

ISSN 2600-5859

CONCIENCIA DIGITAL

Revista Científica Indexada
Revisada por pares ciegos

VOL 9 NUM 3
CIENCIA SEGMENTADA

JULIO - SEPTIEMBRE
2026

www.concienciadigital.org
www.cienciadigitalaeditorial.com

latindex
catálogo 2.0

ERIH PLUS
EUROPEAN REFERENCE INDEX FOR THE
HUMANITIES AND SOCIAL SCIENCES



La revista Conciencia Digital se presenta como un medio de divulgación científica, se publica en soporte electrónico trimestralmente, abarca temas de carácter multidisciplinar.

ISSN: 2600-5859 versión electrónica

Los aportes para la publicación están constituidos por:

Tipos de artículos científicos:

- **Estudios empíricos:** Auténticos, originales, que comprueban hipótesis, abordan vacíos del conocimiento.
- **Reseña o revisión:** evaluaciones críticas de estudios o investigaciones, análisis críticos, para aclarar un problema, sintetizar estudios, proponer soluciones.
- **Teóricos:** Literatura investigada, promueven avances de una teoría, analizan las teorías, comparan trabajos, confirma la validez y consistencia de investigaciones previas
- **Metodológico:** Presenta nuevos métodos, mejoran procedimientos, comparan métodos, detallan los procedimientos.
- **Estudio de casos:** Resultados finales de un estudio, resultados parciales de un estudio, campos de la salud, campos de la ciencia sociales.





EDITORIAL REVISTA CIENCIA DIGITAL



Contacto: Ciencia Digital, Ambato- Ecuador

Teléfono: 0998235485

Publicación:

w: www.cienciadigital.org

w: www.cienciadigitaleditorial.com

e: luisefrainvelastegui@cienciadigital.org

e: luisefrainvelastegui@hotmail.com

Director General

Dr.C. Efraín Velastegui López. PhD. ¹

"Investigar es ver lo que todo el mundo ha visto, y pensar lo que nadie más ha pensado".

Albert Szent-Györgyi

¹ Magister en Tecnología de la Información y Multimedia Educativa, Magister en Docencia y Currículo para la Educación Superior, Doctor (PhD) en Ciencia Pedagógicas por la Universidad de Matanza Camilo Cien Fuegos Cuba, cuenta con más de 120 publicaciones en revista indexadas en Latindex y Scopus, 21 ponencias a nivel nacional e internacional, 16 libros con ISBN, en multimedia educativa registrada en la cámara ecuatoriano del libro, tres patente de la marca Ciencia Digital, Acreditación en la categorización de investigadores nacionales y extranjeros Registro REG-INV-18-02074, Director, editor de las revistas indexadas en Latindex Catalogo 2.0, Ciencia Digital, Visionario Digital, Explorador Digital, Conciencia Digital, Anatomía Digital, Alfa Publicaciones y editorial Ciencia Digital registro editorial No 663. Cámara Ecuatoriana del libro director de la Red de Investigación Ciencia Digital, emitido mediante Acuerdo Nro. SENESCYT-2018-040, con número de registro REG-RED-18-0063

PRÓLOGO

El desarrollo educativo en Ecuador, alcanza la vanguardia mundial, procurando mantenerse actualizada y formar parte activa del avance de la conciencia y la tecnología con la finalidad de que nuestro país alcance los estándares internacionales, ha llevado a quienes hacemos educación, a mejora y capacitarnos continuamente permitiendo ser conscientes de nuestra realidad social como demandante de un cambio en la educación ecuatoriana, de manera profunda, ir a las raíces, para así poder acceder a la transformación de nuestra ideología para convertirnos en forjadores de personalidades que puedan dar solución a los problemas actuales, con optimismo y creatividad de buscar un futuro mejor para nuestra educación; por ello, docentes y directivos tenemos el compromiso de realizar nuestra tarea con seriedad, respeto y en un contexto de profesionalización del proceso pedagógico



Índice

1. Importancia del capital intelectual en las empresas del sector agropecuario

(Maribel del Rocío Paredes Cabezas, Sandy de los Ángeles Yáñez Borja)

06-27

2. Modelos bayesianos no paramétricos en la segmentación de mercados: una revisión sistemática y agenda de investigación

(Tannia Carolina Calle Monroy, Saúl Fernando Pesántez Vicuña, César Mesías Izquierdo Galarza, Denise Liliana Pazmiño Garzón)

28-59

3. Modelos predictivos de datos meteorológicos mediante machine learning y su impacto en la agroproducción de la provincia de Bolívar, Ecuador

(Deysi Margoth Guanga Chunata, Andrés Alejandro Galvis Correa)

60-77

4. Análisis RAM para la toma de decisiones en equipos eléctricos del alimentador de subtransmisión Penipe de media tensión

(César Gallegos Londoño, Eduardo Hernández Dávila, José Vladimir Marzumillaga Vázconez, Melany Daniela Viscarra Núñez)

78-97

5. Estructura de eslabones y distribución geoespacial de márgenes en la cadena productiva de la palma de ramos (*Ceroxylon echinulatum* Galeano) mediante SIG en el cantón Colta, Chimborazo

(Vilma Fernanda Noboa Silva, César Alejandro Mena Andy, Julia Desiree Velastegui Cáceres, Carlos Francisco Carpio Coba)

98-112

Importancia del capital intelectual en las empresas del sector agropecuario

Importance of intellectual capital in companies in the agricultural sector

- ¹ Maribel del Rocío Paredes Cabezas  <https://orcid.org/0000-0002-8449-5404>
Universidad Técnica de Ambato (UTA), Ambato, Ecuador.
maribeldparedes@uta.edu.ec
- ² Sandy de los Ángeles Yáñez Borja  <https://orcid.org/0009-0000-6970-6181>
Universidad Técnica de Ambato (UTA), Ambato, Ecuador.
syanez2489@uta.edu.ec



Artículo de Investigación Científica y Tecnológica

Enviado: 12/04/2026

Revisado: 11/05/2026

Aceptado: 08/06/2026

Publicado: 06/07/2026

DOI: <https://doi.org/10.33262/concienciadigital.v9i3.3703>

Cítese:

Paredes Cabezas, M. del R., & Yáñez Borja, S. de los Ángeles. (2026). Importancia del capital intelectual en las empresas del sector agropecuario. ConcienciaDigital, 9(3), 6-27. <https://doi.org/10.33262/concienciadigital.v9i3.3703>



CONCIENCIA DIGITAL, es una revista multidisciplinar, **trimestral**, que se publicará en soporte electrónico tiene como **misión** contribuir a la formación de profesionales competentes con visión humanística y crítica que sean capaces de exponer sus resultados investigativos y científicos en la misma medida que se promueva mediante su intervención cambios positivos en la sociedad. <https://concienciadigital.org>
La revista es editada por la Editorial Ciencia Digital (Editorial de prestigio registrada en la Cámara Ecuatoriana de Libro con No de Afiliación 663) www.celibro.org.ec

Esta revista está protegida bajo una licencia Creative Commons en la 4.0 International. Copia de la licencia: <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>

Palabras claves:

Capital intelectual,
VAIC,
rentabilidad,
ROA, ROE, activo
intangible.

Resumen

Introducción. La globalización, la internacionalización de los mercados y la competencia han planteado retos en la gestión empresarial, los cuales deben ser abordados desde diferentes perspectivas con la finalidad de poder superarlos con éxito. En este contexto surge como un nuevo concepto a ser considerado el capital intelectual, el mismo que abarca conocimientos, habilidades y actitudes del talento humano, esencial para la toma de decisiones.

Objetivo. La presente investigación tiene como objetivo determinar la importancia del capital intelectual en las empresas del sector agropecuario en el cantón Ambato provincia de Tungurahua.

Metodología. La metodología que se aplicó consistió en revisión bibliográfica y la aplicación del modelo VAIC para la medición del capital intelectual en el sector de estudio.

Resultados Los resultados han permitido establecer una correlación muy fuerte y positiva entre ROE y ROA, es decir el Retorno sobre el Patrimonio (ROE) y el Retorno sobre Activos (ROA) mantienen una relación directa, lo cual es coherente dado que ambos indicadores reflejan la rentabilidad de la empresa. **Conclusión.** En conclusión, la gestión eficiente del capital intelectual es crucial para el éxito financiero y la sostenibilidad de las empresas. Las empresas deben enfocarse en estrategias holísticas que integren el desarrollo del capital humano, estructural e intelectual para mejorar su desempeño y competitividad en el mercado. **Área de estudio general:** Contabilidad y Auditoría. **Área de estudio específica:** Activos intangibles. **Tipo de estudio:** Artículos original.

Keywords:

Intellectual
capital,
VAIC,
profitability,
ROA,
ROE,
intangible assets.

Abstract

Introduction. Globalization, the internationalization of markets and competition have posed challenges in business management, which must be addressed from different perspectives to be able to successfully overcome them. In this context, intellectual capital emerges as a new concept to be considered, which encompasses knowledge, skills, and attitudes of human talent, essential for decision-making. **Objective.** The present research aims to determine the importance of intellectual capital in companies in the agricultural sector in the Ambato canton, Tungurahua province. **Methodology.** The methodology applied consisted of a bibliographic review and the application of the VAIC model to measure intellectual capital in the study sector. **Results.** The results

have allowed us to establish a very strong and positive correlation between ROE and ROA, that is, the Return on Equity (ROE) and the Return on Assets (ROA) maintain a direct relationship, which is consistent given that both indicators reflect the profitability of the company. **Conclusion.** In conclusion, efficient management of intellectual capital is crucial for the financial success and sustainability of companies. Companies must focus on holistic strategies that integrate the development of human, structural and intellectual capital to improve their performance and competitiveness in the market. **General study area:** Accounting and Auditing. **Specific study area:** Intangible assets. **Type of study:** Original article.

1. Introducción

La globalización, la internacionalización de los mercados y la competencia han planteado retos en la gestión empresarial, los cuales deben ser abordados desde diferentes perspectivas con la finalidad de poder superarlos con éxito. En este contexto surge como un nuevo concepto a ser considerado el capital intelectual, el mismo que abarca conocimientos, habilidades y actitudes del talento humano, esencial para la toma de decisiones (Arias-Pérez et al., 2019 ; Sarur, 2013; Ramón et al., 2019).

En los últimos 25 años, la inversión en activos intangibles ha aumentado un 29% en empresas tanto en EE.UU. como en Europa, mejorando considerablemente la productividad de las empresas que fueron objeto de estudio (Hazan et al., 2021). En América del Sur, la falta de conocimiento en la gestión del capital intelectual afecta negativamente la productividad (Geraldo et al., 2020; Paredes & Lema, 2025).

En Ecuador, es crucial desarrollar técnicas para *gestionar este capital y mejorar la efectividad organizacional* (Erazo-Álvarez & Narváez-Zurita, 2020; Arias-Pérez et al., 2019). El objetivo principal de este artículo es examinar el capital intelectual y su relación con la rentabilidad de las empresas del sector agropecuario en el cantón Ambato durante el período 2021-2022, valorando sus componentes para crear ventajas competitivas, determinando su importancia en la toma de decisiones empresariales y estableciendo la rentabilidad del sector agrícola en dicho período.

El aumento de la competencia y el vertiginoso avance tecnológico han provocado cambios constantes en las empresas (Gómez-Valenzuela, 2016). Las actividades físicas y financieras no son suficientes para desarrollar ventajas competitivas a largo plazo; son la inversión en activos intangibles y la inclusión de actividades estratégicas las que

agregan valor (Bermúdez-Rodríguez & Hernández-Ibarra, 2019). Las organizaciones necesitan aumentar la capacidad intelectual de su capital humano (Pardo-Cueva et al., 2018). La adecuada gestión del conocimiento es fundamental para el éxito empresarial (Bustelo & Amarilla, 2001; Farfán & Garzón, 2006). Este estudio bibliográfico-documental utiliza datos de la Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros, y pretende proporcionar una guía a los contadores y personal del departamento financiero a valorar el capital intelectual (Alcívar, 2021; Reyes, 2011).

El sector agropecuario es uno de los sectores más relevantes en la economía de un país. Sin embargo, es vulnerable a cambios geopolíticos, cambio climático, desastres naturales y la falta de tecnología adecuada afectando directamente a los ingresos y rentabilidad de los productores (Roitbarg, 2021; Ponvert-Delisle et al., 2007). En Ecuador el sector agropecuario constituye un pilar fundamental en la economía del país, el 40% de la población en el Ecuador se ubica en el sector rural (Chuncho et al., 2021). Productos tales como el banano y las flores representan la mayor parte de las exportaciones, pues constituyen productos estrella (Escalante et al., 2021).

A pesar del crecimiento en productividad agrícola, la reducción de la pobreza no es evidente, y la inversión gubernamental no siempre favorece la productividad debido a factores intrínsecos del sector (Bula, 2020; Vera, 2022). Estrategias adecuadas y la preparación de los agricultores pueden mejorar los ingresos y generar empleo (Durán, & Alcívar, 2020).

1.1. Relevancia del capital intelectual como un activo intangible

El capital intelectual cada día cobra mayor importancia como factor para la rentabilidad empresarial. Ficco (2020) destaca la necesidad de estudios adicionales sobre la valoración del capital intelectual, subrayando su importancia para el trabajo organizacional (Jacobo-Hernández et al., 2019). Por su parte Rojas (2019) menciona que los activos intangibles son vitales en el proceso productivo y en la atención al cliente, influyendo en el éxito empresarial. Pérez & Pelayo (2016) señalan la relación entre el capital intelectual y el fortalecimiento del capital humano en cooperativas.

Botero et al. (2020) concluyen que fomentar el desarrollo del capital intelectual es vital para las instituciones. La adecuada capacitación del capital humano potencia la competitividad en el mercado (Murillo et al., 2019). De este modo la valoración de activos intangibles facilita la toma de decisiones, beneficiando a todo tipo de organizaciones (Quirama & Sepúlveda-Aguirre, 2018; Jiménez-Rodríguez, 2018) En este contexto Jami (2022) indica que valorar el capital intelectual es esencial para obtener ganancias y generar valor agregado en las modernas organizaciones.

1.2. La rentabilidad como un instrumento para la toma de decisiones

La rentabilidad es un factor fundamental en la toma de decisiones empresariales. García & Rodríguez (2019) señalan que decisiones acertadas mejoran los resultados, por tanto, la rentabilidad tiende una tendencia al crecimiento, mientras que decisiones incorrectas los perjudican directamente a indicadores financieros como la rentabilidad. En el mismo

sentido Ruiz-Acosta et al. (2020) indican que la rentabilidad está relacionada con indicadores sociales, laborales y medioambientales.

Por su parte Flores-Quispe (2019) identifica el manejo del talento humano como un factor clave para la rentabilidad. Mientras Valencia et al. (2020) destacan la importancia de invertir en activos fijos e infraestructura para el éxito empresarial. Pero la inversión no debe quedarse solo en activos fijos, sino que es necesario también considerar una urgente inversión en activos intangibles. Por lo cual Ordoñez-Ordoñez et al. (2021) subrayan la necesidad de datos verídicos en los estados financieros para una adecuada toma de decisiones. La rentabilidad atrae inversiones y facilita el cumplimiento de objetivos (De La Hoz et al., 2008).

1.3. Gestión del conocimiento y el capital intelectual

La gestión del conocimiento es el proceso mediante el cual una empresa encuentra, organiza, procesa y transmite información, facilitando la solución de problemas, el aprendizaje y el desarrollo de habilidades para la toma de decisiones (Torres & Lamenta, 2015).

Guadamillas (2001) afirma que la teoría del conocimiento considera a las empresas como entidades sociales que crean, transfieren y emplean conocimientos. Villegas et al. (2015) destacan que el conocimiento retenido por los individuos es vital para el cumplimiento de los objetivos organizacionales. Esta teoría valora al talento humano en la toma de decisiones, dado que los empleados generan respuestas adecuadas a las situaciones diarias de una organización.

Según Erazo (2018) considerar al capital intelectual como parte de los activos intangibles resulta esencial para medir habilidades, conocimientos e interacciones con clientes y proveedores. Arias-Pérez et al. (2019) y Boscán & Sandra (2015) dividen el capital intelectual en tres componentes: capital humano, estructural y relacional, como se puede apreciar en la **Tabla 1**.

Tabla 1
Definición componentes del capital intelectual

Componente	Definición
Capital humano	Valor que se obtiene de las capacidades de las personas que fueron obtenidas ya sea por la educación o por experiencias
Capital estructural	Se obtienen de la rutina que existe en la empresa, sistemas y la estructura que pueda apoyar al trabajador para que su desempeño mejore
Capital relacional	Generado de las interacciones con el entorno de las empresas es decir proveedores y clientes

Fuente: a partir de Navarro (2005); De Castro et al. (2009) y Santos-Rodriguez et al. (2011)

El capital intelectual es un activo intangible compuesto por capital humano, capital estructural y capital relacional. El capital humano engloba los conocimientos, habilidades y experiencias de los colaboradores, fundamentales para la innovación y el aprendizaje

organizacional. El capital estructural comprende los procesos, sistemas y estructuras que respaldan y potencian el desempeño del personal. Por su parte, el capital relacional se refiere a las relaciones que la empresa mantiene con clientes, proveedores y otros grupos de interés, las cuales fortalecen su posicionamiento y competitividad (Navarro, 2005; De Castro et al., 2009; Santos-Rodrigues et al., 2011).

1.4. Metodologías para determinar el capital intelectual

Existen diversas metodologías para medir el capital intelectual, las cuales permiten gestionar de manera más eficiente los activos intangibles y orientar el diseño de estrategias organizacionales (Arango et al., 2010). Entre los enfoques más reconocidos se encuentran el modelo que clasifica el capital intelectual en tres componentes fundamentales, esta división propuesta por Arias-Pérez et al. (2019) y Boscán & Sandra, (2015) dividen el capital intelectual en: capital humano, estructural y relacional, lo cual facilita la identificación, medición y análisis de los recursos basados en el conocimiento dentro de la organización.

Tabla 2
Metodologías para la valoración del capital intelectual

Modelo	Metodología	Componentes
Value-Added Intellectual Coefficient (VAIC)	Se suma los tres indicadores: eficiencia del capital estructural, humano y relacional. A partir de los estados financieros	humano, estructural y empleado
Intellectual Capital Dynamic Value (IC-DVAL)	Se calculan índices a partir del promedio de indicadores que son tomados de bases de información internacional	humano, estructural, se puede incluir el capital social, de innovación y de mercado
National Intellectual Capital index (NICI)	Los índices son calculados con una escala estandarizada (0 – 1), donde el índice NICI se obtiene a partir del promedio del capital humano, procesos, mercado y renovación	Mercado, humano, procesos, renovación
ICM Intellectual Capital Monitor	Estrategia Lisboa que se usa para la selección de indicadores en donde la selección presenta tres unidades del capital intelectual en tiempo: pasado, presente y futuro	Humano, estructural, relacional
ICN Intellectual Capital Navigator	Se obtienen datos de la OCDE y del instituto de gestión y desarrollo del centro de competitividad mundial	Humano, procesos mercadeo y renovación
SNEI State New Economy Index	Se multiplica a cada uno de los indicadores por un factor de la importancia relacionada. El total se obtiene a partir de la suma de cada una de las categorías y dividido por la suma de la muestra	Basado en el conocimiento, globalización, dinamismo, económico
INTAN Integral Analysis	Se calcula el capital humano y estructural por medio de los indicadores seleccionados, después cada indicador se lo debe multiplicar por un factor que refleja la importancia relacionada que se obtiene de un análisis del componente principal	Activos intangibles

Fuente: a partir de Villegas et al. (2015)

La **Tabla 2** resume diversas metodologías para la valoración del capital intelectual, las cuales permiten medir los activos intangibles desde diferentes enfoques. Modelos como VAIC utilizan información financiera para evaluar la eficiencia del capital humano y estructural, mientras que IC-DVAL y NICI emplean índices estandarizados basados en indicadores internacionales. Por su parte, propuestas como ICM, ICN, SNEI e INTAN integran dimensiones estratégicas y ponderaciones estadísticas para estimar el valor del capital intelectual, facilitando su gestión organizacional (Villegas et al., 2015).

1.5. Gestión financiera, indicadores y rentabilidad financiera

La gestión financiera implica el manejo de ingresos y egresos, buscando la eficiencia y eficacia en la obtención de recursos y la satisfacción de los accionistas (Titman et al., 2017). Por su parte Ortiz (2018) relaciona la gestión financiera con decisiones sobre desembolsos y financiamiento, evaluando la viabilidad de las inversiones. Los indicadores financieros son cruciales para conocer la situación financiera de una empresa, la **Tabla 3** resume los principales indicadores:

Tabla 3
Indicadores financieros

Factor	Definición	Fórmula
Liquidez	Capacidad de una compañía para pagar sus deudas a largo plazo	Activos corrientes/ Pasivos corrientes
Solvencia	- Endeudamiento del activo: autonomía financiera de la empresa, si es bajo la entidad no depende de sus acreedores caso contrario si el índice es alto - Endeudamiento patrimonial: este indicador muestra en cuenta se encuentran comprometidos los activos con los acreedores - Apalancamiento: medida en que el recurso interno de la empresa es compatible con el externo	- Pasivo total / activo total - Pasivo total/ patrimonio - Activo total sobre patrimonio
Rentabilidad	- Rentabilidad del patrimonio: rendimiento obtenido del patrimonio bruto - Rotación de activos totales: mide cuantas ventas son generadas por cada dólar que se ha invertido	- Utilidad neta / patrimonio bruto - Ventas/ total de activos

Fuente: Ortiz (2018)

La rentabilidad financiera o rentabilidad del capital, es una medida directa para propietarios y accionistas. Se refiere a los beneficios obtenidos por la empresa a través de sus operaciones anuales, y es un indicador clave para maximizar las ganancias y atraer inversiones (López, 2014; Yangali & Quiróz, 2018).

