusiones

Las pequeñas y medianas empresas (pymes) son importantes para el crecimiento económico de los países. Sin embargo, muchas de estas empresas encuentran obstáculos en los impagos por parte de los clientes. Por ello, se llevó a cabo una evaluación de la capacidad de recobro de las pymes manufactureras de la ciudad de Cuenca Ecuador, basándose en el análisis de acciones que conduzcan a reducir el riesgo de acrecentar la cartera vencida

por morosidad en el cumplimiento de compromisos de créditos en compra de productos.

El recobro de pagos pendientes de los clientes por productos vendidos es crucial para la estabilidad financiera y operativa de las pymes analizadas. Este proceso garantiza un flujo de caja positivo, necesario para financiar las operaciones diarias, pagar a proveedores, empleados y cubrir otros gastos operativos. Si los impagos no se recuperan, la empresa puede enfrentar problemas de liquidez que amenacen su

sostenibilidad a largo plazo. Mantener un control estricto sobre los cobros permite identificar posibles deudas incobrables a tiempo, permitiendo a la empresa tomar medidas proactivas para minimizar pérdidas. El recobro efectivo a los clientes es esencial para la viabilidad económica, la estabilidad financiera y el crecimiento sostenible de cualquier empresa.

Se aplicaron en la investigación herramientas novedosas que ofrece la lógica difusa, como el expertizaje cuya técnica alimenta un grafo de redes neuronales que condujeron a determinar las mejores acciones, evidenciándose con claridad que los resultados fueron similares en el desarrollo de estas dos herramientas, permitiendo tomar decisiones eficientes frente a los impagos por parte de clientes de las pymes.

A partir de la información obtenida de los expertos funcionarios en las áreas de tesorería, directivos y gerentes, contribuyo al desarrollo de la técnica del expertizaje, donde se disminuyó la incertidumbre, subjetividad e imprecisión en la información, con la finalidad de determinar las acciones más importantes a ser consideradas para el recobro de los impagos. Por otro lado, las redes neuronales proporcionan a los gerentes información valiosa y análisis profundos que mejoran la toma de decisiones. Al procesar grandes cantidades de datos y encontrar relaciones complejas, apoyan decisiones más informadas y basadas en datos.

En resumen, la aplicación de estas técnicas, están transformando la gestión empresarial al ofrecer instrumentos novedosos para el análisis de datos, la automatización de procesos y la personalización, lo que mejora la eficiencia, la toma de decisiones por parte de directivos y gerentes, y en el

caso del estudio, apoya a determinar las acciones ideales para el recobro de impagos derivados de los clientes.

## Referencias bibliográficas

- Achanga, P., Shehab, E., Roy, R., & Nelder, G. (2012). A fuzzy-logic advisory system for lean manufacturing within SMEs. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 25(9), 839-852. <https://doi.org/10.1080/0951192X.2012.665180>
- Agrawal, R., Asokan, P., & Vinodh, S. (2017). Benchmarking fuzzy logic and ANFIS approaches for leanness evaluation in an Indian SME: a case study. *Benchmarking: An International Journal*, 24(4), 973-993. <https://doi.org/10.1108/BIJ-06-2016-0083>
- Aguar, F. (2004). Teoría de la decisión e incertidumbre: modelos normativos y descriptivos. *Empiria Revista de metodología de ciencias sociales*, (8), 139-160.
- Aguilar, A. (2015). Políticas de acceso para el crédito de las Pymes. *Revista del observatorio Pyme*, 1 (1), 2-5.
- Almadi, A. I., Al Mamlook, R. E., Almarhabi, Y., Ullah, I., Jamal, A., & Bandara, N. (2022). A fuzzy-logic approach based on driver decision-making behavior modeling and simulation. *Sustainability*, 14(14), 8874. <https://doi.org/10.3390/su14148874>
- Andriani, M., Samadhi, T. A., Siswanto, J., & Suryadi, K. (2019). Knowledge management strategy: an organisational development approach. *Business process management journal*, 25(7), 1474-1490. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-07-2018-0191>