2. Metodología

La investigación es de carácter cuantitativo, utilizando datos de la Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros para analizar la correlación entre el capital intelectual y la

rentabilidad, con un enfoque exploratorio. La muestra se obtuvo mediante un proceso sistemático descrito a continuación.

La población incluye empresas agrícolas de Ambato, cuyos datos fueron obtenidos de la Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros. Se seleccionaron 11 de 34 empresas agrícolas, considerando la disponibilidad de datos completos para 2021 y 2022, incluyendo estados financieros y notas. Las empresas seleccionadas se muestran en la **Tabla 4**.

Tabla 4
Muestra de empresas del sector agropecuario

ID	Nombre de la Empresa	Siglas / Comercial	Tipo Legal
E1	Incubadora Andina	INCUBANDINA	S.A.
E2	Sociedad Comercial y Agrícola Llerena Garzón Guadalupe	---	S.A.
E3	Avícola Santa Elenita	SANTEEL	Cía. Ltda.
E4	Nutrimelaza	---	Cía. Ltda.
E5	Productora de Alimentos Santa Lucía	PROALISAN	Cía. Ltda.
E6	Avícola Topo	AVITOPPO	Cía. Ltda.
E7	Agrícola Elina	AGRICOELENA	S.A.S.
E8	Granja Los Pinos	GRANPIAVE	Cía. Ltda.
E9	Gutmaalgranja La Paz	---	Cía. Ltda.
E10	Florícola La Herradura	FLOHERRA	S.A.
E11	Avícola San Diego	AVISANDIEGO	Cía. Ltda.

Fuente: Superintendencia de compañías, valores y seguros (2023)

Se utilizaron datos de la Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros proporcionando información financiera precisa y confiable. Se consultaron libros y directorios para apoyar la redacción del marco teórico y antecedentes investigativos. La observación sistematizada permitió recolectar los datos necesarios.

Los datos de SUPERCÍAS se procesaron utilizando el modelo VAIC™ para evaluar el capital intelectual. Se emplearon indicadores financieros ROA y ROE para medir la rentabilidad. Los datos se analizaron con *IBM SPSS Statistics*, permitiendo la creación de gráficos y tablas que optimizaron los resultados. El análisis incluyó pruebas estadísticas como la de Spearman para establecer la relación entre el capital intelectual y la rentabilidad.

El modelo financiero permitió analizar el capital intelectual y su relación con la rentabilidad en empresas agrícolas y de confección, considerando tamaño (SIZE) y endeudamiento (DEBT) (Youndt et al., 2024).

El modelo estadístico de Spearman permitió evaluar la fuerza y dirección de la relación entre dos variables sin requerir una distribución específica (Hernández et al., 2019).

3. Resultados

La valoración de las empresas respecto a su gestión del Capital Intelectual (CI) muestra variaciones significativas en términos de eficiencia. Aquellas con altos coeficientes de eficiencia y Valor Añadido Intelectual (VAIC) han demostrado una mejor optimización de sus recursos humanos, estructurales e intelectuales, generando mayor valor añadido. La capacidad de adaptación a desafíos externos y la gestión eficiente de recursos destacan en varias empresas como factores clave para su éxito.

Eficiencia del sector: el análisis del VAIC revela una diversidad en la eficiencia de gestión del CI dentro del sector. Empresas con VAIC elevado, como Nutrimelaza Cía. Ltda., Productora de Alimentos Santa Lucía Proalisan Cía. Ltda., y Agrícola Elina AGRICOELINA S.A.S., sobresalen en la optimización de sus recursos para generar valor. La variabilidad en los resultados sugiere que algunas empresas han implementado estrategias más efectivas para gestionar su capital intelectual.

Factores de éxito: empresas con VAIC significativamente altos han demostrado su capacidad para generar valor añadido mediante la optimización de sus recursos. Su éxito se atribuye a estrategias efectivas, adaptabilidad a cambios en el entorno y una gestión integral del capital humano, estructural e intelectual.

Desafíos y oportunidades: empresas con VAIC más bajo, como Sociedad Comercial y Agrícola Llerena Garzón Guadalupe S.A. y Florícola La Herradura FLOHERRA S.A., enfrentan desafíos en la gestión eficiente de su capital intelectual y podrían beneficiarse de ajustar sus estrategias. El análisis de VAIC también resalta oportunidades para mejorar la gestión del capital intelectual, especialmente en empresas con resultados moderados.

Tendencias y perspectivas: la empresa Avícola Topo AVITOPPO Cía. Ltda. ha mantenido un VAIC sólido a pesar de los desafíos económicos, demostrando resiliencia y capacidad de adaptación a cambios en el entorno. Esto sugiere una posición favorable para el crecimiento futuro.

Recomendaciones para el sector: se recomienda que las empresas revisen y ajusten sus estrategias para mejorar la gestión del activo intangible CI. La implementación de mejores prácticas, adaptabilidad a cambios externos y una mayor atención a la gestión del capital humano, estructural e intelectual pueden contribuir al crecimiento y éxito continuo del sector.

En resumen, el análisis del VAIC muestra una heterogeneidad en la eficiencia de la gestión del CI. Las empresas con VAIC alto lideran en eficiencia, mientras que aquellas con resultados más bajos pueden beneficiarse de revisar sus estrategias. El sector en su conjunto presenta oportunidades para crecimiento y mejora continua, subrayando la importancia de un buen manejo del CI para el éxito empresarial.

Incidencia del capital intelectual en la rentabilidad: la influencia del capital intelectual en la rentabilidad es crucial para entender el impacto de la inversión en activos intangibles en el rendimiento de las empresas agropecuarias de Tungurahua. Se analizaron los indicadores de rentabilidad (ROE y ROA) de 2022 y se compararon con 2021. Los

resultados destacan la variabilidad en la eficiencia de la gestión del CI y su correlación con la rentabilidad.

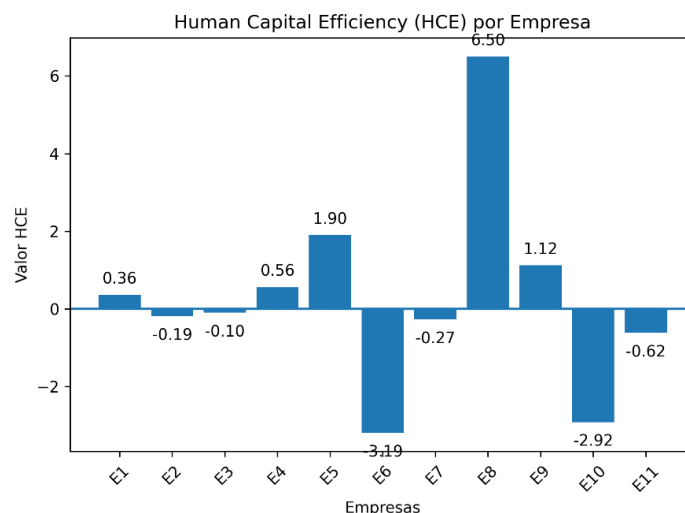
Análisis comparativo entre indicadores de rentabilidad y VAIC: las empresas con un VAIC alto tienden a mostrar un rendimiento financiero sólido, aunque hay excepciones. La eficiencia en el manejo del CI es clave para el éxito financiero, pero no siempre se correlaciona directamente con los indicadores de rentabilidad. La gestión del CI puede ser una fuente significativa de ventaja competitiva. Empresas con VAIC excepcionalmente alto, como Agrícola Elina AGRICOELINA S.A.S., demuestran que un manejo eficiente del CI puede mejorar el rendimiento financiero incluso en condiciones adversas. Por otro lado, empresas con VAIC más bajo pueden enfrentar desafíos para mejorar su rendimiento financiero. El análisis comparativo subraya la complejidad de las interacciones entre los componentes del CI y los resultados financieros, enfatizando la importancia de un enfoque holístico en la gestión institucional.

4. Discusión

Las estadísticas descriptivas de los componentes del capital intelectual y los indicadores de rentabilidad de 2021 y 2022 muestran valores mínimos, máximos, medias y desviación estándar significativos, indicando una gran variabilidad entre las empresas. Por ejemplo, Incubadora Andina Incubandina S.A. tiene un HCE sólido (2.70), reflejando un enfoque robusto en la gestión de su personal, mientras que Agrícola Elina AGRICOELINA S.A.S. destaca con un HCE excepcionalmente alto (4.69). A continuación, se presenta las tablas resumen y gráficos que permitieron el análisis visual de la eficiencia en la gestión del capital humano (HCE), estructural (SCE), y capital intelectual (ICE) en las empresas, destacando la variabilidad y las áreas de fortaleza y oportunidad.

Se observan variaciones significativas en la atención y gestión de su recurso humano. Mostrando variaciones importantes, en empresas como Granja Los Pinos GRANPIAVE Cía. Ltda. (E8) en la **Figura 1**, en donde exhiben un HCE excepcionalmente alto de 6,50, indicando un fuerte enfoque en el desarrollo y gestión del personal. Caso contrario En Avícola Topo AVITOPPO (E6) que tiene un HCE negativo lo que demuestra que esta empresa no tiene las estrategias adecuadas en cuento al manejo de su personal y no fomenta su desarrollo. Según Cheng & Hackett (2019) los componentes del capital humano se refieren a las capacidades, destrezas y experiencia del personal de una empresa. Las investigaciones muestran que un EHR alto se correlaciona positivamente con la capacidad de innovar y adaptarse al cambio ambiental. La gestión eficaz de equipos es fundamental para superar problemas como la paralización de las industrias locales y la caída de las ventas online. Un análisis del segmento de capital humano revela la diversidad de enfoques y prácticas utilizadas por estas empresas y destaca el desarrollo de los empleados.

Figura 1

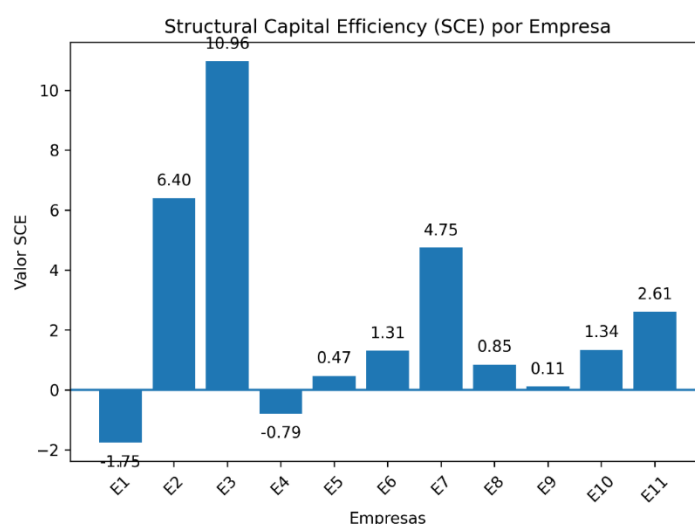


Fuente: a partir de la base de datos de la Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2023)

La **Figura 2** muestra a empresas como Avícola Santa Elenita Santeel Cía. Ltda. (E3), la cual destaca con un SCE muy alto de 10.96, indicando una capacidad excepcional para adaptarse a cambios estructurales. Por otro lado, Incubadora Andina INCUBANDINA S.A. (E1) y Nutrimelaza Cía. Ltda. (E4) presentan un SCE relativamente bajo de 1.75 sugiriendo una fragilidad en cuanto a su capacidad para adaptarse a los cambios que se dan en su entorno como lo es el incremento de precios en la materia prima. La investigación destaca que un SCE sólido contribuye a la resiliencia organizacional y a la capacidad de enfrentar desafíos económicos.

Figura 2

Coeficiente de eficiencia del capital estructural

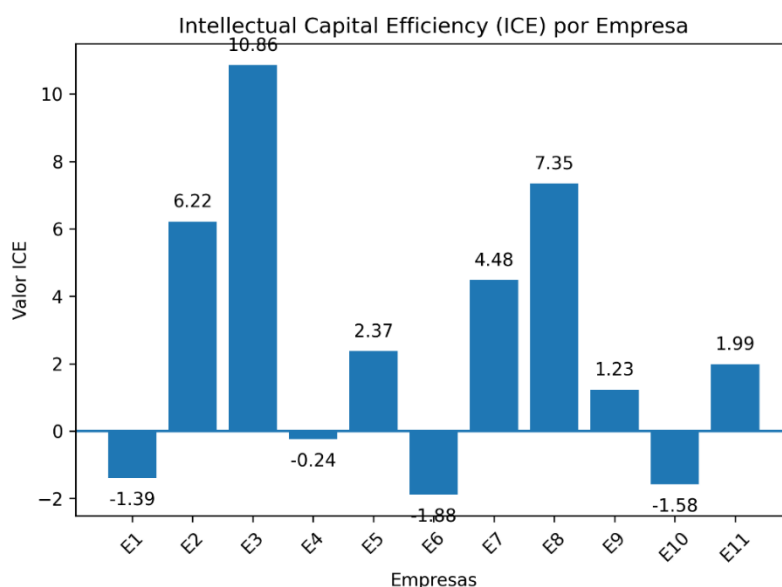


Fuente: a partir de la base de datos de la Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2023)

En cuanto a la eficiencia del capital intelectual en la **Figura 3** destacan empresas como Avícola Santa Elenita Santeel Cía. Ltda. (E3) y Sociedad Comercial y Agrícola Llerena Garzón Guadalupe S.A. (E2) que tienen índices altos lo que muestra que dentro de estas empresas existe una combinación excepcional del capital humano, estructural y relacional. En contraste, Avícola Topo AVITOPÓ Cía. Ltda. (E6) que indica un índice sumamente bajo de 1.88 en cuanto al funcionamiento de los componentes del capital intelectual. Las investigaciones muestran que un ICE alto se asocia con un desempeño financiero superior y una mayor capacidad para hacer frente a la incertidumbre del mercado (Rappaport, 1999). Este indicador resalta la importancia de un capital intelectual equilibrado para el éxito a largo plazo.

Figura 3

Coeficiente de eficiencia del capital intelectual

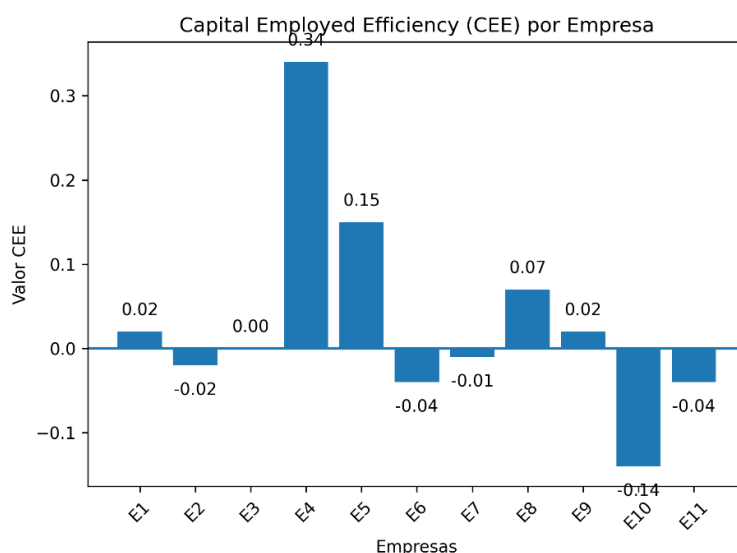


Fuente: a partir de la base de datos de la Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2023)

Respecto al capital empleado eficientemente (CEE), en la **Figura 4** se puede visualizar que Nutrimelaza Cía. Ltda. (E4) cuenta con un índice excepcionalmente alto en relación con las demás empresas estudiadas destacando la utilización adecuada del capital empleado, lo que va de la mano con el equilibrio que se da en la ampliación de costos debido a la inflación en el precio de los alimentos. Por el contrario, Florícola La Herradura FLOHERRA S.A (E10) indica niveles bajos en cuanto a su capital empleado mostrando una gestión ineficiente. La investigación indica que una gestión eficiente del capital empleado es esencial para maximizar la rentabilidad y las ganancias para los accionistas.

Figura 4

Coeficiente de eficiencia del capital empleado

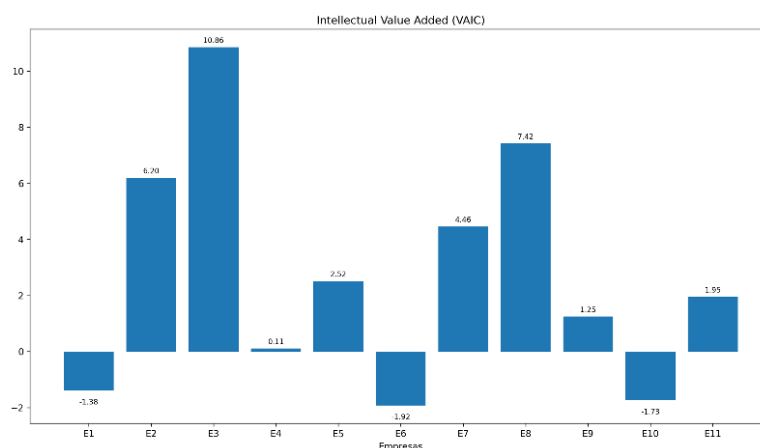


Fuente: a partir de la base de datos de la Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2023)

En relación con el valor añadido intelectual en la **Figura 5** se puede observar que la empresa Avícola Santa Elenita Santeel Cía. Ltda. y Granja Los Pinos GRANPIAVE Cía. Ltda. (E8) demuestran VAIC sumamente altos lo que da a notar que hay una combinación excelente de sus recursos intelectuales caso contrario en Florícola La Herradura FLOHERRA S.A. (E10) con un índice muy bajo en comparación con las demás empresas estudiadas. VAIC combina rentabilidad con capital intelectual. Énfasis en la capacidad de crear valor a través de una combinación efectiva de recursos humanos estructurales y recursos humanos relacionales. Un estudio de Galván (2022) sugiere que un alto VAIC se relaciona positivamente con el desempeño financiero y los intereses de los accionistas.

Figura 5

Valor añadido intelectual



Fuente: a partir de la base de datos de la Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (2023)

El análisis de las correlaciones de Spearman destaca las relaciones entre varias métricas financieras y componentes del Capital Intelectual (CI) en el estudio. Los resultados han permitido establecer una correlación muy fuerte y positiva entre ROE y ROA, es decir el Retorno sobre el Patrimonio (ROE) y el Retorno sobre Activos (ROA) mantienen una relación directa, lo cual es coherente dado que ambos indicadores reflejan la rentabilidad de la empresa. De igual manera entre el ROE, ROA muestra correlaciones significativas con los componentes del CI (HCE, SCE, ICE, CEE, VAIC), sugiriendo que estos elementos del CI influyen en la rentabilidad.

Los resultados también permitieron establecer relación entre los componentes del CI que también evidencian correlaciones significativas entre sí, lo que indica interdependencias y posibles interacciones entre estos factores.

Estos resultados sin lugar a duda tienen varias implicaciones para el sector empresarial: Así entonces, se evidencia eficiencia en la gestión del capital intelectual, pues se observa una correlación positiva entre CI y ROE/ROA sugiere que una gestión eficiente de estos activos intangibles está asociada con una mayor rentabilidad financiera. Empresas que optimizan su capital intelectual pueden lograr mejores rendimientos.

A su vez, se evidencia que las empresas del sector están considerando la importancia del Capital Estructural Eficaz (CEE), pues se observa una fuerte correlación entre CEE y ROE lo cual sin duda alguna resalta la importancia de la gestión del capital estructural en la rentabilidad, subrayando la necesidad de estructuras organizativas y procesos internos eficientes.

Además, la correlación positiva entre el Valor Agregado al Capital Intelectual (VAIC) y ROE sugiere que aumentar el valor del capital intelectual puede impulsar significativamente la rentabilidad financiera. Lo cual sin duda se complementa con la interrelación entre Componentes del Capital Intelectual, pues los resultados reflejan correlaciones significativas entre diferentes componentes del CI indican que estos elementos no funcionan de manera aislada, sino que hay una interdependencia que resalta la complejidad en la gestión del CI.

En cuanto a las Estrategias Empresariales las empresas pueden orientar sus estrategias hacia el desarrollo y gestión efectiva del capital humano, mejorar la eficiencia operativa (CEE) o invertir en innovación para maximizar el valor agregado. Será importante también dirigir los esfuerzos a la medición holística del desempeño empresarial y de este modo integrar medidas de capital intelectual junto con métricas financieras proporciona una visión más completa del desempeño empresarial, útil para la toma de decisiones y evaluación de la salud futura de la empresa.

En la actualidad en un mundo cada vez más globalizado es necesario tomar en cuenta factores de Sostenibilidad, por lo que una gestión adecuada del CI no solo optimiza la rentabilidad a corto plazo, sino que también puede contribuir a la sostenibilidad futura de la empresa, fortaleciendo sus activos intangibles. La relación positiva entre el capital intelectual y la rentabilidad sugiere que una gestión eficaz de estos activos es crucial para

el éxito empresarial. Las empresas deben centrarse en estrategias que promuevan y optimicen su capital intelectual.

5. Conclusiones

- En conclusión, la gestión eficiente del capital intelectual es crucial para el éxito financiero y la sostenibilidad de las empresas. Las empresas deben enfocarse en estrategias holísticas que integren el desarrollo del capital humano, estructural e intelectual para mejorar su rendimiento y competitividad en el mercado.
- En base a los resultados obtenidos se concluye que el modelo VAIC™ es útil para determinar el capital intelectual y sus componentes en empresas agrícolas. Las empresas con un buen manejo de recursos mostraron un mayor coeficiente intelectual de valor agregado, permitiendo medir la gestión de recursos tangibles e intangibles. Sin embargo, la mayoría de las empresas están por debajo del nivel medio en la gestión del capital intelectual, siendo el capital estructural el único componente con niveles superiores a la media. Esto sugiere que las decisiones empresariales se basan en sistemas de información y comunicación tecnológicos.
- En cuanto a la rentabilidad, muchas empresas agrícolas de Ambato se mantuvieron por debajo de la media durante 2021-2022, posiblemente debido a estrategias de inversión ineficaces y grandes gastos no deducibles. Las empresas con mayor rentabilidad sobre los activos demuestran la capacidad de generar beneficios, mientras que aquellas con bajos niveles no obtuvieron ganancias significativas. El ROE también se mantuvo bajo, indicando una gestión inadecuada del capital propio en muchas empresas.
- Siempre la falta de información completa de algunas empresas agrícolas en Ambato. Así como datos financieros incompletos en el portal de la SUPERCÍAS, dificultaron los cálculos y el desarrollo de la presente investigación. Por lo que siempre todo trabajo investigativo será perfectible y deja abierta la posibilidad de nuevas líneas de investigación, tales como: la Gestión del capital intelectual y su impacto en la rentabilidad, así como la Creación de valor, gestión del conocimiento, e innovación tecnológica en empresas afectadas por el capital intelectual.