- Ávila, P., Mendoza, A., Pinargote, H., y Fernández, L. (2019). Decisiones de financiamiento de las pymes ecuatorianas. *SUPLEMENTO CICA*, 3 (8), 03-66
- Bams, D., Pisa, M., & Wolff, C. (2015). *Ripple effects from industry defaults*. Centre for Economic Policy Research.
- Bar-Gill, O., & Ben-Shahar, O. (2016). Optimal Defaults in Consumer Markets. *The Journal of Legal Studies*, 45(S2), S137-S161.
- Bartholdy, J., & Mateus, C. (2008). Financing of SME's: an asset side story. Available at SSRN 1098347. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1098347>
- Besn , A. G., Luna, D., Cobos, A., Lameiras, D., Ortiz-Moreno, H., & G ereca, L. P. (2018). A methodological framework of eco-efficiency based on fuzzy logic and Life Cycle Assessment applied to a Mexican SME. *Environmental Impact Assessment Review*, 68, 38-48. <https://doi.org/10.1016/j.eiar.2017.10.008>
- Boloş, M. I., Bradea, I. A., & Delcea, C. (2019). A fuzzy logic algorithm for optimizing the investment decisions within companies. *Symmetry*, 11(2), 186. <https://doi.org/10.3390/sym11020186>
- Bykusenge, E., Munene, J., & Orobia, L. (2016). Knowledge management and business performance: Mediating effect of innovation. *Journal of Business and Management Sciences*, 4(4), 82–92. <https://nru.uncst.go.ug/handle/123456789/6025>
- Carneiro, A. (2000). How Does Knowledge Management Influence Innovation and Competitiveness? *Journal of Knowledge Management*, 4(2), 87-98. <https://doi.org/10.1108/13673270010372242>
- Casanovas M, Fernández A. (2003). *La gesti n de la tesorer a en la incertidumbre*. Espa a-Madrid: Ediciones Pir mide.
- C rdova, J. F. D., Molina, E. C., & L pez, P. N. (2017). Fuzzy logic and financial risk. A proposed classification of financial risk to the cooperative sector. *Contadur a y administraci n*, 62(5), 1687-1703. <https://doi.org/10.1016/j.cya.2017.10.001>
- D az Rodr guez, H. E., Sosa Castro, M., & Cabello Rosales, A. (2019). Determinantes del endeudamiento de los hogares en M xico: un an lisis con redes neuronales. *Problemas del desarrollo*, 50(199), 115-140.
- Dolling, O. R., & Varas, E. A. (2002). Artificial neural networks for streamflow prediction. *Journal of hydraulic research*, 40(5), 547-554. <https://doi.org/10.1080/00221680209499899>
- Franco, M. D. C., G mez, F., y Serrano, K. (2019). Determinantes del acceso al cr dito para la PYME del Ecuador. *Conrado*, 15(67), 295-303.
- Garc a-Mui a, F. E., Gonz lez-S nchez, R., Ferrari, A. M., Volpi, L., Pini, M., Siligardi, C., & Settembre-Blundo, D. (2019). Identifying the equilibrium point between sustainability goals and circular economy practices in an Industry 4.0 manufacturing context using eco-design. *Social sciences*, 8(8), 241. <https://doi.org/10.3390/socsci8080241>
- Gubareva, E. A., & Shemyakova, E. (2021). Neural networks in the digital economy. *Socio-economic Systems: Paradigms for the Future*, 827-835. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-56433-9\\_87](https://doi.org/10.1007/978-3-030-56433-9_87)
- Herghiligiu, I. V., Robu, I. B., Pislaru,