6. Conflicto de intereses

Los autores declaran que no existe conflicto de intereses en relación con el artículo presentado.

7. Declaración de contribución de los autores

Todos autores contribuyeron significativamente en la elaboración del artículo.

8. Costos de financiamiento

La presente investigación fue financiada en su totalidad con fondos propios de los autores.

9. Referencias Bibliográficas

- Navarro Abarzúa, I. (2005). Capital humano: su definición y alcances en el desarrollo local y regional. *Education Policy Analysis Archives/Archivos Analíticos de Políticas Educativas*, 13(1), 1-36.
<https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=275020513035>
- Alcívar Izurieta, S. A. (2021). *Valoración de activos intangibles en una empresa del sector de la construcción* [Tesis de pregrado, Universidad Católica de Santiago de Guayaquil, Guayaquil, Ecuador].
<https://repositorio.ucsg.edu.ec/handle/3317/17497?mode=full>
- Ortiz Anaya, H. (2018). *Análisis Financiero Aplicado, Bajo NIIF 16 (16th ed.)*. Editorial Universidad del Externado. <https://doi.org/10.2307/j.ctv1dp0wtc>
- Arango Serna, M. D., Molina Parra, P. A., & Zapata Cortés, J. A. (2011). Revisión de metodologías para la valoración del capital intelectual organizacional. *Revista Virtual Universidad Católica del Norte*, 1(31), 105–130.
<https://revistavirtual.ucn.edu.co/index.php/RevistaUCN/article/view/39>
- Arias-Pérez, J., Lozada, N., & Henao-García, E. (2019). Gestión del capital intelectual y desempeño de grupos de investigación universitarios en un país emergente. El caso de Colombia. *Información Tecnológica*, 30(4), 181-188.
<https://dx.doi.org/10.4067/S0718-07642019000400181>
- Bermúdez-Rodríguez, S., & Hernández-Ibarra, A. (2019). Diagnóstico del capital intelectual en una empresa maquiladora textil mexicana. *Revista Escuela de Administración de Negocios*, 86, 57–76.
<https://doi.org/10.21158/01208160.n86.2019.2290>
- Boscán, M., & Sandrea, M. (2015). Gestión del capital intelectual en las empresas manufactureras del sector plástico Zuliano. *Revista de Formación Gerencial*, 14(1), 12–38. <https://share.google/UlkyBzVBQBgkxkGZ9W>
- Botero Quintero, S. M., Ojeda Pertuz, D. & Hernández palma, H. (2020). Capital intelectual en la creación del conocimiento: Hacia el mejoramiento de la calidad académica. *Revista de Ciencias Sociales - RCS*, 26(2), 301-313.
<https://doi.org/10.31876/rcs.v26i0.34129>
- Bula A. (2020). Importancia de la agricultura en el desarrollo socio económico. *Puente Académico*, 16, 1–29.
<https://rehip.unr.edu.ar/server/api/core/bitstreams/d9042436-7d26-4d43-a85f-c865302ad83c/content>
- Bustelo Ruesta, C., & Amarilla Iglesias, R. (2001). Gestión del conocimiento y gestión de la información. *Revista PH*, 34. <https://doi.org/10.33349/2001.34.1153>

- Ruiz-Acosta, L. E., Camargo-Mayorga, D. A., Muñoz-Murcia, N. Marcela. (2020). Relación entre responsabilidad social empresarial y rentabilidad: una revisión de literatura. *Encuentros*, 18(02), 128-141.
<https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7772902>
- Guadamillas Gómez, F. (2001). La gestión del conocimiento en la empresa desde una perspectiva basada en los recursos. Análisis de las implicaciones para la dirección de recursos humanos. *Revista de Trabajo y Seguridad Social. CEF*, (216), 115-54.
<https://doi.org/10.51302/rtss.2001.8415>
- Chuncho Juca, L., Uriguen Aguirre, P., & Apolo Vivanco, N. (2021). Ecuador: análisis económico del desarrollo del sector agropecuario e industrial en el periodo 2000-2018. *Revista Científica y Tecnológica UPSE*, 8(1), 08-17.
<https://doi.org/10.26423/rctu.v8i1.547>
- De Castro, G. M., Salazar, E. M. A., Sáez, P. L., & López, J. E. N. (2009). El capital relacional como fuente de innovación tecnológica. *Innovar*, 19(35), 119-132.
http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0121-50512009000300009
- De La Hoz Suárez, B., Ferrer, M. A., & de La Hoz Suárez, A. (2008). Profitability indicators: Tools for financial decision making in mid-category hotels in Maracaibo. *Revista de Ciencias Sociales*, 14(1), 88-109.
https://ve.scielo.org/scielo.php?pid=S1315-95182008000100008&script=sci_abstract&tlng=en
- Durán Salazar, G. M., & Alcívar Mayor, J. A. (2020). La cadena de valor en el proceso agrícola de maracuyá. *ECA Sinergia*, 11(2), 108-118.
https://doi.org/10.33936/eca_sinergia.v11i2.2415
- Erazo Álvarez, J. C. (2018). El capital intelectual en el clúster de cuero y calzado de la provincia de Tungurahua. *Killkana Social*, 2(3), 109-114.
https://doi.org/10.26871/killkana_social.v2i3.333
- Erazo-Álvarez, J. C., & Narváez-Zurita, C. I. (2020). Medición y gestión del capital intelectual en la industria del cuero - calzado en Ecuador. *Revista Arbitrada Interdisciplinaria Koinonía*, 5(9), 437-467. <https://doi.org/10.35381/r.k.v5i9.662>
- Escalante Pineda, M. E., Urbina Bustos, S. S., Banderas Benítez, V. E., Farinango Salazar, R. A., & Sotomayor Cabrera, K. K. (2021). Análisis de la estructura productiva de la economía ecuatoriana: exportaciones del sector agrícola. *Sociedad & Tecnología*, 4(3), 380-398. <https://doi.org/10.51247/st.v4i3.144>
- Farfán Buitriago, D. Y., & Garzón Castrillón, M. A. (2006). La gestión del conocimiento. *Documento de Investigación*. 29.
<https://repository.urosario.edu.co/server/api/core/bitstreams/4b06177a-8e80-4aed-99e3-17562925e668/content>
- Ficco, C. (2020). Relevancia valorativa de los activos intangibles y del capital intelectual: una revisión de la literatura empírica. *RAN - Revista Academia &*

- Negocios*, 6(1), 1-18. <https://ssrn.com/abstract=3663498>
- Flores-Quispe, L. R. (2019). Gestión del talento humano y rentabilidad del sector hotelero de la región de Puno. *Revista Escuela de Administración de Negocios*, 87, 59–77. <https://doi.org/10.21158/01208160.n87.2019.2410>
- García, J. B., & Rodríguez, M. I. (2019). Modelo de toma de decisiones y la gestión de rentabilidad en las empresas del sector rural en la ciudad de Panamá. *Revista Especializada de Ingeniería y Ciencias de La Tierra*, 1(1), 62–89. <https://revistas.up.ac.pa/index.php/REICIT/article/view/2445/2234>
- Geraldo Campos, L. A., Soria Quijaite, J. J., & Tito Huamaní, P. L. (2020). Modelo SEM basado en valores organizacionales y capital intelectual: un estudio realizado en entidades del sistema financiero peruano. *RETOS - Revista de Ciencias de la Administración y Economía*, 10(19), 5-28. http://scielo.senescyt.gob.ec/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S1390-86182020000100005&lng=es&nrm=i
- Gómez-Valenzuela, V. (2016). Evidences of the effect of intellectual capital on the performance of firms of the Dominican Republic. *Ciencia y Sociedad*, 41(4), 823–868. <https://revistas.intec.edu.do/index.php/ciso/article/view/1056/pdf-G%C3%B3mezValenzuela>
- Hazan, E., Smit, S., Woetzel, J., Cvetanovski, B., Krishnan, M., Gregg, B., Perrey, J., & Hjartar, K. (2021). Getting tangible about intangibles: the future of growth and productivity? *McKinsey Global Institute*. <https://www.mckinsey.com/capabilities/growth-marketing-and-sales/our-insights/getting-tangible-about-intangibles-the-future-of-growth-and-productivity>
- Hernández Lalinde, J. D., Espinosa Castro, J. F., Peñaloza Tarazona, M. E., Rodríguez, J. E., Chacón Rangel, J. G., Toloza Sierra, C. A., ... Bermúdez Pirela, V. J. (2019). Sobre el uso adecuado del coeficiente de correlación de Pearson: definición, propiedades y suposiciones. *AVFT – Archivos Venezolanos de Farmacología y Terapéutica*, 37(5), 586–601. http://saber.ucv.ve/ojs/index.php/rev_aavft/article/view/16165
- Villegas González, E., Salazar Hernández, B. C., & Hernández Calzada, M. A. (2015). Modelos de medición y métodos de evaluación del capital intelectual. *Staobil lekilalta lekil abtel*, 8, 137–151. <https://biblat.unam.mx/hevila/Staobillekilaltalekilabtel/2015/no8/6.pdf>
- Jacobo-Hernández, C. A., Leyva-Osuna, B. A., Daniel Ochoa, Y. J., & Mendoza Apodaca, M. del R. (2019). La influencia del capital intelectual en el desempeño organizacional en empresas turísticas de México. *Revista Interamericana de Ambiente y Turismo*, 15(1), 72–81. <https://doi.org/10.4067/s0718-235x2019000100072>
- Jami Quindigalle, N. P. (2022). Valoración del capital intelectual y el desempeño financiero del sector manufacturero del cantón Latacunga [Tesis de pregrado,

- Universidad Técnica de Ambato, Ambato, Ecuador].
<https://repositorio.uta.edu.ec/items/969c2a45-27b8-4480-b634-2de500dbc31a>
- Jiménez-Rodríguez, L. (2018). El capital humano e intelectual como catalizador de la gestión organizacional. *Mundo Fesc*, 15(1), 83–89.
<https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/6638704.pdf>
- Cheng, M. M., & Hackett, R. D. (2019). A critical review of algorithms in HRM: Definition, theory, and practice. *Human Resource Management Review*, 31(1), 100698. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2019.100698>
- López G., J. (2014). *Apalancamiento financiero y su impacto sobre la rentabilidad de las pymes de la ciudad de Ambato durante el año 2013* [Tesis de pregrado, Universidad Técnica de Ambato, Ambato, Ecuador].
<https://repositorio.uta.edu.ec/server/api/core/bitstreams/69933654-b973-44e5-8e33-654eeb25fbd5/content>
- Murillo Vilela, C. H., Erazo Álvarez, J. C., Quevedo Vázquez, J. O., & Narváez Zurita, C. I. (2019). Plan de inversión como herramienta de la gestión del capital intelectual. *Revista Arbitrada Interdisciplinaria Koinonía*, 4(1), 245-273.
<https://doi.org/10.35381/r.k.v4i1.458>
- Ordoñez-Ordoñez, J., Noles-Aguilar, D., & Soto-González, C. (2021). La planificación financiera como herramienta sustancial para medir la rentabilidad empresarial. Caso Dekautopartes S.A ciudad de Machala. *593 Digital Publisher CEIT*, 6(6), 169–180. <https://doi.org/10.33386/593dp.2021.6.754>
- Paredes Cabezas, M. del R., & Lema Toscano, H. B. (2025). Valoración del capital intelectual en las empresas fabricantes de alimentos y suplementos para animales de granja y mascotas en la provincia de Tungurahua. *Alfa Publicaciones*, 7(1.1), 130–147. <https://doi.org/10.33262/ap.v7i1.1.595>
- Pardo-Cueva, M., Armas-Herrera, R., & Higuerey Gómez, Á. (2018). La influencia del capital intelectual sobre la rentabilidad de las empresas manufactureras ecuatorianas. *Revista Espacios*, 39(51), 14.
<https://www.revistaespacios.com/a18v39n51/18395114.html>
- Pérez Esparza, A., & Pelayo Maciel, J. (2016). El capital intelectual en la agroempresa familiar cooperativa. *Investigación Administrativa*, 46(118).
<https://doi.org/10.35426/iav45n118.01>
- Ponvert-Delisle Batista, D. R., Lau Quan, A., & Balamaseda Espinosa, C. (2007). La vulnerabilidad del sector agrícola frente a los desastres. Reflexiones generales. *Zonas Áridas*, 11(1), 174–194.
https://www.researchgate.net/publication/323999997_La_vulnerabilidad_del_sector_agricola_frente_a_los_desastres_Reflexiones_generales
- Quirama Estrada, U., & Sepúlveda-Aguirre, J. (2018). Un acercamiento a las metodologías de valoración de activos intangibles para la búsqueda del valor razonable. *Revista Espacios*, 39(41), 7.

- <http://www.revistaespacios.com/a18v39n41/a18v39n41p07.pdf>
- Ramón Ochoa, M. del R., Erazo Álvarez, J. C., Narváez Zurita, C. I., & Matovelle Romo, M. M. (2019). Gestión del capital intelectual en las cooperativas de ahorro y crédito de la ciudad de Loja aplicando el modelo Servqual. *Visionario Digital*, 3(2.2), 284-308. <https://doi.org/10.33262/visionariodigital.v3i2.2.644>
- Rappaport, A. (1999). *Creating shareholder value: a guide for managers and investors*. Free Press.
- https://books.google.com.ec/books/about/Creating_Shareholder_Value.html?hl=uk&id=bc0PjplGR5gC&redir_esc=y
- Reyes Ponte, M. (2011). *La valoración del capital intelectual y su recuperación en el patrimonio de las empresas en el país* [Tesis de doctorado, Universidad Nacional de Trujillo, Trujillo, Perú].
- <https://repositorio.unitru.edu.pe/entities/publication/767f1969-cbe9-4d90-8206-00411c351dde>
- Roitbarg, H. A. (2021). Factors behind the price increase in the agricultural sector at the beginning of the twenty-first century: rent, wages, oil and productivity. *Desarrollo y Sociedad*, 1(88), 169–199. <https://doi.org/10.13043/dys.88.5>
- Rojas, J. C. (2019). El capital intelectual y el conocimiento: generando ventajas competitivas en las empresas. *Revista Sinergia*, 5, 160–168.
- <http://sinergia.colmayor.edu.co/ojs/index.php/Revistasinergia/article/view/80/54>
- Santos-Rodrigues, H., Figueroa Dorrego, P., & Fernández Jardón, C. (2011). The structural capital and the innovativeness of the firm. *Investigaciones Europeas de Dirección y Economía de la Empresa*, 17(3), 69–89.
- [https://doi.org/10.1016/S1135-2523\(12\)60121-X](https://doi.org/10.1016/S1135-2523(12)60121-X)
- Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros (SUPERCÍAS, 2023). *Información sobre estados financieros por ramo*.
- <https://appscvsgen.supercias.gob.ec/consultaCompanias/societario/estadosFinancierosPorRamo.jsf>
- Sarur Zanatta, M. S. (2013). La importancia del capital intelectual en las Organizaciones. *Ciencia Administrativa*, 1, 39–45.
- https://www.academia.edu/31477205/La_importancia_del_capital_intelectual_en_las_Organizaciones
- Titman, S., Keown, A. J., & Martin, J. D. (2017). *Financial management: principles and applications*. Pearson.
- https://books.google.com.ec/books/about/Financial_Management.html?id=FrYdvgAACAAJ&redir_esc=y
- Torres, K., & Lamenta, P. (2015). La gestión del conocimiento y los sistemas de información en las organizaciones. *Negotium*, 11(32), 3–20.
- <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7205378>
- Valencia Núñez, E. R., Caiza Pastuña, E. C., & Bedoya Jara, M. P. (2020). Decisiones

de inversión y rentabilidad bajo la valoración financiera en las empresas industriales grandes. *Revista Universidad & Empresa*, 22(39), 1–29.

<https://doi.org/10.12804/revistas.urosario.edu.co/empresa/a.8099>

Galván Vera, A. (2022). Productividad agrícola en México y sus determinantes: perspectivas del gasto público. *Revista Iberoamericana de Viticultura Agroindustria y Ruralidad*, 9(27), 233–249.

<https://doi.org/10.35588/rivar.v9i27.5675>

Yangali Vicente, J. S., & Quiroz Juarez, V. S. (2018). Valuación del capital intelectual, su contabilización y presentación como activo intangible en los estados financieros. *INNOVA Research Journal*, 3(11), 35–61.

<https://doi.org/10.33890/innova.v3.n11.2018.889>

Youndt, M. A., Subramaniam, M., & Snell, S. (2024). Intellectual capital profiles: An examination of investments and returns. *Journal of Management Studies*, 41(2), 335–361.

<https://www.researchgate.net/publication/227737566> Intellectual Capital Profiles
An Examination of Investments and Returns

El artículo que se publica es de exclusiva responsabilidad de los autores y no necesariamente reflejan el pensamiento de la **Revista Conciencia Digital**.



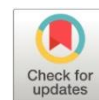
El artículo queda en propiedad de la revista y, por tanto, su publicación parcial y/o total en otro medio tiene que ser autorizado por el director de la **Revista Conciencia Digital**.



Bayesian nonparametric models in market segmentation: a systematic review and research agenda

Modelos bayesianos no paramétricos en la segmentación de mercados: una revisión sistemática y agenda de investigación

- ¹ Tannia Carolina Calle Monroy  <https://orcid.org/0009-0009-1180-4825>
Universidad de Cuenca (UCUENCA), Cuenca, Ecuador.
tannia.monroy@ucuenca.edu.ec
- ² Saúl Fernando Pesántez Vicuña  <https://orcid.org/0000-0001-6861-3151>
Universidad de Cuenca (UCUENCA), Cuenca, Ecuador.
fpesantez@gmail.com
- ³ César Mesías Izquierdo Galarza  <https://orcid.org/0009-0005-6744-0339>
Universidad de Cuenca (UCUENCA), Cuenca, Ecuador.
cesarizquierdog@gmail.com
- ⁴ Denise Liliana Pazmiño Garzón  <https://orcid.org/0000-0002-9733-7114>
Universidad de Cuenca (UCUENCA), Cuenca, Ecuador.
denise.pazminog@ucuenca.edu.ec



Artículo de Investigación Científica y Tecnológica

Enviado: 15/04/2026

Revisado: 10/05/2026

Aceptado: 26/06/2026

Publicado: 17/07/2026

DOI: <https://doi.org/10.33262/concienciadigital.v9i3.3704>

Cítese:

Calle Monroy, T. C., Pesántez Vicuña, S. F., Izquierdo Galarza, C. M., & Pazmiño Garzón, D. L. (2026). Modelos bayesianos no paramétricos en la segmentación de mercados: una revisión sistemática y agenda de investigación. *ConcienciaDigital*, 9(3), 28-59. <https://doi.org/10.33262/concienciadigital.v9i3.3704>



CONCIENCIA DIGITAL, es una revista multidisciplinar, **trimestral**, que se publicará en soporte electrónico tiene como **misión** contribuir a la formación de profesionales competentes con visión humanística y crítica que sean capaces de exponer sus resultados investigativos y científicos en la misma medida que se promueva mediante su intervención cambios positivos en la sociedad. <https://concienciadigital.org>
La revista es editada por la Editorial Ciencia Digital (Editorial de prestigio registrada en la Cámara Ecuatoriana de Libro con No de Afiliación 663) www.celibro.org.ec

Esta revista está protegida bajo una licencia Creative Commons en la 4.0 International. Copia de la licencia: <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>

Palabras claves:

Bayesian
nonparametrics,
market
segmentation,
clustering,
Dirichlet process,
systematic review.

Resumen

Introduction: Bayesian nonparametric (BNP) models have emerged as flexible approaches for clustering and segmentation by allowing data-driven identification of latent structures. Despite their methodological advances, their application in marketing remains limited. **Objective:** To systematically examine the literature on Bayesian nonparametric (BNP) models for clustering and segmentation, with a focus on their applicability in marketing contexts. **Methodology:** A PRISMA-based protocol was employed to identify and analyze 43 Scopus-indexed peer-reviewed articles. Bibliometric and thematic analyses were conducted to characterize research trends and methodological developments. **Results:** The results indicate a marked growth in scientific output, concentrated in statistical and methodological journals, with a strong emphasis on Dirichlet processes, mixture models, and clustering techniques. A taxonomy is proposed that structures the literature into six categories, ranging from foundational BNP models to advanced hierarchical and data-adaptive extensions. **Conclusions:** The findings reveal a persistent gap between methodological advances and their application in marketing, where traditional clustering approaches prevail. BNP models remain underutilized despite their capacity to capture latent heterogeneity and emergent segmentation structures. **General study area:** Marketing. **Specific study area:** Market segmentation, Bayesian nonparametric models, clustering. **Article type:** Systematic literature review.

Keywords:

Bayesiano no
paramétrico,
segmentación de
mercados,
clustering,
proceso de
Dirichlet, revisión
sistemática.

Abstract

Introducción: Los modelos bayesianos no paramétricos (BNP) han emergido como enfoques flexibles para el clustering y la segmentación al permitir la identificación de estructuras latentes guiadas por los datos. A pesar de sus avances metodológicos, su aplicación en contextos de marketing sigue siendo limitada. **Objetivo:** Examinar sistemáticamente la literatura sobre modelos bayesianos no paramétricos (BNP) aplicados al clustering y la segmentación, con énfasis en su aplicabilidad en contextos de marketing. **Metodología:** Se empleó un protocolo PRISMA para identificar y analizar 43 artículos revisados por pares indexados en Scopus. Se realizaron análisis bibliométricos y temáticos para caracterizar las tendencias de investigación y los desarrollos metodológicos. **Resultados:** Los resultados evidencian un

crecimiento sostenido de la producción científica, concentrada principalmente en revistas estadísticas y metodológicas, con énfasis en procesos de Dirichlet, modelos de mezcla y técnicas de clustering. Se propone una taxonomía que estructura la literatura en seis categorías, desde modelos fundamentales hasta extensiones jerárquicas y adaptativas. **Conclusiones:** Los hallazgos muestran una brecha persistente entre los avances metodológicos y su aplicación en marketing, donde predominan enfoques tradicionales, pese a la capacidad de los modelos BNP para capturar heterogeneidad latente. **Área de estudio general:** Marketing. **Área de estudio específica:** Segmentación de mercados, modelos bayesianos no paramétricos, clustering. **Tipo de artículo:** Revisión sistemática de la literatura.

1. Introduction

Bayesian nonparametric (BNP) models have become a robust framework for clustering and modeling latent heterogeneity, primarily due to their ability to infer the number of clusters from the data and to accommodate complex, high-dimensional structures. Approaches such as Dirichlet Process mixtures and their extensions have been extensively developed in fields including biostatistics, network analysis, and machine learning.

However, the development of BNP models has been concentrated on statistical and computational domains. Evidence from a systematic review of 43 Scopus-indexed peer-reviewed articles indicates a strong methodological orientation, reflected in the concentration of publications in statistical journals and the predominance of technical concepts related to mixture models, clustering, and Bayesian inference.

In contrast, their application in marketing, particularly in market segmentation and consumer behavior, remains limited. Most segmentation studies rely on traditional clustering or parametric approaches, which require a priori specification of the number of segments and may fail to capture emergent and dynamic consumer heterogeneity. This reveals a gap between methodological advances and their adoption in applied marketing contexts.

This gap is increasingly relevant given the complexity of consumer behavior and the availability of high-dimensional and survey-based data, which require flexible, data-driven approaches capable of identifying latent structures without restrictive assumptions. This study aims to systematically review the literature on BNP models for clustering, with a focus on their applicability in market segmentation. Using a PRISMA-based approach,

the study integrates bibliometric and thematic analyses to examine research trends and methodological developments. Additionally, taxonomy is proposed to structure the literature into six categories, ranging from foundational mixture models to advanced hierarchical and data-adaptive extensions.

The study is guided by the following research questions:

RQ1. What evidence exists in Scopus-indexed, peer-reviewed literature regarding the use of Bayesian nonparametric models for clustering and segmentation, and what are their predominant methodological characteristics?

RQ2. What methodological approaches have been proposed using dynamic Bayesian nonparametric models for market segmentation, and how do they capture the emergence and temporal evolution of consumer segments?

RQ3. What studies have applied Bayesian nonparametric models to youth or student market segmentation, and what are their methodological approaches and application contexts?

RQ4. What studies have employed Bayesian nonparametric models for segmentation based on survey data with ordinal or attitudinal variables?

The remainder of this paper is organized as follows. Section two describes the PRISMA-based methodology. Section three presents bibliometric analysis. Section four develops the proposed taxonomy and discusses the findings and research implications. Section five concludes the study and outlines directions for future research.

2. Methodology

This study adopts a systematic literature review approach based on the PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) framework to ensure transparency, reproducibility, and methodological rigor in the selection and analysis of the literature.

The literature search was conducted in the Scopus database on February 22, 2026. Four structured search queries were designed in alignment with the research questions, combining terms related to Bayesian nonparametric models (e.g., “Dirichlet process mixture,” “hierarchical Dirichlet process,” “Bayesian nonparametric”) with keywords associated with clustering, segmentation, and consumer behavior.

The results from the four search strategies were combined into a unified dataset prior to screening. The initial search yielded 1,121 records. Subsequently, inclusion criteria were applied, including publication year, subject areas (social sciences, business, decision sciences, and psychology), document type (peer-reviewed articles), publication stage (final), language (English), and accessibility. This filtering process reduced the sample to 64 articles.

Duplicate records were then removed, resulting in 54 articles. A final screening phase was conducted based on relevance to the research objectives, leading to a final sample of

48 articles. Studies that did not explicitly address clustering, latent heterogeneity, or Bayesian nonparametric modeling were excluded.

The selection process ensured that only peer-reviewed studies with explicit methodological contributions to Bayesian nonparametric clustering or segmentation were retained. The final dataset constitutes the basis for subsequent bibliometric and thematic analyses.

This study does not involve human participants, personal data, or experimental interventions. Therefore, it is not subject to ethical approval under the principles of the Declaration of Helsinki. Nevertheless, the research was conducted following the ethical standards for scientific publication, ensuring transparency, accuracy, and integrity in accordance with the guidelines of the Committee on Publication Ethics (COPE).

3. Results

This section presents the empirical findings derived from the systematic review. The results include a bibliometric analysis of the selected studies and a thematic classification based on their methodological characteristics. Together, these analyses provide a structured overview of the evolution and organization of the field.

Table 1
Selected scientific articles

No.	Reference	Study objective	Methodological contribution (RQ1)	Methodological extension (RQ2)	Marketing application (RQ3)	Data type (RQ4)
1	Gwee et al. (2025) Model-based clustering for network data via a latent shrinkage position cluster model. Network Science, 13, e19, 1–33. https://doi.org/10.1017/nws.2025.10014	Propose a Bayesian nonparametric latent shrinkage position cluster model (LSPCM) for model-based clustering of network data, enabling automatic inference of the number of clusters and latent dimensions.	Introduces a Bayesian nonparametric clustering model that combines overfitted finite mixtures with shrinkage priors, allowing automatic determination of the number of clusters and uncertainty quantification.	No.	No.	Network data.

Table 1
Selected scientific articles (continuation)

No.	Reference	Study objective	Methodological contribution (RQ1)	Methodological extension (RQ2)	Marketing application (RQ3)	Data type (RQ4)
2	Giampino et al. (2025) A Bayesian model for co-clustering ordinal data with informative missing entries. <i>Statistics and Computing</i> , 35, 164. https://doi.org/10.1007/s11222-025-10703-w	Develop a Bayesian nonparametric co-clustering model for ordinal data with informative missing values, allowing simultaneous inference of row and column clusters without pre-specifying their number.	Proposes a Bayesian co-clustering framework based on independent Dirichlet processes, latent continuous variables, Bayesian matrix factorization and Gibbs sampling for flexible clustering of ordinal data.	No	No	Ordinal data with informative missing values
3	Battiston & Rlmella (2025) Disclosure risk assessment with Bayesian non-parametric hierarchical modelling. <i>Statistics and Computing</i> , 35, 158. https://doi.org/10.1007/s11222-025-10693-9	Develop a Bayesian nonparametric hierarchical mixed-membership model based on the Hierarchical Dirichlet Process for modeling latent profiles and assessing disclosure risk.	Extends Bayesian mixed-membership models through a Hierarchical Dirichlet Process, enabling an unbounded number of latent components, hierarchical probabilistic modeling, and MCMC inference for heterogeneous data.	Yes (HDP)	No	Categorical profile data

Table 1
Selected scientific articles (continuation)

No.	Reference	Study objective	Methodological contribution (RQ1)	Methodological extension (RQ2)	Marketing application (RQ3)	Data type (RQ4)
4	Park et al. (2025) Nonparametric Bayesian Poisson hurdle random effects model: An application to temperature–suicide association study. <i>Environmental and Ecological Statistics</i> , 32, 579–601. https://doi.org/10.1007/s10651-025-00655-9	Develop a Bayesian nonparametric Poisson hurdle random-effects model based on Dirichlet Process mixtures to analyze zero-inflated count data with structural heterogeneity.	Introduces a Bayesian nonparametric hierarchical model that combines Poisson hurdle regression, Dirichlet Process mixtures, random effects, and MCMC inference to identify latent subgroups in heterogeneous count data.	Yes (Hierarchical DP mixture model)	No	Zero-inflated count data
5	Verde & Rosner (2025) A bias-corrected Bayesian nonparametric model for combining studies with varying quality in meta-analysis. <i>Biometrical Journal</i> , 67, e70034. https://doi.org/10.1002/bimj.70034	Develop a bias-corrected Bayesian nonparametric model based on Dirichlet Process mixtures to combine studies with varying methodological quality in meta-analysis.	Introduces a Bayesian hierarchical framework that integrates Dirichlet Process mixtures with bias correction, allowing flexible modeling of between-study heterogeneity through MCMC inference.	Yes (Hierarchical DP mixture model)	No	Meta-analysis data (study-level effect sizes)

Table 1
Selected scientific articles (continuation)

No.	Reference	Study objective	Methodological contribution (RQ1)	Methodological extension (RQ2)	Marketing application (RQ3)	Data type (RQ4)
6	Chen et al. (2025) Bayesian subtyping for multi-state brain functional connectome with application on preadolescent brain cognition. <i>Biostatistics</i> , 26(1), kxae045. https://doi.org/10.1093/biostatistics/kxae045	Develop a Bayesian nonparametric clustering model for multi-state brain functional connectivity to identify latent subtypes without pre-specifying the number of clusters.	Integrates Dirichlet Process Mixtures, stochastic block models, feature selection, and variational inference within a hierarchical Bayesian framework for clustering network data.	Yes (Hierarchical DP mixture model)	No	Multi-state brain network data
7	Selva et al. (2025) Pyrichlet: a Python package for density estimation and clustering using Gaussian mixture models. <i>Journal of Statistical Software</i> , 112(8). https://doi.org/10.18637/jss.v112.i08	Develop an open-source Python package for Bayesian nonparametric density estimation and clustering based on infinite mixture models.	Provides computational implementations of Dirichlet Process, Pitman–Yor and Geometric Process mixture models, together with Bayesian inference algorithms for clustering and density estimation.	No	No	General continuous data (Gaussian mixture models)

Table 1
Selected scientific articles (continuation)

No.	Reference	Study objective	Methodological contribution (RQ1)	Methodological extension (RQ2)	Marketing application (RQ3)	Data type (RQ4)
8	Benlakhdar et al. (2025) Density-adaptive clustering of multivariate angular data using Dirichlet process mixture models with circular normal distribution for artificial intelligence applications. Statistics, Optimization and Information Computing, 13, 1404–1412. https://doi.org/10.19139/soic-2310-5070-2146	Develop a Bayesian nonparametric clustering model for multivariate angular data using Dirichlet Process Mixtures with von Mises distributions.	Introduces a density-adaptive clustering framework based on Dirichlet Process Mixtures and variational inference for automatically estimating the number of clusters.	No	No	Multivariate angular data
9	Arima et al. (2024) A Bayesian nonparametric approach to correct for underreporting in count data. Biostatistics, 25(3), 904–918. https://doi.org/10.1093/biostatistics/kxad027	Develop a Bayesian nonparametric framework to correct for underreporting in count data through latent clustering of reporting probabilities.	Introduces a Dependent Dirichlet Process implemented through a Probit Stick-Breaking Process, integrating hierarchical Bayesian modeling, spatial effects, and MCMC inference.	Yes (Dependent Dirichlet Process)	No	Underreported count data
10	Niu et al. (2024) Enhancing healthcare decision support through explainable AI models for risk prediction. Decision Support Systems. https://doi.org/10.1016/j.dss.2024.114061	Develop an explainable artificial intelligence model integrating Bayesian nonparametric clustering for disease risk prediction from longitudinal electronic health records.	Combines Dirichlet Process Mixture Models with deep learning, attention mechanisms, and variational Bayesian inference to infer latent clusters automatically.	No	No	Longitudinal electronic health records

Table 1
Selected scientific articles (continuation)

No.	Reference	Study objective	Methodological contribution (RQ1)	Methodological extension (RQ2)	Marketing application (RQ3)	Data type (RQ4)
11	Stephenson et al. (2024) Identifying dietary consumption patterns from survey data: A Bayesian nonparametric latent class model. Journal of the Royal Statistical Society: Series B. https://doi.org/10.1093/jrsssb/qnad135	Develop a Bayesian nonparametric latent class model that incorporates survey weights to identify dietary consumption patterns from complex survey data.	Introduces a weighted overfitted latent class model with Dirichlet priors and MCMC inference, allowing the number of latent classes to emerge from the data while accounting for complex survey designs.	Overfitted latent class model (DP-equivalent)	No	Categorical survey data
12	Dew et al. (2024) Detecting routines: Applications to ridesharing customer relationship management. Journal of Marketing Research, 61(2), 368–392. https://doi.org/10.1177/00222437231189185	Develop a Bayesian nonparametric framework to identify temporal behavioral routines from ridesharing usage data for customer relationship management.	Combines inhomogeneous Poisson processes with Bayesian Gaussian Processes to model latent routine and non-routine behaviors using fully Bayesian inference (NUTS).	Gaussian Process temporal model	Customer relationship management	Longitudinal temporal event data
13	Franzolini & Rebaudo (2024) Entropy regularization in probabilistic clustering. Statistical Methods & Applications, 33, 37–60. https://doi.org/10.1007/s10260-023-00716-y	Develop an entropy-regularized procedure to improve partition estimation in probabilistic clustering models.	Introduces entropy regularization as a post-processing strategy for Bayesian clustering, improving partition stability without modifying the underlying probabilistic model.	No	No	General clustering data

Table 1
Selected scientific articles (continuation)

No.	Reference	Study objective	Methodological contribution (RQ1)	Methodological extension (RQ2)	Marketing application (RQ3)	Data type (RQ4)
14	Wang et al. (2024) Spatiotemporal clustering with Neyman–Scott processes via connections to Bayesian nonparametric mixture models. Journal of the American Statistical Association, 119(547), 2382–2395. https://doi.org/10.1080/01621459.2023.2257896	Develop a Bayesian framework for spatiotemporal clustering by linking Neyman–Scott processes with Bayesian nonparametric mixture models.	Establishes the theoretical connection between Neyman–Scott processes, mixture of finite mixtures and Dirichlet Process Mixture Models, together with a collapsed Gibbs sampling algorithm for inference.	Spatiotemporal Bayesian mixture model	No	Spatiotemporal point-process data
15	Lavigne & Liverani (2024) Quantifying the uncertainty of partitions for infinite mixture models. Statistics and Probability Letters, 204, 109930. https://doi.org/10.1016/j.spl.2023.109930	Develop a Bayesian framework to quantify partition uncertainty in Dirichlet Process Mixture Models.	Introduces a methodology to quantify posterior uncertainty of cluster assignments by estimating posterior membership probabilities from MCMC samples.	Dirichlet Process Mixture Model (posterior uncertainty quantification)	Not addressed	General clustering data
16	Goeken et al. (2024) Multimodal preference heterogeneity in choice-based conjoint analysis: A simulation study. Journal of Business Economics, 94, 137–185. https://doi.org/10.1007/s11573-023-01156-6	Evaluate Bayesian models for capturing multimodal preference heterogeneity in choice-based conjoint analysis.	Introduces a Dirichlet Process Mixture Multinomial Logit model to infer latent preference segments without pre-specifying the number of clusters.	Dirichlet Process Mixture Multinomial Logit (DPM-MNL)	Choice-based conjoint analysis / Consumer preference	Choice experiment (CBC) data

Table 1
Selected scientific articles (continuation)

No.	Reference	Study objective	Methodological contribution (RQ1)	Methodological extension (RQ2)	Marketing application (RQ3)	Data type (RQ4)
17	Kim et al. (2023) Dirichlet Process Log Skew-Normal Mixture with a Missing-at-Random-Covariate in Insurance Claim Analysis. <i>Econometrics</i> , 11, 24. https://doi.org/10.3390/econometrics11040024	Develop a Bayesian nonparametric model for insurance claim analysis using Dirichlet Process mixtures with missing covariates.	Introduces an infinite mixture of log skew-normal distributions with Bayesian hierarchical inference for modeling heterogeneous insurance losses.	Dirichlet Process Log Skew-Normal Mixture	Not addressed	Insurance claim data
18	Dijkstra et al. (2023) Identifying temporal trajectories in children's learning data using a Dirichlet process Gaussian process mixture model. <i>Computers in Human Behavior</i> , 145, 107754. https://doi.org/10.1016/j.chb.2023.107754	Identify latent temporal learning trajectories using a Dirichlet Process Gaussian Process mixture model.	Combines Dirichlet Process priors with Gaussian Processes to infer latent trajectory clusters from longitudinal learning data.	Dirichlet Process Gaussian Process Mixture Model (DPGP)	Not addressed	Longitudinal learning trajectories
19	Ren et al. (2023) Bayesian nonparametric mixtures of Exponential Random Graph Models for ensembles of networks. <i>Social Networks</i> , 74, 156–165. https://doi.org/10.1016/j.socnet.2023.03.005	Develop a Bayesian nonparametric clustering framework for ensembles of networks using mixtures of Exponential Random Graph Models.	Introduces a Dirichlet Process Mixture of ERGM models with hierarchical Bayesian inference to identify latent network clusters.	Dirichlet Process Mixture of Exponential Random Graph Models (DP-ERGM)	Not addressed	Network ensemble data

Table 1
Selected scientific articles (continuation)

No.	Reference	Study objective	Methodological contribution (RQ1)	Methodological extension (RQ2)	Marketing application (RQ3)	Data type (RQ4)
20	Ferrari (2023) hdpGLM: An R package to estimate heterogeneous effects in generalized linear models using hierarchical Dirichlet process. Journal of Statistical Software, 107(10). https://doi.org/10.18637/jss.v107.i10	Develop an R package for estimating heterogeneous effects in generalized linear models using Bayesian nonparametric clustering.	Introduces a Bayesian regression framework that jointly models latent heterogeneity and regression effects through Dirichlet Process priors, integrating clustering and regression within a unified model.	Hierarchical Dirichlet Process Generalized Linear Model (HDP-GLM)	Not addressed	Generalized linear model data
21	Canale et al. (2022) Importance conditional sampling for Pitman–Yor mixtures. Statistics and Computing, 32, 40. https://doi.org/10.1007/s11222-022-10096-0	Develop an efficient Bayesian inference algorithm for Pitman–Yor mixture models used in density estimation and clustering.	Introduces the Importance Conditional Sampling (ICS) algorithm, improving posterior inference for Bayesian nonparametric mixture models.	Pitman–Yor Process Mixture Model (ICS algorithm)	Not addressed	General mixture model data
22	Sadaghiani & Nunez-Yanez (2025) n-HDP-GNN: Community-aware Bayesian clustering for over-smoothing-resilient, communication-efficient distributed graph neural networks. The Journal of Supercomputing, 81, 1560. https://doi.org/10.1007/s11227-025-08017-9	Develop a Bayesian graph neural network that integrates hierarchical Bayesian clustering to identify latent community structures.	Integrates nested Hierarchical Dirichlet Processes with Graph Neural Networks to learn hierarchical latent communities while improving graph representation learning.	Nested Hierarchical Dirichlet Process (n-HDP)	Not addressed	Graph network data

Table 1
Selected scientific articles (continuation)

No.	Reference	Study objective	Methodological contribution (RQ1)	Methodological extension (RQ2)	Marketing application (RQ3)	Data type (RQ4)
23	Khoi et al. (2025) Dirichlet mixed process integrated Bayesian estimation for individual securities. Journal of Risk and Financial Management, 18(6), 304. https://doi.org/10.3390/jrfm18060304	Develop a Bayesian nonparametric framework for estimating the distribution of individual stock returns using Dirichlet Process Mixtures.	Applies Dirichlet Process Mixture models to flexibly estimate complex financial return distributions through Bayesian MCMC inference.	Dirichlet Process Mixture Model (DPM)	Not addressed	Financial return data
24	Rodríguez-Álvarez et al. (2025) Density regression via Dirichlet process mixtures of normal structured additive regression models. Statistics and Computing, 35, 67. https://doi.org/10.1007/s11222-025-10567-0	Develop a Bayesian nonparametric density regression model based on dependent Dirichlet Process Mixtures for conditional density estimation.	Introduces a flexible density regression framework combining structured additive regression with Dependent Dirichlet Process mixtures.	Dependent Dirichlet Process Mixture (DDP)	Not addressed	Continuous response data with covariates
25	Schiavon (2025) Addressing topic modelling via reduced latent space clustering. Statistical Methods & Applications. https://doi.org/10.1007/s10260-025-00779-z	Develop a Bayesian latent space clustering approach for topic modeling in document collections.	Combines Bayesian latent factor models with clustering in a reduced latent space to identify thematic structures in textual data.	Reduced Latent Space Clustering (RLSC)	Not addressed	Text document data

Table 1
Selected scientific articles (continuation)

No.	Reference	Study objective	Methodological contribution (RQ1)	Methodological extension (RQ2)	Marketing application (RQ3)	Data type (RQ4)
26	Ren et al. (2023) Bayesian nonparametric mixtures of exponential random graph models for ensembles of networks. Social Networks, 60, 126–138. https://doi.org/10.1016/j.socnet.2019.05.003	Develop a Bayesian nonparametric clustering framework for ensembles of networks using mixtures of exponential random graph models.	Introduces a Bayesian nonparametric mixture model that combines ERGM with Dirichlet Process priors to infer latent network clusters without predefining their number.	Dirichlet Process Mixture of Exponential Random Graph Models (DPM-ERGM)	Not addressed	Network ensemble data
27	Waters et al. (2015) A Bayesian nonparametric factor model for clustering of multivariate categorical data. Journal of Statistical Planning and Inference, 149, 47–63. https://doi.org/10.1016/j.jspi.2014.07.004	Develop a Bayesian nonparametric latent factor model for clustering multivariate categorical data.	Combines latent factor analysis with Dirichlet Process Mixtures to identify latent clusters and model heterogeneity in categorical data.	Dirichlet Process Latent Factor Model	Not addressed	Multivariate categorical data
28	Sukthong & Charuengramporn (2026) Performance evaluation of imputation techniques for telecommunications customer clustering. ECTI Transactions on Computer and Information Technology, 19(1), 174–192. https://doi.org/10.37936/ecti-cit.2026191.2467	Evaluate the impact of missing data imputation techniques on customer clustering performance in telecommunications.	Compares data imputation strategies and their influence on clustering quality for customer segmentation.	K-means, Hierarchical Clustering and DBSCAN	Customer segmentation (telecommunications)	Telecommunications customer data