- M., Vilcu, A., Asandului, A. L., Avasilcăi, S., & Balan, C. (2019). Sustainable environmental management system integration and business performance: A balance assessment approach using fuzzy logic. *Sustainability*, 11(19), 5311. <https://doi.org/10.3390/su11195311>
- Indaryanti, T. R., Lestari, R., & Fitriah, E. (2020, September). Intellectual Capital Disclosure and CSR Disclosure on Company Performance. In *International Conference on Management, Accounting, and Economy (ICMAE 2020)* (pp. 81-85). Atlantis Press.
- Kaufmann, A., y Gil-Aluja, J. (1986). *Introducción de la teoría de los subconjuntos borrosos a la gestión de las empresas*. Santiago de Compostela, España. Milladoiro.
- Kaufmann, A., & Gil-Aluja, J. (1987). *Técnicas operativas de gestión para el tratamiento de la incertidumbre*. Barcelona: Hispano-europea.
- Kaufmann, A., y Gil-Aluja J. (1989). *Modelos para la investigación de efectos olvidados*. Milladoiro.
- Kottaridi, C., Louloudi, K., & Karkalakos, S. (2019). Human capital, skills and competencies: Varying effects on inward FDI in the EU context. *International Business Review*, 28(2), 375-390. <https://doi.org/10.1016/j.ibusrev.2018.10.008>
- Kosko, B. (1995). *Pensamiento borroso: la nueva ciencia de la lógica borrosa*. Barcelona, España: Editorial Crítica.
- Kusa, R., Duda, J., & Suder, M. (2021). Explaining SME performance with fsQCA: The role of entrepreneurial orientation, entrepreneur motivation, and opportunity perception. *Journal of Innovation*, 6(4), 234-245. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2021.06.001>
- Lee, C. S., & Wong, K. Y. (2017). A fuzzy logic-based knowledge management performance measurement system for SMEs. *Cybernetics and Systems*, 48(4), 277-302. <https://doi.org/10.1080/01969722.2017.1284532>
- Leoshchenko, S., Oliinyk, A., Subbotin, S., & Zaiko, T. (2020). Using recurrent neural networks for data-centric business. In *Data-Centric Business and Applications: Evolvments in Business Information Processing and Management*. Springer International Publishing 3, 73-91. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-35649-1\\_4](https://doi.org/10.1007/978-3-030-35649-1_4)
- Luna Altamirano, K. A., Sarmiento Espinoza, W. H., y Andrade Cordero, C. F. (2019). Matriz de efectos olvidados: Caso sector industrial de Cuenca-Ecuador. *Revista de Ciencias Sociales*, 25(2), 96-111. <https://doi.org/10.31876/rcs.v25i2.27339>
- Luna Altamirano, K. A., Sarmiento Espinoza, W. H., & Andrade Pesantez, D. J. (2022). Financial ratios with fuzzy logic approach. New estimation perspective. *Revista Venezolana De Gerencia*, 27(99), 959-972. <https://doi.org/10.52080/rvgluz.27.99.7>
- Macwan, N., & Sajja, P. S. (2014). Fuzzy logic: an effective user interface tool for decision support system. *International Journal of Engineering Science and Innovative Technology (IJESIT)*, 3(3), 278-283.
- Maes, J., & Sels, L. (2014). SMEs' radical product innovation: The role of internally and externally oriented knowledge capabilities. *Journal of Small Business Management*, 52(1), 141-163. <https://doi.org/10.1111/jsbm.12037>
- Mählmeyer, V., Rampeltshammer, L., & Hertwig, M. (2017). European

- Works Councils during the financial and economic crisis: Activation, stagnation, or disintegration? *European Journal of Industrial Relations*, 23(3), 225-242. doi:10.1177/0959680116685951
- Manjarres, D., Landa-Torres, I., & Andonegui, I. (2017). An Intelligent Decision Support System for Assessing the Default Risk in Small and Medium-Sized Enterprises. In *Artificial Intelligence and Soft Computing: 16th International Conference, ICAISC 2017, Zakopane, Poland, June 11-15, 2017, Proceedings, Part II 16* (533-542). Springer International Publishing.
- Medina, S. (2006). Estado de la cuestión acerca del uso de la lógica difusa en problemas financieros. *Cuadernos de Administración*, 32 (19). 195-223.
- Meier, J., Andor, M. A., Doebbe, F., Haddaway, N., & Reisch, L. A. (2021). Can green defaults reduce meat consumption?. *Food Policy*, 110, 102298. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3903160>
- Montavon, G., Samek, W., & Müller, K. R. (2018). Methods for interpreting and understanding deep neural networks. *Digital signal processing*, 73, 1-15. <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2017.10.011>
- Muhamedyeva, D., & Abdul-Azalova, M. (2022). Application of the theory of fuzzy logic for analysis of management systems of business processes of an enterprise. *Scientific Collection InterConf*, 22 (113), 467-471. <https://doi.org/10.51582/interconf.19-20.06.2022.049>
- Niemeyer, J., Rudolf, S., Kvaratskhelia, L., Mennenga, M., & Herrmann, C. (2022). A creativity-driven Case-Based Reasoning Approach for the systematic Engineering of Sustainable Business Models. *Procedia CIRP*, 105, 470-475. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2022.02.078>.
- Olarte, J. (2006). Incertidumbre y evaluación de riesgos financieros. *Scientia Et Technica*, 12(32), 347-350. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=84911652061>
- Pérez, F. O., & Fernández, H. (2007). Las redes neuronales y la evaluación del riesgo de crédito. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 6(10), 77-91. <https://revistas.udem.edu.co/index.php/ingenierias/article/view/225>
- Pérez, I., y Melero, R. (2006). Evaluación de aspirantes a docentes en la Facultad de Ingeniería de la Universidad del Valle del Momboy mediante un modelo difuso de soporte de decisiones. *Revista Telos*, 8(3), 454- 474. <https://ojs.urbe.edu/index.php/telos/article/view/2703>
- Piñeiro-Chousa, J., López-Cabarcos, M., Romero-Castro, N., & Pérez-Pico, A. (2020). Innovation, entrepreneurship and knowledge in the business scientific field: Mapping the research front. *Journal of Business Research*, 115, 475-485. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.11.045>
- Reig, J., y González, J. (2002). Modelo borroso de control de gestión de materiales. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 31(12). 431-459.
- Rhee, J., Park, T., & Lee, D. H. (2010). Drivers of innovativeness and performance for innovative SMEs in South Korea: Mediation of learning orientation. *Technovation*, 30(1), 65-75. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2009.04.008>
- Rico, M., y Tinto, J. (2008). Matemática borrosa: Algunas aplicaciones en las ciencias económicas, administrativas y contables. *Contaduría Universidad*