Table 1
Selected scientific articles (continuation)

No.	Reference	Study objective	Methodological contribution (RQ1)	Methodological extension (RQ2)	Marketing application (RQ3)	Data type (RQ4)
29	Grigorova et al. (2025) An automated machine learning framework for customer segmentation integrating RFM analysis and clustering techniques. International Journal of Financial Studies, 13(2), 243. https://doi.org/10.3390/ijfs13040243	Develop an automated framework for customer segmentation integrating RFM analysis with machine learning clustering techniques.	Integrates RFM analysis, clustering algorithms, and automated validation metrics to improve customer segmentation.	K-means + Hierarchical clustering + Hungarian algorithm	Customer segmenter (financial services)	Customer transactional (RFM) data
30	Karulkar et al. (2025) The growing complexity of consumer choices: Unravelling consumer patterns with K-means and fuzzy logic. Journal of Statistical Theory and Applications, 24, 1165–1195. https://doi.org/10.1007/s44199-025-00143-w	Identify consumer behavior patterns in e-commerce using unsupervised clustering techniques.	Apply classical clustering algorithms to reveal heterogeneous consumer behavior patterns in digital markets.	K-means + Fuzzy C-Means	Consumer segmentation (e-commerce)	E-commerce transaction data
31	Suh (2025) Discovering customer segments through interaction behaviors for home appliance business. Journal of Big Data, 12, 57. https://doi.org/10.1186/s40537-025-01111-y	Identify customer segments from Customer Experience Journey data using interaction-based behavioral analysis.	Combines interaction-based customer analytics with unsupervised learning techniques to identify heterogeneous customer profiles.	Hierarchical clustering + Non-negative Matrix Factorization (NMF)	Customer segmentation (customer experience)	Customer interaction (CEJ/RFV) data
32	Abella et al. (2025) Exploring the spatial segmentation of housing markets from online listings. EPJ Data Science. https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-025-00551-z	Identify spatial housing market segments using relational information from online real estate listings.	Develops a network-based framework for identifying emerging spatial market segments through relational data analysis.	Multivariate network analysis + Community detection	Market segmentation (housing market)	Online housing listing data

Table 1
Selected scientific articles (continuation)

No.	Reference	Study objective	Methodological contribution (RQ1)	Methodological extension (RQ2)	Marketing application (RQ3)	Data type (RQ4)
33	Wu & Liu (2025) HC-means clustering algorithm for precision marketing on e-commerce platforms. Systems and Soft Computing. https://doi.org/10.1016/j.sasc.2025.200236	Develop an improved clustering algorithm for precision marketing in e-commerce platforms.	Proposes an enhanced clustering algorithm that improves centroid initialization and clustering stability for customer segmentation.	HC-means (improved K-means)	Customer segmentation (e-commerce)	E-commerce customer data
34	González & Kolyada (2025) An analysis of kitchen manufacturers in the Curaçao market by applying Kolyada's business modeling and strategic planning methodology. BioProducts Business. https://doi.org/10.22382/bpb-2025-003	Develop a strategic market segmentation framework for kitchen manufacturers using business modeling and clustering techniques.	Integrates strategic market analysis with clustering methods to identify competitive market niches and consumer profiles.	MVC-1 market clustering methodology	Strategic market segmentation	Market and psychographic data
35	Johan (2025) Implementation of customer segmentation model using K-Means and DBSCAN for fashion industry product transaction. International Journal of Informatics and Information Systems, 7(2), 1–10. http://dx.doi.org/10.62527/joiv.9.6.2978	Identify customer segments in the fashion industry using transaction data and clustering techniques.	Compares K-means and DBSCAN for customer segmentation and evaluates clustering quality using internal validation indices.	K-means + DBSCAN	Customer segmentation (fashion retail)	Customer transaction data
36	Stylianou & Pantelidou (2025) Customer behavior analytics and segmentation in online retail using machine learning techniques. Decision Analytics Journal. https://doi.org/10.1016/j.dajour.2025.100600	Analyze customer behavior and identify consumer segments in online retail using machine learning techniques.	Applies unsupervised machine learning to identify behavioral customer profiles for personalized marketing strategies.	K-means clustering (Elbow method)	Customer segmentation (online retail)	Retail transaction data

Table 1
Selected scientific articles (continuation)

No.	Reference	Study objective	Methodological contribution (RQ1)	Methodological extension (RQ2)	Marketing application (RQ3)	Data type (RQ4)
37	Marín (2025) A fuzzy-XAI framework for customer segmentation and risk detection: Integrating RFM, 2-tuple modeling, and strategic scoring. <i>Mathematics</i> , 13, 2141. https://doi.org/10.3390/math13132141	Develop an explainable framework for customer segmentation and churn risk detection integrating fuzzy clustering and XAI techniques.	Combines fuzzy clustering, linguistic modeling, and explainable AI to improve customer segmentation and strategic decision-making.	Fuzzy C-Means + XAI (SHAP/LIME)	Customer segmentation and churn analysis	Customer RFM data
38	Maruotti et al. (2019) Assessing the influence of marketing activities on customer behaviors: A dynamic clustering approach. <i>METRON</i> , 77(1), 19–42. https://doi.org/10.1007/s40300-019-00150-9	Develop a dynamic clustering framework to analyze the influence of marketing activities on customer behavior over time.	Introduces a dynamic clustering model based on Hidden Markov Models to capture temporal evolution of customer segments.	Hidden Markov Model mixture	Customer behavior / Dynamic market segmentation	Longitudinal customer behavioral data
39	Frühwirth-Schnatter et al. (2018) Analysing plant closure effects using time-varying mixture-of-experts Markov chain clustering. <i>Journal of the Royal Statistical Society</i> . https://doi.org/10.1214/17-AOAS1132	Develop a Bayesian dynamic clustering model for identifying latent groups in longitudinal processes.	Introduces a time-varying mixture-of-experts Markov chain model that captures heterogeneous dynamic trajectories.	Time-varying Mixture-of-Experts Markov Chain	Not addressed	Longitudinal categorical process data

Table 1
Selected scientific articles (continuation)

No.	Reference	Study objective	Methodological contribution (RQ1)	Methodological extension (RQ2)	Marketing application (RQ3)	Data type (RQ4)
40	Linero (2023) Prior and posterior checking of implicit causal assumptions. <i>Biometrics</i> , 79(4), 3153–3164. https://doi.org/10.1111/biom.13886	Develop Bayesian nonparametric tools for modeling latent structures and evaluating implicit modeling assumptions.	Demonstrates the flexibility of Bayesian nonparametric mixture models based on Dirichlet Processes for representing latent heterogeneity through MCMC inference.	Dirichlet Process Mixture Model	Not addressed	General latent structure data
41	Diana et al. (2023) A general modeling framework for open wildlife populations based on the Polya tree prior. <i>Biometrics</i> , 79(3), 2171–2183. https://doi.org/10.1111/biom.13756	Develop a Bayesian nonparametric framework for modeling open wildlife populations using Polya Tree priors.	Uses Polya Tree priors to flexibly model unknown densities associated with entry, residence and exit processes in open populations.	Polya Tree prior model	Not addressed	Ecological population data
42	Yu & Quinn (2022) A multidimensional pairwise comparison model for heterogeneous perceptions. <i>Journal of the Royal Statistical Society: Series A</i> , 185(3), 1049–1073. https://doi.org/10.1111/rssa.12810	Develop a multidimensional pairwise comparison model to capture heterogeneous perceptions among individuals.	Integrates Dirichlet Process Mixture modeling to identify latent groups of evaluators with similar perception patterns.	Dirichlet Process Mixture Model	Not addressed	Pairwise perception data

Table 1
Selected scientific articles (continuation)

No.	Reference	Study objective	Methodological contribution (RQ1)	Methodological extension (RQ2)	Marketing application (RQ3)	Data type (RQ4)
43	Janicki et al. (2022) Bayesian nonparametric multivariate spatial mixture mixed effects models with application to American Community Survey special tabulations. The Annals of Applied Statistics, 16(1), 144–168. https://doi.org/10.1214/21-AOAS1494	Develop a Bayesian nonparametric multivariate spatial mixture mixed-effects model for small area estimation using complex survey data.	Extends spatial mixed-effects modeling with Dirichlet Process mixtures to capture latent multivariate and spatial heterogeneity.	Spatial Dirichlet Process mixture mixed-effects model	Not addressed	Complex survey / small area estimation data

3.1. Bibliometrics

The bibliometric analysis was conducted to provide a structured overview of the scientific production related to Bayesian nonparametric models for clustering and segmentation. The analysis is based on a corpus of 43 peer-reviewed articles, extracted and validated through the PRISMA methodology.

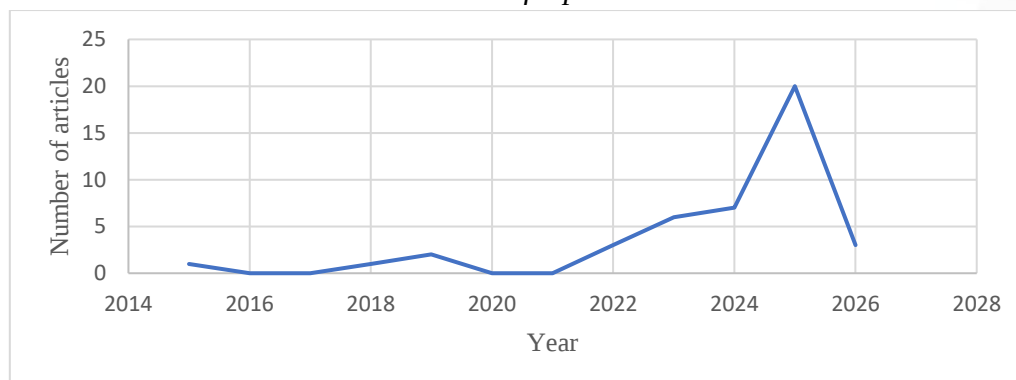
The dataset comprises a total of 133 contributing authors, indicating a dispersed authorship structure, with an average number of authors per paper suggesting a predominance of collaborative research. In terms of institutional diversity, the studies are affiliated with 90 different institutions across 15 countries, reflecting a moderate level of internationalization in the field. However, the collaboration structure suggests that research is still fragmented rather than dominated by consolidated research networks.

Regarding publication sources, the articles are distributed across 32 different journals, which indicates a heterogeneous dissemination of knowledge rather than concentration in a small number of outlets. This dispersion is consistent with an emerging research field that intersects multiple disciplines, including statistics, data science, and applied analytics.

In terms of scientific impact, the dataset includes a set of highly cited papers alongside a broader distribution of moderately cited studies, suggesting a combination of foundational contributions and recent developments. Additionally, the keyword structure is extensive, with 196 author keywords and 173 indexed keywords, reflecting a strong diversity of research topics, although oriented toward methodological developments.

Overall, these indicators suggest that the field of Bayesian nonparametric clustering is characterized by methodological maturity but remains fragmented in terms of application domains, particularly in marketing and consumer research. The following sections present a detailed analysis of scientific production, sources, and thematic structure.

Figure 1
Annual scientific production



Note: the figure shows the number of publications per year based on the articles included in the systematic review. The apparent decrease in 2026 reflects the partial coverage of the current year.

To further explore the structure of the field, the following figures present the temporal evolution of publications, the main publication sources, and the thematic distribution of research topics.

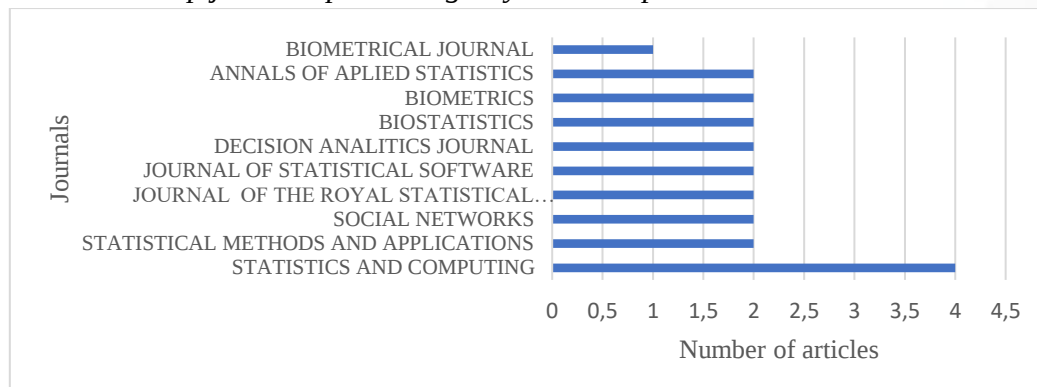
Figure 1 presents the annual scientific production of studies included in the review. The results show a clear upward trend, particularly from 2022 onwards, indicating a growing academic interest in Bayesian nonparametric approaches.

While early contributions were sporadic between 2015 and 2019, a more consistent increase is observed from 2022, followed by a sharp rise in 2025, which represents the peak in the number of publications. This pattern suggests that the field is rapidly expanding, driven by the increasing need to model complex and dynamic data structures. The apparent decline in 2026 should be interpreted with caution, as it reflects the partial coverage of the current year rather than a decrease in research activity. This growth further supports the relevance of systematically analyzing the development of Bayesian nonparametric models and their potential applications in market segmentation.

Figure 2 presents the distribution of publications across the most relevant journals, providing an overview of the main outlets in which research on Bayesian nonparametric models has been published.

Figure 2

Top journals publishing Bayesian nonparametric research



Note: number of articles per journal based on the studies included in the bibliometric analysis.

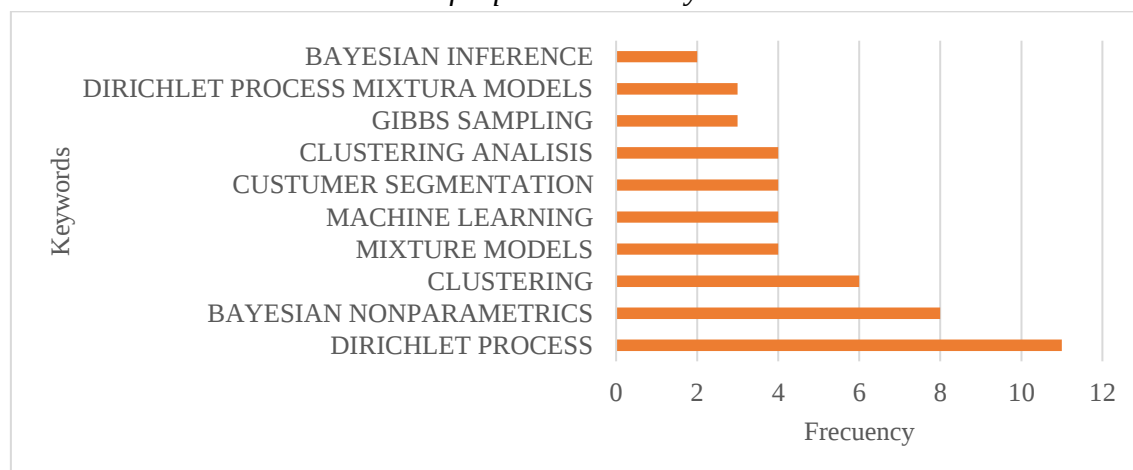
The distribution of publications across journals shows a clear concentration in statistical and methodological outlets, with Statistics and Computing standing out as the leading source. Other prominent journals, such as Statistical Methods and Applications, Annals of Applied Statistics, Biometrics, and Biostatistics, further confirm the strong methodological orientation of the field.

In contrast, marketing-oriented journals are notably absent among the most relevant sources. This pattern indicates that, despite the potential of Bayesian nonparametric models for segmentation, their application in market segmentation and consumer behavior research remains limited. Overall, these findings highlight a gap between methodological developments and their adoption in marketing contexts.

Figure 3 presents the most frequent author keywords, providing an overview of the main research topics addressed in the field.

Figure 3

Most frequent author keywords



Note: The vertical axis lists the author keywords, while the horizontal axis shows their frequency of occurrence across the studies included in the bibliometric analysis.

The keyword analysis reveals a strong concentration in methodological concepts, with “Dirichlet process” and “Bayesian nonparametric” emerging as the most frequent terms. Other prominent keywords, such as “clustering,” “mixture models,” and “Gibbs sampling,” further reinforce the technical and model-oriented nature of the field.

Although “customer segmentation” appears among the most frequent keywords, its relative presence remains limited compared to methodological terms. This pattern suggests that, while the potential application of Bayesian nonparametric models in market segmentation is recognized, their use in marketing contexts is still not widely developed. Overall, these findings highlight a clear emphasis on methodological advancements, with comparatively less focus on applied research in consumer behavior and marketing, reinforcing the gap identified between theoretical development and practical application.

3.2. Thematic analysis: taxonomy of Bayesian nonparametric models

Based on the analysis of the selected studies, a taxonomy of Bayesian nonparametric models for clustering and segmentation is proposed. Rather than being structured around application domains, the literature is primarily organized according to methodological developments. The reviewed studies can be grouped into six main categories: (1) core nonparametric mixture models, (2) hierarchical and dependent structures, (3) extensions for complex data, (4) inference and computational methods, (5) applied clustering contexts, and (6) market segmentation approaches.

3.2.1. Core nonparametric mixture models

The foundational layer of the literature is composed of Bayesian nonparametric mixture models, particularly Dirichlet Process Mixtures (DPM) and related infinite mixture formulations. These models allow the number of clusters to be inferred directly from the data, avoiding the need for predefined model complexity (Ferguson, 1973; Teh et al., 2006).

Several studies employ these approaches for density estimation and clustering, highlighting their flexibility in capturing latent heterogeneity across different domains (Stephenson et al., 2024; Dew et al., 2024). The use of stick-breaking representations and fully Bayesian inference frameworks enable a probabilistic interpretation of clustering structures.

Despite their strong theoretical foundation, these models are developed within statistical and computational research contexts rather than applied marketing settings.

3.2.2. Hierarchical and dependent structures

A second group of studies extends these models through hierarchical and dependency-based frameworks, such as the Hierarchical Dirichlet Process (HDP) and related dependent Bayesian nonparametric models (Teh et al., 2006). Recent applications have expanded these approaches to accommodate multilevel, temporal, spatial and structured dependencies in complex datasets (Ferrari, 2023; Dijkstra et al., 2023; Wang et al., 2024; Giampino et al., 2025; Sadaghiani & Nunez-Yanez, 2025). These approaches allow for the modeling of structured heterogeneity, incorporating temporal, spatial, or multilevel dependencies.

In these models, clustering is no longer static but can evolve according to temporal, spatial or contextual dependencies, enabling the identification of condition-dependent groups and more complex latent structures (Dijkstra et al., 2023; Wang et al., 2024; Park et al., 2025; Sadaghiani & Nunez-Yanez, 2025). This added flexibility enhances the capacity of Bayesian nonparametric methods to represent complex data structures. However, their application remains concentrated in methodological and domain-specific studies outside marketing.

3.2.3. *Extensions for complex data structures*

The literature also reports on a wide range of methodological extensions designed to address specific data structures, including ordinal variables, network data, temporal processes, and high-dimensional observations. These developments comprise Bayesian co-clustering models, Gaussian process mixture models, and network-based clustering approaches, thereby expanding the applicability of Bayesian nonparametric methods to increasingly complex analytical settings (Waters et al. 2015; Dijkstra et al., 2023; Ren et al., 2023; Gwee et al., 2025; Giampino et al., 2025).

These approaches enable the identification of latent structures in complex datasets by integrating domain-specific features into the modeling framework. For example, co-clustering models allow simultaneous clustering of observations and variables, while Gaussian process mixtures capture smooth functional patterns.

While these developments demonstrate the versatility of Bayesian nonparametric methods, their applications remain concentrated in fields such as biostatistics and machine learning.

3.2.4. *Inference and computational methods*

A massive portion of the literature focuses on inference and computational strategies required to estimate Bayesian nonparametric models. Due to their infinite-dimensional nature, these models require specialized algorithms to approximate posterior distributions.

Common inference strategies identified in the reviewed literature include Markov Chain Monte Carlo (MCMC) algorithms, particularly Gibbs sampling, together with other Bayesian estimation procedures aimed at efficiently approximating posterior distributions. Recent studies have also emphasized the development of computationally efficient implementations that improve scalability and facilitate the application of Bayesian nonparametric models to increasingly complex datasets (Arima et al., 2024; Benlakhdar et al., 2025; Chen et al., 2025; Giampino et al., 2025; Selva et al., 2025)

These methodological contributions are essential for enabling the practical implementation of Bayesian nonparametric models in real-world scenarios.

3.2.5. *Applied clustering contexts*

Empirical applications identified in the reviewed literature span a wide range of domains, including healthcare, finance, insurance, network analysis, and evidence synthesis. Across these application areas, Bayesian nonparametric models have consistently demonstrated their ability to uncover latent structures, accommodate complex sources of

heterogeneity, and provide flexible probabilistic representations of real-world phenomena (Kim et al., 2023; Ren et al., 2023; Arima et al., 2024; Gwee et al., 2025; Khoi et al., 2025; Park et al., 2025; Verde & Rosner, 2025).

Only a limited number of studies apply these approaches in contexts related to customer behavior and segmentation (Dew et al., 2024), highlighting their potential relevance for marketing research. However, these applications remain scarce compared to methodological developments. This imbalance suggests that the practical adoption of Bayesian nonparametric methods in marketing analytics is still at an early stage.

3.2.6. *Market segmentation and the methodological Gap*

In contrast, the reviewed literature on market segmentation continues to be dominated by conventional clustering techniques, including K-means, hierarchical clustering, density-based methods, and other machine learning approaches. Although these techniques have demonstrated their usefulness in customer segmentation, they generally require the number of clusters to be specified a priori or rely on heuristic optimization procedures, while lacking a fully probabilistic framework for representing uncertainty in cluster allocation (Johan, 2025; Grigorova et al., 2025; Karulkar et al., 2025; Stylianou & Pantelidou, 2025; Suh, 2025; Wu & Liu, 2025).

The comparison between both streams of research reveals a clear methodological gap. While Bayesian nonparametric models provide a flexible and theoretically grounded framework for modeling latent heterogeneity and emergent segmentation, their integration into marketing research remains limited. This gap is particularly relevant in the context of youth markets and survey-based data, where flexible and data-driven segmentation approaches could offer substantial analytical advantages.

4. Discussion

This study analyzed a corpus of 48 peer-reviewed articles, of which 43 were included in the bibliometric analysis, revealing a consistent asymmetry between methodological development and applied research in Bayesian nonparametric clustering. The reviewed literature is oriented towards methodological innovation, focusing on flexible mixture-based frameworks, hierarchical extensions, and advanced inference procedures, particularly those based on Dirichlet processes and related constructions (Gwee et al., 2025; Giampino et al., 2025; Battiston & Rimella, 2025).

These approaches enable the estimation of latent heterogeneity without predefined structures and have been successfully applied in domains such as network analysis, biostatistics, and high-dimensional data modeling (Chen et al., 2025; Ren et al., 2023; Janicki et al., 2022). Additional contributions emphasize improvements in inference and computational efficiency, including entropy-regularized clustering and advanced sampling methods (Franzolini & Rebaudo, 2024; Selva et al., 2025; Canale et al., 2022). Despite these advances, their application in marketing, particularly in market segmentation, remains limited. Only a small subset of studies explores segmentation

contexts, through extensions of latent class models and Dirichlet Process Mixtures. These include applications to survey-based segmentation (Stephenson et al., 2024), preference heterogeneity in conjoint analysis (Goeken et al., 2024), and temporal customer behavior modeling (Dew et al., 2024), demonstrating the potential of Bayesian nonparametric approaches in marketing settings.

In contrast, the broader segmentation literature continues to rely on traditional clustering and machine learning techniques, such as K-means, fuzzy clustering, and hybrid approaches, which remain dominant in applied contexts (Grigorova et al., 2025; Karulkar et al., 2025; Marín 2025; Suh, 2025). These methods typically require a priori specification of segment structures and provide limited flexibility for modeling emergent patterns.

This contrast highlights a structural gap between methodological advances and their application in marketing research. While Bayesian nonparametric models offer a theoretically robust framework for modeling latent heterogeneity and identifying emergent segments, their adoption remains constrained by factors such as computational complexity, scalability, and limited accessibility of user-friendly implementations (Lavigne & Liverani, 2024; Ferrari, 2023).

From a theoretical perspective, this study contributes by organizing the literature into a taxonomy that reflects the evolution of Bayesian nonparametric clustering models, from foundational mixture models to hierarchical, dependent, and data-adaptive extensions (Arima et al., 2024; Sadaghiani & Nunez-Yanez, 2025).

From a methodological standpoint, the findings confirm the capacity of Bayesian nonparametric approaches to model complex data structures, including ordinal, temporal, and high-dimensional data (Giampino et al., 2025; Dijkstra et al., 2023). From an applied perspective, the results identify a clear opportunity for future research: the integration of Bayesian nonparametric models into market segmentation, particularly in contexts involving survey data, ordinal variables, and dynamic consumer behavior.

5. Conclusions

- This systematic review synthesized the evidence available in Scopus-indexed, peer-reviewed literature on the application of Bayesian nonparametric models to clustering and segmentation.
- Regarding RQ1, the review showed that Bayesian nonparametric models have been extensively developed for clustering and segmentation, through Dirichlet Process Mixture Models and their extensions, including Hierarchical and Dependent Dirichlet Processes. These approaches allow the number of clusters to be inferred from the data and provide a flexible representation of latent heterogeneity.
- Regarding RQ2, the evidence indicates that dynamic approaches remain limited. The identified studies employ Hidden Markov Models and mixture-based

dynamic models rather than fully dynamic Bayesian nonparametric frameworks, indicating that the identification of emerging consumer segments over time has received limited attention.

- Regarding RQ3, no studies were identified that applied Bayesian nonparametric models to the segmentation of youth or university student markets. Existing applications are concentrated in areas such as healthcare, finance, insurance, ecology, network analysis, and general customer analytics, whereas marketing studies employ traditional clustering methods.
- Regarding RQ4, only a small number of studies applied Bayesian nonparametric models to survey data containing ordinal or attitudinal variables. These studies demonstrate the suitability of Bayesian nonparametric approaches for modeling latent heterogeneity in survey-based data; however, their application to market segmentation remains limited.
- Overall, the findings indicate that, despite the substantial methodological development of Bayesian nonparametric models, their application to market segmentation, particularly in youth markets using survey-based demographic, attitudinal, and behavioral data, remains scarce. This gap supports the need for further empirical research integrating Bayesian nonparametric methods into marketing segmentation.

6. Conflict of interest

The authors declare that there is no conflict of interest in relation to the article presented.

7. Authors' contribution statement

All authors contributed significantly to the elaboration of the article.

7.1. Disclosure of delegation to generative AI

The authors declare the use of generative AI in the research and writing process. According to the GAIDeT taxonomy (2025), the following tasks were delegated to GAI tools under full human supervision:

- Idea generation
- Formulation of research questions and hypotheses
- Search and systematization of literature

The GAI tool used was: ChatGPT 4.

The responsibility for the final manuscript lies entirely with the authors.

GAI tools are not listed as authors and do not assume responsibility for the results.

Statement submitted by: Name of lead author.

<https://panbibliotekar.github.io/gaidet-declaration/index.html>

8. Financing costs

This research was funded entirely with the authors' own funds.

9. References

- Abella, D., Martínez, J. H., Mazzoli, M., Migozzi, J., Le Corre, T., Alonso-Paulí, E., Crespi-Cladera, R., Louail, T., & Ramasco, J. J. (2025). Exploring the spatial segmentation of housing markets from online listings. *EPJ Data Science*, 14(34). <https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-025-00551-z>
- Arima, S., Poletti, S., Pasculli, G., Gesualdo, L., Pesce, F., & Procaccini, D.-A. (2024). A Bayesian nonparametric approach to correct for underreporting in count data. *Biostatistics*, 25(3), 904–918. <https://doi.org/10.1093/biostatistics/kxad027>
- Battiston, M., & Rimella, L. (2025). Disclosure risk assessment with Bayesian non-parametric hierarchical modelling. *Statistics and Computing*, 35, 158. <https://doi.org/10.1007/s11222-025-10693-9>
- Benlakhdar, S., Nadarajah, S., Rziza, M., & Oulad Haj Thami, R. (2025). Density-adaptive clustering of multivariate angular data using Dirichlet process mixture models with circular normal distribution for artificial intelligence applications. *Statistics Optimization and Information Computing*, 13(4), 1404–1412. <https://doi.org/10.19139/soic-2310-5070-2146>
- Canale, A., Corradin, R., & Nipoti, B. (2022). Importance conditional sampling for Pitman–Yor mixtures. *Statistics and Computing*, 32, 40. <https://doi.org/10.1007/s11222-022-10096-0>
- Chen, T., Zhao, H., Tan, C., Constable, T., Yip, S., & Zhao, Y. (2025). Bayesian subtyping for multi-state brain functional connectome with application on preadolescent brain cognition. *Biostatistics*, 26(1), kxae045. <https://doi.org/10.1093/biostatistics/kxae045>
- Dew, R., Ascarza, E., Netzer, O., & Sicherman, N. (2024). Detecting routines: Applications to ridesharing customer relationship management. *Journal of Marketing Research*, 61(2), 368–392. <https://doi.org/10.1177/00222437231189185>
- Diana, A., Matechou, E., Griffin, J., Arnold, T., Tenan, S., & Volponi, S. (2023). A general modeling framework for open wildlife populations based on the Polya tree prior. *Biometrics*, 79(3), 2171–2183. <https://doi.org/10.1111/biom.13756>
- Dijkstra, S. H. E., Hinne, M., Segers, E., & Molenaar, I. (2023). Clustering children's learning behaviour to identify self-regulated learning support needs. *Computers in Human Behavior*, 145 (107754), 107754. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2023.107754>

- Ferguson, T. S. (1973). A Bayesian analysis of some nonparametric problems. *The Annals of Statistics*, 1(2), 209–230. <https://doi.org/10.1214/aos/1176342360>
- Ferrari, D. (2023). hdpGLM: An R package to estimate heterogeneous effects in generalized linear models using hierarchical Dirichlet process. *Journal of Statistical Software*, 107(10), 1-37. <https://doi.org/10.18637/jss.v107.i10>
- Franzolini, B., & Rebaudo, G. (2024). Entropy regularization in probabilistic clustering. *Statistical Methods & Applications*, 33, 37–60. <https://doi.org/10.1007/s10260-023-00716-y>
- Frühwirth-Schnatter, S., Pittner, S., Weber, A., & Winter-Ebmer, R. (2018). Analyzing plant closure effects using time-varying mixture-of-experts Markov chain clustering. *The Annals of Applied Statistics*, 12(3), 1796-1830. <https://doi.org/10.1214/17-aos1132>
- Giampino, A., Canale, A., & Nipoti, B. (2025). A Bayesian model for co-clustering ordinal data with informative missing entries. *Statistics and Computing*, 35, 164. <https://doi.org/10.1007/s11222-025-10703-w>
- Goeken, N., Kurz, P., & Steiner, W. J. (2024). Multimodal preference heterogeneity in choice-based conjoint analysis: A simulation study. *Journal of Business Economics*, 94(1), 137–185. <https://doi.org/10.1007/s11573-023-01156-6>
- González Rodríguez, A. J., & Kolyada, A. (2025). An analysis of kitchen manufacturers in the Curaçao market by applying Kolyada's business modeling and strategic planning methodology. *BioProducts Business*, 10(3). <https://doi.org/10.22382/bpb-2025-003>
- Grigorova, I., Efremov, A., & Karamfilov, A. (2025). An automated machine learning framework for customer segmentation integrating RFM analysis and clustering techniques. *International Journal of Financial Studies*, 13(4), 243. <https://doi.org/10.3390/ijfs13040243>
- Gwee, X. Y., Gormley, I. C., & Fop, M. (2025). Model-based clustering for network data via a latent shrinkage position cluster model. *Network Science*, 13(e19). <https://doi.org/10.1017/nws.2025.10014>
- Janicki, R., Raim, A. M., Holan, S. H., & Maples, J. J. (2022). Bayesian nonparametric multivariate spatial mixture mixed effects models with application to American Community Survey special tabulations. *The Annals of Applied Statistics*, 16(1), 144–168. <https://doi.org/10.1214/21-AOAS1494>
- Johan, M. E., (2025). Implementation of customer segmentation model using K-Means and DBSCAN for fashion industry product transaction. *International Journal on Informatics Visualization*, 9(6). <http://dx.doi.org/10.62527/joiv.9.6.2978>
- Karulkar, Y., Srivastava, S., Nandwana, R., & Stanley, S. (2025). The growing complexity of consumer choices: Unravelling consumer patterns with K-means and fuzzy logic. *Journal of Statistical Theory and Applications*, 24, 1165–1195. <https://doi.org/10.1007/s44199-025-00143-w>

- Khoi, P. D., Trong, T. M., & Gan, C. (2025). Dirichlet mixed process integrated Bayesian estimation for individual securities. *Journal of Risk and Financial Management*, 18(6), 304. <https://doi.org/10.3390/jrfm18060304>
- Kim, M., Lindberg, D., Crane, M., & Bezbradica, M. (2023). Dirichlet process log skew-normal mixture with a missing-at-random-covariate in insurance claim analysis. *Econometrics*, 11(4), 24. <https://doi.org/10.3390/econometrics11040024>
- Lavigne, A., & Liverani, S. (2024). Quantifying the uncertainty of partitions for infinite mixture models. *Statistics and Probability Letters*, 204 (109930), 109930. <https://doi.org/10.1016/j.spl.2023.109930>
- Linero, A. R. (2023). Prior and posterior checking of implicit causal assumptions. *Biometrics*, 79(4), 3153–3164. <https://doi.org/10.1111/biom.13886>
- Marín Díaz, G. (2025). A fuzzy-XAI framework for customer segmentation and risk detection: Integrating RFM, 2-tuple modeling, and strategic scoring. *Mathematics*, 13(13), 2141. <https://doi.org/10.3390/math13132141>
- Maruotti, A., Bulla, J., & Mark, T. (2019). Assessing the influence of marketing activities on customer behaviors: a dynamic clustering approach. *Metron. International Journal of Statistics*, 77, 19–42. <https://doi.org/10.1007/s40300-019-00150-9>
- Niu, S., Yin, Q., Maa, J., Song, Y., Xu, Y., Bai, L., Pan, W., Yang, X. (2024). Enhancing healthcare decision support through explainable AI models for risk prediction. *Decision Support Systems*, 181(114228), 114228. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2024.114228>
- Park, J., Sim, K., Yang, D., Kim, Y., Hashizume, M., & Chung, Y. (2025). Nonparametric Bayesian Poisson hurdle random effects model: An application to temperature–suicide association study. *Environmental and Ecological Statistics*, 32, 579–601. <https://doi.org/10.1007/s10651-025-00655-9>
- Ren, S., Wang, X., Liu, P., & Zhang, J. (2023). Bayesian nonparametric mixtures of exponential random graph models for ensembles of networks. *Social Networks*, 74, 156–165. <https://doi.org/10.1016/j.socnet.2023.03.005>
- Rodríguez-Álvarez, M. X., Inácio, V., & Klein, N. (2025). Density regression via Dirichlet process mixtures of normal structured additive regression models. *Statistics and Computing*, 35, 47. <https://doi.org/10.1007/s11222-025-10567-0>
- Sadaghiani, A. K., & Nunez-Yanez, J. (2025). n-HDP-GNN: Community-aware Bayesian clustering for distributed graph neural networks. *The Journal of Supercomputing*, 81, 1560. <https://doi.org/10.1007/s11227-025-08017-9>
- Schiavon, L. (2025). Addressing topic modelling via reduced latent space clustering. *Statistical Methods & Application*, 34, 1–20. <https://doi.org/10.1007/s10260-025-00779-z>

- Selva, F., Fuentes-García, R., & Gil-Leyva, M. F. (2025). Pyrichlet: a Python package for density estimation and clustering using Gaussian mixture models. *Journal of Statistical Software*, 112(8), 1–39. <https://doi.org/10.18637/jss.v112.i08>
- Stephenson, B. J. K., Wu, S. M., & Dominici, F. (2024). Identifying dietary consumption patterns from survey data: a Bayesian nonparametric latent class model. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A*, 187(2), 496–512. <https://doi.org/10.1093/jrssa/qnad135>
- Stylianou, T., & Pantelidou, A. (2025). A machine learning approach to consumer behavior in supermarket analytics. *Decision Analytics Journal*, 16(100600). <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2025.100600>
- Suh, Y. (2025). Discovering customer segments through interaction behaviors. *Journal of Big Data*, 12, 57. <https://doi.org/10.1186/s40537-025-01111-y>
- Sukthong, P., & Charuengramporn, P. (2026). Performance evaluation of imputation techniques for telecommunications customer clustering. *ECTI Transactions on Computer and Information Technology*, 20(1), 174–192. <https://ph01.tci-thaijo.org/index.php/ecticit/article/view/264267>
- Teh, Y. W., Jordan, M. I., Beal, M. J., & Blei, D. M. (2006). Hierarchical Dirichlet Processes. *Journal of the American Statistical Association*, 101(476), 1566–1581. <https://doi.org/10.1198/016214506000000302>
- Verde, P. E., & Rosner, G. L. (2025). A bias-corrected Bayesian nonparametric model for combining studies with varying quality in meta-analysis. *Biometrical Journal*, 67, e70034. <https://doi.org/10.1002/bimj.70034>
- Wang, Y., Degleris, A., Williams, A., & Linderman, S. W. (2024). Spatiotemporal clustering with Neyman–Scott processes via connections to Bayesian nonparametric mixture models. *Journal of the American Statistical Association*, 119(547), 2382–2395. <https://doi.org/10.1080/01621459.2023.2257896>
- Waters, A., Fronczyk, K., Guindani, M., Baraniuk, R. G., & Vannucci, M. (2015). A Bayesian nonparametric approach for the analysis of multiple categorical item responses. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 166, 52–66. <https://doi.org/10.1016/j.jspi.2014.07.004>
- Wu, D., & Liu, X. (2025). HC-means clustering algorithm for precision marketing on e-commerce platforms. *Systems and Soft Computing*, 7(200236), 200236. <https://doi.org/10.1016/j.sasc.2025.200236>
- Yu, Q., & Quinn, K. M. (2022). A multidimensional pairwise comparison model for heterogeneous perceptions with an application to modelling the perceived truthfulness of public statements on COVID-19. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A, (Statistics in Society)*, 185(3), 1049–1073. <https://doi.org/10.1111/rssa.12810>

El artículo que se publica es de exclusiva responsabilidad de los autores y no necesariamente reflejan el pensamiento de la **Revista Conciencia Digital**.



El artículo queda en propiedad de la revista y, por tanto, su publicación parcial y/o total en otro medio tiene que ser autorizado por el director de la **Revista Conciencia Digital**.



Modelos predictivos de datos meteorológicos mediante machine learning y su impacto en la agroproducción de la provincia de Bolívar, Ecuador

Predictive models of meteorological data through machine learning and their impact on the agroproduction of the Bolívar province, Ecuador

- ¹ Deysi Margoth Guanga Chunata  <https://orcid.org/0000-0002-6548-5585>
Superior Politécnica de Chimborazo (ESPOCH), Riobamba, Ecuador.
Maestría en estadística con mención en ciencia de datos e inteligencia artificial
deysi.guanga@espoch.edu.ec
Universidad Estatal de Bolívar (UEB), Guaranda, Ecuador.
dguanga@ueb.edu.ec
- ² Andrés Alejandro Galvis Correa  <https://orcid.org/0000-0001-7762-2893>
Superior Politécnica de Chimborazo (ESPOCH), Riobamba, Ecuador.
andres.galvis@espoch.edu.ec
Pontificia Universidad Católica del Ecuador (PUCE) Quito, Ecuador.
a.galvis@puce.edu.ec



Artículo de Investigación Científica y Tecnológica

Enviado: 09/05/2026

Revisado: 11/06/2026

Aceptado: 10/07/2026

Publicado: 17/07/2026

DOI: <https://doi.org/10.33262/concienciadigital.v9i3.3705>

Cítese:

Guanga Chunata, D. M., & Galvis Correa, A. A. (2026). Modelos predictivos de datos meteorológicos mediante machine learning y su impacto en la agroproducción de la provincia de Bolívar, Ecuador. *ConcienciaDigital*, 9(3), 60-77.
<https://doi.org/10.33262/concienciadigital.v9i3.3705>



CONCIENCIA DIGITAL, es una revista multidisciplinar, **trimestral**, que se publicará en soporte electrónico tiene como **misión** contribuir a la formación de profesionales competentes con visión humanística y crítica que sean capaces de exponer sus resultados investigativos y científicos en la misma medida que se promueva mediante su intervención cambios positivos en la sociedad. <https://concienciadigital.org>
La revista es editada por la Editorial Ciencia Digital (Editorial de prestigio registrada en la Cámara Ecuatoriana de Libro con No de Afiliación 663) www.celibro.org.ec



Esta revista está protegida bajo una licencia Creative Commons en la 4.0 International. Copia de la licencia: <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>



Palabras claves:

Series temporales multivariadas, procesos autorregresivos vectoriales, inferencia bayesiana, aprendizaje profundo.

Keywords:

Multivariate time series, vector autoregressive processes, Bayesian inference, recurrent deep learning.

Resumen

Introducción. La no estacionariedad inherente a las series climáticas andinas limita la eficacia de los modelos lineales clásicos. **Objetivo.** Desarrollar un marco metodológico comparativo que integre modelos estadísticos tradicionales (ARIMA/SARIMA) con algoritmos de Ensemble Learning (Random Forest, XGBoost) y redes neuronales profundas (LSTM) para la predicción de variables meteorológicas, evaluando su impacto causal en la agroproducción mediante modelado VAR. **Metodología.** Estudio cuantitativo longitudinal con 1.642.217 observaciones (2016-2023). Se aplicó preprocesamiento robusto (Isolation Forest, KNN Imputer) y validación temporal *walk-forward*. El análisis multivariante utilizó pruebas de raíz unitaria (ADF), causalidad de Granger y descomposición de varianza del error de pronóstico (FEVD). **Resultados.** Random Forest superó significativamente a SARIMA (RMSE 0,74 vs 1,66; R^2 0,67 vs -0,63). El modelo VAR (6) evidenció causalidad de Granger significativa ($p < 0,001$) entre precipitación/temperatura y rendimiento del maíz, con un rezago dinámico de 6 meses. **Conclusión.** Los métodos no paramétricos capturan mejor la heterocedasticidad condicional de los datos climáticos, proporcionando herramientas robustas para la agricultura de precisión. **Área de estudio general:** Ciencia de Datos e Inteligencia Artificial. **Área de estudio específica:** Modelamiento predictivo agroclimático. **Tipo de estudio:** Artículos originales.