- de Antioquia, (52) 199-214. <https://doi.org/10.17533/udea.rc.2169>
- Rosenbusch, N., Brinckmann, J., & Bausch, A. (2011). Is innovation always beneficial? A meta-analysis of the relationship between innovation and performance in SMEs. *Journal of business Venturing*, 26(4), 441-457. <https://doi.org/10.1016/j.ibusvent.2009.12.002>
- Samek, W., Binder, A., Montavon, G., Lapuschkin, S., & Müller, K. R. (2016). Evaluating the visualization of what a deep neural network has learned. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 28(11), 2660-2673. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2016.2599820>.
- Sarvamangala, D. R., & Kulkarni, R. V. (2022). Convolutional neural networks in medical image understanding: a survey. *Evolutionary intelligence*, 15(1), 1-22. <https://doi.org/10.1007/s12065-020-00540-3>
- Shanahan, J. G. (2000). *Fuzzy Logic*. En *Soft Computing for Knowledge Discovery* (pp. 67–91). Springer US.
- Singh, S., Olugu, E. U., & Fallahpour, A. (2014). Fuzzy-based sustainable manufacturing assessment model for SMEs. *Clean Technologies and Environmental Policy*, 16, 847-860. <https://doi.org/10.1007/s10098-013-0676-5>
- Szalacha-Jarmużek, J., Polasik, M., & Jakubowska, M. (2022). The Institutionalization of “Cashless Poland.” Values, Norms, Sanctions and Grand Narrations in the SMEs’ Perspective on the Adoption of Cashless Payments. *Polish Sociological Review*, 217(1), 115-138. <http://dx.doi.org/10.2139/ssm.3802643>
- Uhlaner, L. M., van Stel, A., Duplat, V., & Zhou, H. (2013). Disentangling the effects of organizational capabilities, innovation and firm size on SME sales growth. *Small Business Economics*, 41, 581-607. <https://doi.org/10.1007/s11187-012-9455-7>
- Uzun, B., Uzun Ozsahin, D., & Duwa, B. (2021). Fuzzy logic and fuzzy based multi criteria decision analysis. *Application of multi-criteria decision analysis in environmental and civil engineering*, 47-56.
- Vidyadhar, R., Sudeep Kumar, R., Vinodh, S., & Antony, J. (2016). Application of fuzzy logic for leanness assessment in SMEs: a case study. *Journal of Engineering, Design and Technology*, 14(1), 78-103. <https://doi.org/10.1108/JEDT-05-2014-0029>
- Yadav, H. B., Kumar, S., Kumar, Y., & Yadav, D. K. (2018). A fuzzy logic based approach for decision making. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 35(2), 1531-1539.
- Yang, C. W., Fang, S. C., & Lin, J. L. (2010). Organizational knowledge creation strategies: A conceptual framework. *International Journal of Information Management*, 30(3), 231-238. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2009.08.005>
- Zadeh, L. (1965). “Fuzzy Sets”. *Information and Control*. 8 (4). Cambridge, Inglaterra, 338-353.
- Zou, J., Han, Y., & So, S. S. (2009). Overview of artificial neural networks. *Artificial neural networks: methods and applications*, 14-22. [https://doi.org/10.1007/978-1-60327-101-1\\_2](https://doi.org/10.1007/978-1-60327-101-1_2)