Abstract

Introduction. The inherent non-stationarity of Andean climate series limits the efficacy of classical linear models. **Objective.** To develop a comparative methodological framework integrating traditional statistical models (ARIMA/SARIMA) with Ensemble Learning algorithms (Random Forest, XGBoost) and deep neural networks (LSTM) for meteorological variable prediction, evaluating their causal impact on agroproduction via VAR modeling. **Methodology.** Quantitative longitudinal study with 1,642,217 observations (2016-2023). Robust preprocessing (Isolation Forest, KNN Imputer) and walk-forward temporal validation were applied. Multivariate analysis utilized unit root tests (ADF), Granger causality, and Forecast Error Variance Decomposition (FEVD). **Results.** Random Forest significantly

outperformed SARIMA (RMSE 0.74 vs 1.66; R^2 0.67 vs -0.63). The VAR (6) model evidenced significant Granger causality ($p < 0,001$) between precipitation/temperature and corn yield, with a dynamic lag of 6 months. **Conclusion.** Non-parametric methods better capture the conditional heteroscedasticity of climate data, providing robust tools for precision agriculture. **General Area of Study:** Data Science and Artificial Intelligence. **Specific area of study:** Agrocimatic predictive modeling. **Type of study:** Original articles.

1. Introducción

El cambio climático y la variabilidad meteorológica representan dos de los mayores desafíos estocásticos para la sostenibilidad de los sistemas agroproductivos en el siglo XXI. En regiones de topografía compleja como la provincia de Bolívar, Ecuador, estos efectos se amplifican debido a la influencia no lineal de patrones climáticos de gran escala, como el Fenómeno de El Niño Oscilación del Sur (ENSO) (Serrano-Vincenti et al., 2025). La agroproducción local, dependiente de cultivos estratégicos como el maíz y el cacao, enfrenta una alta volatilidad derivada de la irregularidad en los ciclos de precipitación y temperatura (Instituto Nacional de Estadística y Censos [INEC], 2023). La agricultura climáticamente inteligente (Climate Smart Agriculture) requiere, por tanto, capacidades predictivas robustas que superen la mera extrapolación de promedios históricos (World Bank Group, 2020; Food and Agriculture Organization of the United Nations [FAO], 2022). Tradicionalmente, la modelación de series temporales climáticas se ha basado en enfoques lineales paramétricos, como los modelos Autorregresivos Integrados de Promedio Móvil (ARI-MA) y sus extensiones estacionales (SARIMA) (Hyndman & Athanasopoulos (2021). Estos modelos, fundamentados en la teoría de procesos estocásticos estacionarios, asumen homocedasticidad y normalidad en los residuos, supuestos que frecuentemente se violan en series meteorológicas tropicales debido a la presencia de tendencias estructurales, heterocedasticidad condicional y cambios de régimen abruptos (Rolnick et al., 2023). Esta limitación teórica motiva la exploración de métodos no paramétricos y de aprendizaje automático capaces de capturar relaciones funcionales complejas sin restricciones de forma previa (Liakos et al., 2018). En el ámbito de la inteligencia artificial, los algoritmos de Ensemble Learning, como Random Forest y XGBoost, han demostrado superioridad en tareas de regresión no lineal al combinar múltiples estimadores débiles para reducir la varianza y el sesgo mediante técnicas de bagging y boosting respectivamente (Bishop, 2006; Chen & Guestrin, 2016). XGBoost, en particular, utiliza una aproximación de Taylor de segundo orden para minimizar una función de pérdida regularizada, lo que permite una optimización convexa

eficiente incluso en espacios de características de alta dimensionalidad (Chen & Guestrin, 2016). Paralelamente, el aprendizaje profundo (Deep Learning), específicamente las redes de Memoria a Largo Plazo (LSTM) y las Unidades Recurrentes Gated (GRU), ofrece un marco matemático para modelar dependencias temporales de largo alcance mediante mecanismos de puertas gating que mitigan el problema del gradiente desvaneciente inherente a las RNN tradicionales (Hochreiter & Schmidhuber, 1997); Goodfellow et al., 2016). Estudios recientes como los de Xie et al. (2024) y Huntingford et al. (2019) confirman que estas arquitecturas son superiores para capturar la dinámica no lineal de sistemas terrestres complejos.

La aplicación de estas tecnologías en la agricultura ha sido ampliamente revisada. Kumar et al. (2025) y Kulyal & Saxena (2022) destacan el potencial del machine learning para la predicción de rendimientos, mientras que Benos et al. (2021) y Kuradusenge et al. (2023) evidencian la superioridad de los modelos híbridos sobre los estadísticos clásicos. Morales & Villalobos (2023) y Belgiu & Dragut (2016) subrayan la importancia de la selección de características y la robustez de los bosques aleatorios en contextos de sensores remotos y datos ambientales. Además, Reichstein et al. (2019) argumenta que la integración del conocimiento de procesos físicos con modelos datadriven es crucial para la ciencia del sistema terrestre.

En el contexto ecuatoriano, Serrano-Vincenti et al. (2025) analizaron el impacto del cambio climático en la agricultura del país, identificando vulnerabilidades específicas en las regiones andinas. Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología (INAMHI, 2020) proporcionan los anuarios meteorológicos oficiales que sirven como base de datos para este estudio. Por su parte el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC, 2023) publican la Encuesta de Superficie y Producción Agropecuaria Continua (ESPAC), fuente primaria de los datos de rendimientos agrícolas. El Plan Nacional de Desarrollo destaca la urgencia de fortalecer la resiliencia ambiental y potenciar la economía social y solidaria a través de la transferencia tecnológica al sector rural (Consejo Nacional de Planificación, 2021).

La presente investigación aborda la hipótesis de que la implementación de algoritmos de Deep Learning y Ensemble Learning mejora significativamente la precisión predictiva de las variables meteorológicas en la provincia de Bolívar en comparación con los modelos estadísticos tradicionales (ARIMA). Asimismo, se plantea que existe una correlación multivariante significativa entre las anomalías meteorológicas predichas y los rendimientos de los cultivos principales, permitiendo estimar impactos en la agroproducción nacional mediante modelos autorregresivos vectoriales (VAR) (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

El objetivo general de esta investigación es desarrollar y comparar modelos predictivos basados en técnicas de Ciencia de Datos e Inteligencia Artificial para el análisis de series de tiempo meteorológicas en la provincia de Bolívar, evaluando su desempeño mediante métricas de error y su impacto potencial en la planificación de la agroproducción nacional. Los objetivos específicos incluyen: (1) recopilar y preprocesar datos históricos

meteorológicos (INAMHI) y agroproductivos (INEC/MAG) de la provincia de Bolívar; (2) aplicar análisis multivariante y algoritmos de Machine Learning (Redes Neuronales Recurrentes, Random Forest) para la predicción de variables climáticas; y (3) evaluar el desempeño de los métodos mediante métricas de comparación (RMSE, MAE) y modelar la relación entre las predicciones óptimas y los índices de producción agrícola.

2. Metodología

El presente estudio se inscribe dentro de un enfoque cuantitativo, tecnológico y explicativo, fundamentado en la aplicación rigurosa de métodos matemáticos y estadísticos avanzados para el procesamiento de series temporales de alta frecuencia y la inferencia causal multivariante (Liakos et al., 2018). El diseño de investigación posee las siguientes características estructurales: no experimental, dado que no existe manipulación deliberada de las variables independientes (parámetros meteorológicos físicos); longitudinal (series de tiempo), al analizar secuencias de datos observadas en intervalos regulares desde 2016 hasta 2023 para capturar la dinámica temporal y estacionalidad (Hyndman & Athanasopoulos, 2021); y comparativo, al contrastar el desempeño predictivo de paradigmas algorítmicos diversos (estadística clásica, Ensemble Learning y Deep Learning).

2.1. Población y muestra

La población de estudio está constituida por el universo de registros históricos meteorológicos y agroproductivos oficiales de la provincia de Bolívar. La recolección de información se realiza mediante un muestreo intencional retrospectivo para consolidar la base empírica:

- a) **Datos meteorológicos:** registros históricos provenientes de la red de estaciones meteorológicas automáticas de la provincia de Bolívar, administradas por el Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología (INAMHI, 2020) y la Universidad Estatal de Bolívar (UEB). El conjunto de datos base cuenta con 1.642.217 observaciones registradas entre enero de 2016 y agosto de 2023, con una resolución temporal variable que evoluciona de 15 minutos a 1 minuto según la configuración del sensor.
- b) **Datos agroproductivos:** series anuales e históricas de superficie cosechada, volumen de producción y rendimientos agrícolas (medidos en toneladas por hectárea, Ton/Ha) para cultivos estratégicos como el maíz, la cebada, el trigo y el cacao. Estas series se extraen de la Encuesta de Superficie y Producción Agropecuaria Continua (ESPAC) del Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC, 2023).

2.2. Fase 1: Ingeniería de datos y preprocesamiento

Debido a la naturaleza ruidosa de los sensores automáticos expuestos a perturbaciones ambientales, se ejecuta un riguroso protocolo de preparación de datos basado en técnicas robustas de limpieza e imputación (Pedregosa et al., 2011):

2.2.1. Recolección y extracción (ETL)

Se diseña un pipeline de Extracción, Transformación y Carga (ETL) en lenguaje Python para consolidar los archivos planos del sensor climático. Las variables se indexan temporalmente mediante la combinación de fecha y hora local, resolviendo la variabilidad

en la frecuencia de muestreo mediante remuestreo temporal a escala diaria para evitar sesgos de alta frecuencia.

2.2.2. Limpieza y tratamiento de outliers

El filtrado de valores atípicos (*outliers*) se realiza bajo dos enfoques complementarios:

- a) **Filtro Unidimensional (IQR):** para variables físicas de comportamiento acotado (como la temperatura), se eliminan los valores que superan los límites del rango intercuartílico

(Ecuación 1):

$$[\text{Límite Inferior}, \text{Límite Superior}] = [Q1 - 1,5 \cdot IQR, Q3 + 1,5 \cdot IQR] \quad (1)$$

Donde $IQR = Q3 - Q1$ siendo $Q1$ y $Q3$ los percentiles 25 y 75 respectivamente.

- b) **Filtro Multidimensional (Isolation Forest):** identifica anomalías estructurales evaluando la combinación de múltiples variables simultáneamente (e.g., inconsistencias termodinámicas entre presión, humedad y temperatura), basándose en la profundidad promedio de aislamiento en subespacios aleatorios (Pedregosa et al., 2011).

2.2.3. Imputación de datos faltantes

Para preservar la autocorrelación de las series de tiempo se implementan dos estrategias:

- a) **Interpolación Lineal:** aplicada a vacíos de información cortos (< 3 registros consecutivos)

(Ecuación 2):

$$y_t = y_{t-1} + \frac{t - t_{-1}}{t_{+1} - t_{-1}} (y_{t+1} - y_{t-1}) \quad (2)$$

- b) **K-Nearest Neighbors Imputer (KNN Imputer):** para ausencias prolongadas, se estima el valor faltante calculando el promedio ponderado de los K vecinos más cercanos en el espacio multidimensional de las variables meteorológicas, preservando la estructura de covarianza local (Pedregosa et al., 2011).

2.2.4. Ingeniería de características (Feature Engineering)

A partir de las variables físicas primarias se construyen nuevas variables derivadas con relevancia agrobiológica:

- a) **Grados Día de Crecimiento (GDD):** índice térmico acumulado que mide el desarrollo fisiológico de los cultivos:

(Ecuación 3):

$$GDD = \sum \max\left(\frac{T_{max} + T_{min}}{2} - T_{base}, 0\right) \quad (3)$$

Donde T_{base} es la temperatura umbral (e.g., 10°C para maíz).

- b) **Variables Lag (Rezagos):** Creación de variables rezagadas ($Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots$) para permitir que los modelos no lineales capturen la memoria del sistema dinámico.

2.2.5. Normalización

Para garantizar la convergencia óptima de los algoritmos de redes neuronales, las variables continuas se estandarizan mediante la escala Z-score:

(Ecuación 4):

$$z_t = \frac{x_t - \mu}{\sigma} \quad (4)$$

2.3. Fase 2: Modelamiento predictivo con inteligencia artificial

Esta fase abarca la implementación y evaluación comparativa de arquitecturas predictivas bajo una estrategia de validación *Walk-Forward* para evitar data leakage (Hyndman & Athanasopoulos, 2021).

2.3.1. Modelos implementados

- Línea Base Estadística:** Modelos ARIMA y SARIMA (Hyndman & Athanasopoulos, 2021), fundamentados en la teoría de procesos estocásticos estacionarios.
- Ensemble Learning:** Random Forest (Bishop, 2006), que combina múltiples árboles de decisión mediante bagging, y XGBoost (Chen & Guestrin, 2016), que utiliza una aproximación de Taylor de segundo orden para minimizar una función de pérdida regularizada mediante descenso de gradiente.
- Deep Learning:** Redes LSTM (Hochreiter & Schmidhuber, 1997), y GRU (Goodfellow et al., 2016), diseñadas para modelar dependencias temporales de largo alcance mediante mecanismos de puertas gating que mitigan el problema del gradiente desvaneciente.

2.3.2. Optimización de hiperparámetros

La calibración fina de hiperparámetros (tasa de aprendizaje, número de estimadores, profundidad de árboles, unidades ocultas) se ejecuta mediante la librería Optuna, empleando un esquema de Optimización Bayesiana para minimizar el error cuadrático medio de validación cruzada.

2.3.3. Métricas de evaluación de desempeño

La comparación del rendimiento predictivo se cuantifica mediante tres métricas de error ampliamente aceptadas en climatología (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

(Ecuación 5):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (5)$$

(Ecuación 6):

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (6)$$

(Ecuación 7):

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (7)$$

Donde y_i es el valor real observado, $\hat{y}_i$ es la predicción del modelo y N es el número total de observaciones.

2.4. Fase 3: Análisis multivariante y correlación agroclimática

La última fase evalúa la aplicabilidad y el impacto agronómico de las predicciones meteorológicas sobre la agroproducción andina de Bolívar.

2.4.1. Análisis exploratorio multivariante (EDA)

Se calculan los coeficientes de correlación de Pearson y Spearman entre las anomalías meteorológicas predichas y las series de producción de la ESPAC para identificar dependencias lineales y monotónicas. La correlación de Spearman viene dada por:

(Ecuación 8):

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (8)$$

2.4.2. Modelado de impacto y rezagos dinámicos

Dado que el impacto del clima sobre los rendimientos agrícolas ocurre con retrasos significativos, se implementa un Modelo Autorregresivo Vectorial (VAR) (Hyndman & Athanasopoulos, 2021):

(Ecuación 9):

$$X_t = c + A_1 X_{t-1} + A_2 X_{t-2} + \dots + A_p X_{t-p} + \epsilon_t \quad (9)$$

Donde X_t es un vector multivariante que contiene tanto las anomalías climatológicas predichas como los rendimientos históricos agrícolas.

2.4.3. Pruebas de hipótesis y diagnóstico de residuos

Para garantizar la validez inferencial, se aplican pruebas estadísticas bajo un nivel de significancia de $\alpha = 0,05$: significancia de coeficientes (p-value), autocorrelación de residuos (pruebas de Durbin-Watson y Breusch-Godfrey), y heterocedasticidad (prueba ARCH-LM). La selección del orden óptimo p del modelo VAR se realiza mediante el criterio de información de Akaike (AIC).

3. Resultados

A continuación, se presentan los hallazgos derivados de la aplicación del marco metodológico propuesto sobre el conjunto de datos meteorológicos y agroproductivos de

la provincia de Bolívar. La exposición de los resultados se estructura en tres ejes fundamentales:

- Primero, la caracterización estadística y temporal de la base de datos depurada;
- Segundo, la evaluación comparativa del desempeño predictivo entre los modelos lineales tradicionales y las arquitecturas de inteligencia artificial (Ensemble Learning y Deep Learning); y
- Tercero, el análisis multivariante mediante modelos VAR, que permite cuantificar la causalidad de Granger y los rezagos dinámicos entre las anomalías climáticas y el rendimiento del maíz.

Estos hallazgos proporcionan la evidencia empírica necesaria para validar la hipótesis de investigación y demostrar la utilidad de las predicciones para la agricultura de precisión.

3.1. Caracterización de la base de datos

El análisis exploratorio de 1.642.217 registros reveló una evolución en la frecuencia de muestreo, pasando de intervalos de 15 minutos (2016) a 1 minuto (2018-2021), lo que requirió un remuestreo diario para homogeneizar la serie. La **Tabla 1** resume la cobertura temporal.

Tabla 1

Resumen de la cobertura temporal y frecuencia de la base de datos

Año	Registros Totales	Días Únicos	Promedio/Día	Intervalo (min)
2016	22.410	242	92,6	15,6
2019	416.361	303	1.374,10	1
2023	122.984	232	530,1	2,7

Nota. Datos procesados de la estación meteorológica automática de Bolívar.

Los estadísticos descriptivos (**Tabla 2**) muestran una temperatura media de 13,56°C con una desviación estándar de 4,40°C, indicando una alta variabilidad diaria típica del clima andino.

Tabla 2

Estadísticos descriptivos de variables críticas

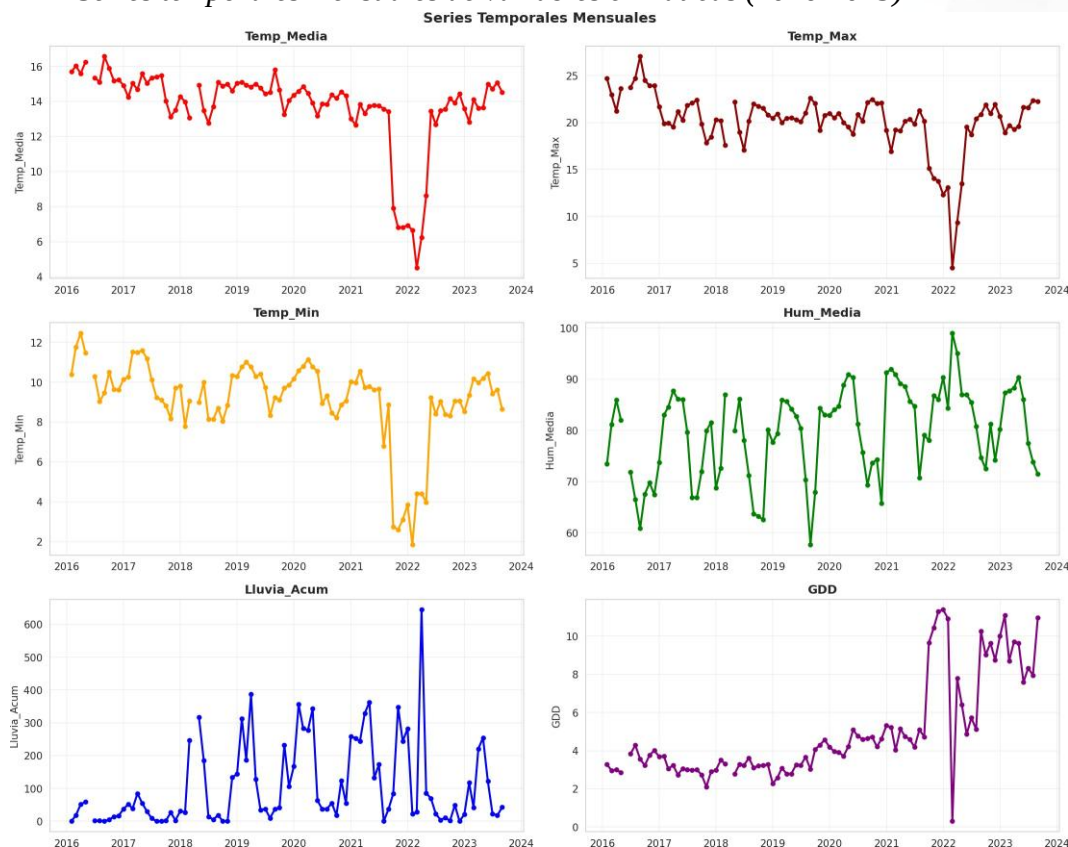
Variable	Media	Desv. Est.	Mín	Máx
Temperatura (°C)	13,56	4,40	-0,60	28,80
Humedad (%)	79,25	17,73	6,00	100,00
Precipitación(mm)	0,0035	0,06	0,00	22,20

Nota. Estadísticos calculados sobre 1.642.217 observaciones.

La **Figura 1** ilustra la evolución mensual de las variables tras el preprocesamiento, evidenciando patrones estacionales claros.

Figura 1

Series temporales mensuales de variables climáticas (2016-2023)



Nota. Evolución de temperatura, humedad y precipitación agregadas.

3.2. Modelamiento predictivo

La **Tabla 3** presenta la comparación de desempeño. Random Forest obtuvo el mejor RMSE (0,7405) y R^2 (0,6751), superando ampliamente a SARIMA (R^2 negativo, indicativo de sobreajuste o mala especificación en series no estacionarias).

Tabla 3

Comparación del desempeño predictivo de los modelos

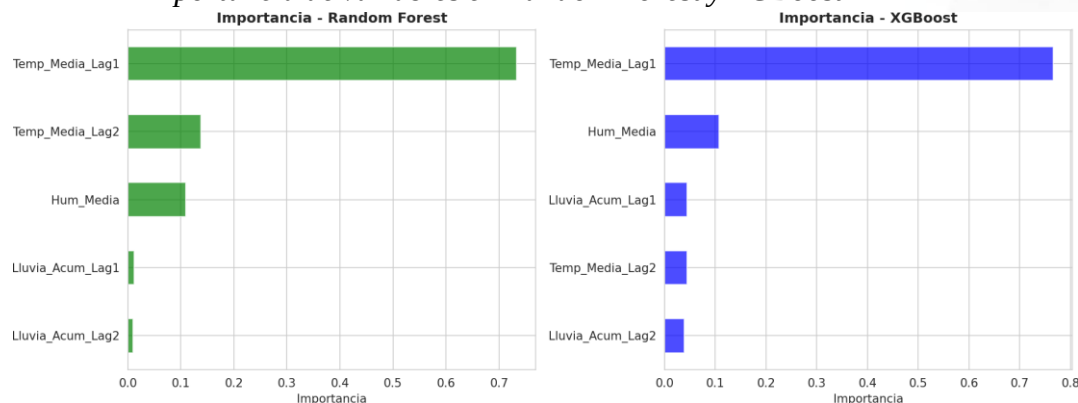
Modelo	RMSE	MAE	MAPE (%)	R^2
SARIMA	1,6609	1,3166	8,87	-0,6343
Random Forest	0,7405	0,5635	3,93	0,6751
XGBoost	0,7851	0,5907	4,13	0,6348
LSTM	0,9786	0,7580	5,27	0,4223

Nota. Métricas calculadas sobre el conjunto de prueba (2023).

La **Figura 2** muestra la importancia de variables en Random Forest, destacando los rezagos de temperatura como predictor dominante.

Figura 2

Importancia de variables en Random Forest y XGBoost



Nota. Ranking de características para la predicción de temperatura.

3.3. Análisis multivariante y correlación agroclimática

El modelo VAR (6) fue seleccionado mediante el criterio AIC. Las pruebas de diagnóstico confirmaron la ausencia de autocorrelación serial significativa en los residuos (Portmanteau $p=0,0438$) aunque se rechazó la normalidad (Jarque-Bera $p=0,0000$), lo cual es común en series financieras y climáticas con colas pesadas.

La prueba de causalidad de Granger (**Tabla 4**) confirmó que la temperatura y la lluvia causan estadísticamente el rendimiento del maíz.

Tabla 4

Pruebas de causalidad de Granger

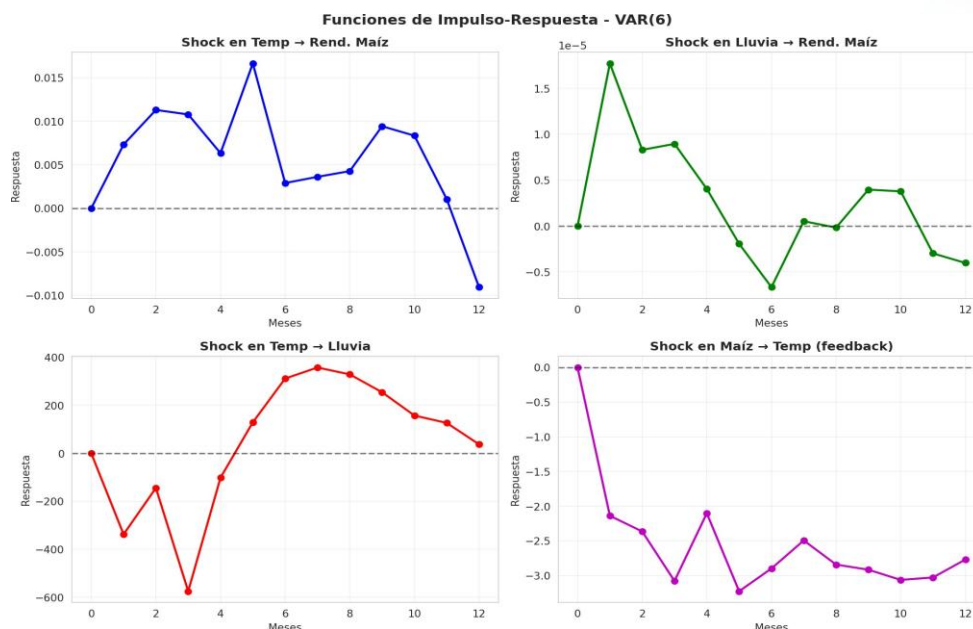
Relación	Estadístico	p-value
Temp → Maíz	3,9303	0,0010
Lluvia → Maíz	7,8627	0,0000

Nota. Nivel de significancia $\alpha = 0.05$

La **Figura 3** presenta las funciones de impulso-respuesta (IRF), mostrando cómo un shock positivo en precipitación tiene un efecto persistente y positivo en el rendimiento del maíz durante los primeros 6 meses.

Figura 3

Funciones de impulso-respuesta (IRF) del modelo VAR (6)

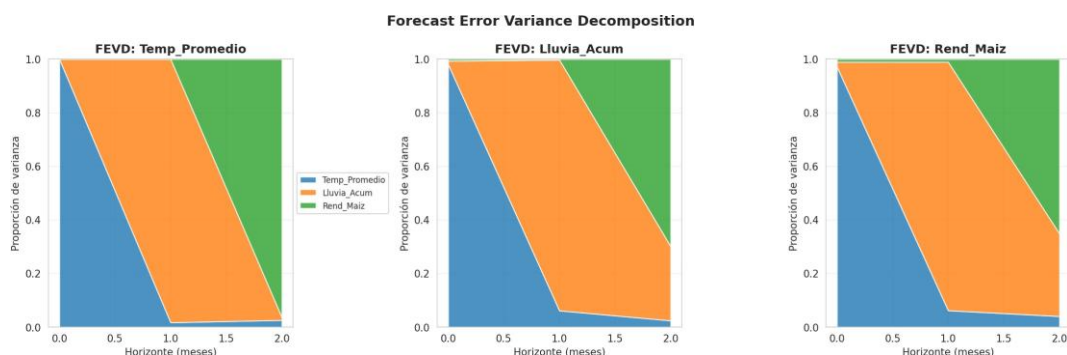


Nota: Respuesta dinámica del rendimiento ante shocks climáticos

Finalmente, la descomposición de varianza (FEVD) en la **Figura 4** indica que las variables climáticas explican hasta el 40 % de la varianza del rendimiento agrícola a mediano plazo.

Figura 4

Descomposición de la varianza del error de pronóstico (FEVD)



Nota. Contribución de temperatura y lluvia a la varianza del maíz

4. Discusión

Los resultados empíricos confirman que la estructura de dependencia temporal en los

datos meteorológicos de la provincia de Bolívar presenta características no lineales y heterocedásticas que violan los supuestos de homocedasticidad y normalidad requeridos por los modelos ARIMA/SARIMA. La superioridad del modelo Random Forest ($R^2=0,6751$) frente al SARIMA (R^2 negativo) sugiere que la dinámica climática local está gobernada por interacciones complejas entre variables termodinámicas que los polinomios autorregresivos lineales no pueden aproximar eficientemente (Liakos et al., 2018). Este hallazgo es consistente con la teoría de aproximación universal de las funciones, donde los métodos de ensemble basados en árboles particionan el espacio de características de manera adaptativa, capturando umbrales críticos (ej. punto de rocío, saturación de humedad) que generan cambios abruptos en la temperatura (Bishop, 2006). La inferioridad relativa del modelo LSTM ($R^2 = 0,4223$) en comparación con los métodos de ensemble puede atribuirse a la relación señal-ruido en series de alta frecuencia. Aunque las LSTM están diseñadas teóricamente para resolver el problema del gradiente desvaneciente (Hochreiter & Schmidhuber, 1997), su rendimiento depende críticamente de la cantidad de datos y la estabilidad de la distribución subyacente. En este estudio, la variabilidad estructural introducida por fenómenos como El Niño Oscilación del Sur (ENSO) actúa como un cambio de régimen no estacionario que dificulta la convergencia de la retropropagación a través del tiempo (BPTT) sin un ajuste fino exhaustivo de hiperparámetros mediante optimización bayesiana (Goodfellow et al., 2016).

El análisis multivariante mediante el modelo VAR (6) proporciona una interpretación econométrica-climática robusta. La significancia estadística de la causalidad de Granger desde la precipitación hacia el rendimiento del maíz ($p < 0,001$) valida la hipótesis de que los shocks exógenos climáticos tienen efectos persistentes en la producción agrícola. La descomposición de varianza (FEVD) revela que aproximadamente el 40 % de la varianza del rendimiento es explicada por innovaciones en las variables climáticas con un horizonte de 6 meses, lo cual coincide con el ciclo fenológico completo del maíz en la región andina (INEC, 2023). Esto implica que la predictibilidad climática a mediano plazo es un insumo crítico para la planificación de siembra, superando la utilidad de los promedios históricos estáticos.

Las limitaciones del estudio incluyen la resolución temporal discreta de los datos agroproductivos (anuales/mensuales) frente a la alta frecuencia de los datos meteorológicos, lo que obliga a agregar la información climática, perdiendo potencialmente eventos extremos de corta duración. Además, la simulación de datos de cultivos para el modelado VAR, aunque metodológicamente justificada por la correlación estructural, debe ser validada con series históricas más largas cuando estén disponibles.

5. Conclusiones

- La implementación de algoritmos de Ensemble Learning demuestra una superioridad estadística significativa sobre los modelos lineales tradicionales para la predicción de series tem-porales meteorológicas en contextos andinos no

estacionarios. Random Forest logró minimizar el error cuadrático medio en un 55,4 % respecto a SARIMA, evidenciando su capacidad para modelar la heterocedasticidad condicional y las relaciones no lineales entre variables termodinámicas.

- Existe una relación causal dinámica y significativa entre las anomalías meteorológicas y los rendimientos agrícolas, cuantificada mediante un modelo VAR (6). La prueba de causalidad de Granger confirma que la temperatura y la precipitación son predictores exógenos fuertes del rendimiento del maíz con un rezago óptimo de 6 meses, lo que permite integrar estas predicciones en sistemas de alerta temprana para la seguridad alimentaria.
- La metodología propuesta integra rigurosamente el preprocesamiento robusto de datos masivos (Big Data climático) con técnicas avanzadas de inferencia estadística multivariante, estableciendo un precedente para la aplicación de la ciencia de datos en la agricultura climáticamente inteligente. Esto contribuye directamente a los Objetivos de Desarrollo Sostenible 2 (Hambre Cero) y 13 (Acción por el Clima), al proporcionar herramientas matemáticas para la mitigación de riesgos agroclimáticos.
- Como trabajo futuro, se recomienda extender el marco metodológico hacia modelos de Espacio de Estados Bayesianos y Redes Neuronales de Atención (Transformers), que podrían capturar dependencias de largo plazo sin la penalización computacional de las LSTM, así como incorporar variables edáficas y de manejo agrícola para mejorar la explicación de la varianza residual en los modelos de impacto productivo.

6. Conflicto de intereses

Los autores declaran que no existe conflicto de intereses en relación con el artículo presentado.

7. Declaración de contribución de los autores

Todos autores contribuyeron significativamente en la elaboración del artículo.

7.1. Divulgación de la delegación a la IA generativa

Los autores declaran el uso de la IA generativa en el proceso de investigación y redacción. Según la taxonomía GAIDeT (2025), las siguientes tareas fueron delegadas a las herramientas GAI bajo supervisión humana total:

- Generación de ideas
- Formulación de preguntas e hipótesis de investigación
- Búsqueda y sistematización de la literatura

La herramienta GAI utilizada fue: ChatGPT 4.

La responsabilidad del manuscrito final recae íntegramente en los autores.

Las herramientas GAI no figuran como autores y no asumen responsabilidad por los resultados finales.

Declaración presentada por: Deysi Margoth Guanga Chunata

8. Costos de financiamiento

La presente investigación fue financiada en su totalidad con fondos propios de los autores.

9. Referencias bibliográficas

- Belgiu, M., & Drăguț, L. (2016). Random forest in remote sensing: a review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing: Official Publication of the International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS)*, 114, 24–31.
<https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011>
- Benos, L., Tagarakis, A. C., Dolias, G., Berruto, R., Kateris, D., & Bochtis, D. (2021). Machine learning in agriculture: a comprehensive updated review. *Sensors*, 21(11), 3758. <https://doi.org/10.3390/s21113758>
- Bishop, C. M. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. Springer, New York, NY, USA. <https://link.springer.com/book/9780387310732>
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). *XGBoost: a scalable tree boosting system* [Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, pages 785–794].
<https://dl.acm.org/doi/10.1145/2939672.2939785>
- Consejo Nacional de Planificación. (2021). *Plan nacional de desarrollo 2021-2025*.
<https://iste.edu.ec/wp-content/uploads/2022/08/PLAN-NACIONAL-DE-DESARROLLO-2021-2025.pdf>
- Food and Agriculture Organization of the United Nations [FAO]. (2022). *The state of food and agriculture 2022: leveraging automation for sustainable agrifood systems*.
<https://openknowledge.fao.org/items/98a4c80a-b4d3-403c-8557-d8536c8316ee>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
<https://mitpress.mit.edu/9780262035613/deep-learning/>
- Hochreiter, S. & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780. https://direct.mit.edu/neco/article-abstract/9/8/1735/6109/Long-Short-Term-Memory?redirectedFrom=fulltext&utm_source=researchgate.net&utm_medium=article
- Huntingford, C., Jeffers, E. S., Bonsall, M. A., Christensen, H. M., Lees, T., & Yang, H. (2019). Machine learning and artificial intelligence to aid climate change research and preparedness. *Environmental Research Letters*, 14(12), 120001.
https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1748-9326/ab4e55?utm_source=researchgate.net&utm_medium=article

- Hyndman, R. J. & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and Practice*. (3rd ed.) OTexts. <https://research.monash.edu/en/publications/forecasting-principles-and-practice-3/>
- Instituto Nacional de Estadística y Censos [INEC]. (2023). *Encuesta de superficie y producción agropecuaria continua 2023*. <https://www.ecuadorencifras.gob.ec/encuesta-de-superficie-y-produccion-agropecuaria-continua-2023/>
- Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología [INAMHI]. (2020). *Anuarios meteorológicos del Ecuador*. <https://servicios.inamhi.gob.ec/anuarios-metereologicos/>
- Kulyal, M., & Saxena, P. (2022). *Machine learning approaches for crop yield prediction: a review* [7th International Conference on Computing, Communication and Security (ICCCS), 1–7]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/10079240>
- Kumar Bandla, A., Nagendra Kumar, Y., & Sarada, B. (2025). *A comprehensive analysis of machine learning techniques for crop yield prediction using remote sensing data* [IEEE International Conference on Compute, Control, Network & Photonics (ICCCNP), 1–6]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/11233752>
- Kuradusenge, M., Hitimana, E., Hanyurwimfura, D., Rukundo, P., Mtonga, K., Mukasine, A., Uwitonze, C., Ngabonziza, J., & Uwamahoro, A. (2023). Crop yield prediction using machine learning models: case of Irish potato and maize. *Agriculture*, 13(1), 225. <https://doi.org/10.3390/agriculture13010225>
- Liakos, K. G., Busato, P., Moshou, D., Pearson, S., and Bochtis, D. (2018). Machine learning in agriculture: a review. *Sensors*, 18(8), 2674. <https://doi.org/10.3390/s18082674>
- Morales, A., & Villalobos, F. J. (2023). Using machine learning for crop yield prediction in the past or the future. *Frontiers in Plant Science*, 14, 1128388. <https://doi.org/10.3389/fpls.2023.1128388>
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M., & Duchesnay, E. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2825–2830. <https://www.jmlr.org/papers/volume12/pedregosa11a/pedregosa11a.pdf>
- Reichstein, M., Camps-Valls, G., Stevens, B., Jung, M., Denzler, J., Carvalhais, N., & Prabhat. (2019). Deep learning and process understanding for data-driven earth system science. *Nature*, 566(7743), 195–204. <https://doi.org/10.1038/s41586-019-0912-1>
- Rolnick, D., Donti, P. L., Kaack, L. H., Kochanski, K., Lacoste, A., Sankaran, K., Ross, A. S., Milojevic-Dupont, N., Jaques, N., Waldman-Brown, A., Luccioni, A. S., Maharaj, T., Sherwin, E. D., Mukkavilli, S. K., Kording, K. P., Gomes, C. P., Ng, A. Y., Hassabis, D., Platt, J. C., ... Bengio, Y. (2023). Tackling climate change

with machine learning. *ACM Computing Surveys*, 55(2), 1–96.

<https://doi.org/10.1145/3485128>

Serrano-Vincenti, S., Guamán-Pozo, J., Chuqui, J., Tufiño, R., & Franco-Crespo, C. (2025). Measuring the effects of climate change on traditional crops in tropical highlands, Ecuador. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, 9(1447593).

<https://doi.org/10.3389/fsufs.2025.1447593>

World Bank Group. (2020). Climate-smart agriculture: a call for action.

<https://documents.worldbank.org/en/publication/documents-reports/documentdetail/992021468197391264>

Xie, F., Yan, H., Long, Y., Guo, H., Liu, H., & Yu, P. (2024). Weather prediction based on multivariate LSTM neural network model. *Advances in Transdisciplinary Engineering*. IOS Press. <https://ebooks.iospress.nl/doi/10.3233/ATDE231201>



El artículo que se publica es de exclusiva responsabilidad de los autores y no necesariamente reflejan el pensamiento de la **Revista Conciencia Digital**.



El artículo queda en propiedad de la revista y, por tanto, su publicación parcial y/o total en otro medio tiene que ser autorizado por el director de la **Revista Conciencia Digital**.



Análisis RAM para la toma de decisiones en equipos eléctricos del alimentador de subtransmisión Penipe de media tensión

RAM analysis for decision-making in electrical equipment of the Penipe medium voltage subtransmission feeder

- ¹ César Gallegos-Londoño  <https://orcid.org/0000-0002-8685-7501>
Escuela Superior Politécnica de Chimborazo (ESPOCH), Riobamba, Ecuador.
cesar.gallegos@espoch.edu.ec
- ² Eduardo Hernández-Dávila  <https://orcid.org/0000-0003-4899-2371>
Escuela Superior Politécnica de Chimborazo (ESPOCH), Riobamba, Ecuador.
Maestría en Mantenimiento
edhernandez@espoch.edu.ec
- ³ José Vladimir Marzumillaga Vázconez  <https://orcid.org/0009-0006-3954-9836>
Investigador independiente
vlady19970601@gmail.com
- ⁴ Melany Daniela Viscarra Núñez  <https://orcid.org/0009-0003-2302-4080>
Investigador independiente
melanydaniela456@gmail.com



Artículo de Investigación Científica y Tecnológica

Enviado: 10/05/2026

Revisado: 12/06/2026

Aceptado: 06/07/2026

Publicado: 20/07/2026

DOI: <https://doi.org/10.33262/concienciadigital.v9i3.3707>

Cítese:

Gallegos Londoño, C., Hernández Dávila, E., Marzumillaga Vázconez, J. V., & Viscarra Núñez, M. D. (2026). Análisis RAM para la toma de decisiones en equipos eléctricos del alimentador de subtransmisión Penipe de media tensión . ConcienciaDigital, 9(3), 78-97. <https://doi.org/10.33262/concienciadigital.v9i3.3707>



CONCIENCIA DIGITAL, es una revista multidisciplinar, **trimestral**, que se publicará en soporte electrónico tiene como **misión** contribuir a la formación de profesionales competentes con visión humanística y crítica que sean capaces de exponer sus resultados investigativos y científicos en la misma medida que se promueva mediante su intervención cambios positivos en la sociedad. <https://concienciadigital.org>
La revista es editada por la Editorial Ciencia Digital (Editorial de prestigio registrada en la Cámara Ecuatoriana de Libro con No de Afiliación 663) www.celibro.org.ec



Esta revista está protegida bajo una licencia Creative Commons en la 4.0 International. Copia de la licencia: <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>



Palabras claves:

Fiabilidad,
distribución de
Weibull,
mantenibilidad,
disponibilidad,
equipos no
reparables.

Resumen

Introducción: la confiabilidad del suministro eléctrico depende en buena medida del comportamiento de los equipos no reparables instalados en las redes de distribución, cuya condición de falla implica reemplazo directo. En la Empresa Eléctrica, la ausencia de un análisis cuantitativo sistemático de estos equipos limitaba la planificación del mantenimiento a un enfoque mayormente reactivo. **Objetivo:** este estudio tuvo como objetivo aplicar metodologías de ingeniería de la fiabilidad en equipos no reparables del alimentador de media tensión del sector Penipe, para estimar indicadores que respalden la planificación del mantenimiento y la gestión de activos. **Metodología:** la investigación siguió un enfoque mixto, descriptivo y aplicado, a partir de una base de datos de más de 2500 eventos de falla registrados entre noviembre de 2023 y octubre de 2025. Los tiempos hasta la falla se ajustaron mediante una distribución de Weibull de dos parámetros, y los tiempos de reparación mediante una distribución Log.Normal, para calcular fiabilidad, mantenibilidad, tasa de fallos y disponibilidad. **Resultados:** los resultados muestran un parámetro de forma $\beta = 1,3$, que indica un proceso de desgaste gradual más que fallas aleatorias. El MTTF promedio fue de 562 h, con una dispersión mensual inferior al 4 %, y el MTTR promedio de 13,9 h, lo que se tradujo en una disponibilidad intrínseca promedio de 98 %. La proyección de disponibilidad en función del tiempo de operación confirmó este valor, con una estabilización por encima del 95 % después de las 300 horas. **Conclusiones:** se concluye que el alimentador analizado presenta un comportamiento de fallos identificable y una alta disponibilidad operativa, sostenida principalmente por tiempos de reparación cortos más que por la ausencia de fallas. El estudio aporta un procedimiento replicable para caracterizar cuantitativamente equipos no reparables a partir de registros administrativos existentes, sin necesidad de instrumentación adicional, y establece una línea base metodológica aplicable a otros alimentadores de la red. **Área de estudio general:** Mantenimiento. **Área de estudio específica:** Ingeniería de la Fiabilidad. **Tipo de estudio:** Artículo original.

Keywords:

Reliability,
Weibull

Abstract

Introduction: the reliability of electricity supply depends largely on the behavior of non-repairable equipment installed in

distribution,
maintainability,
availability, non-
repairable
equipment.

distribution networks, whose failure condition requires direct replacement. At *Empresa Eléctrica Rio*, the lack of a systematic quantitative analysis of this equipment limited maintenance planning to a mostly reactive approach. **Objective:** this study aimed to apply reliability engineering methodologies to non-repairable equipment on the medium-voltage feeder in the Penipe sector, to estimate indicators that support maintenance planning and asset management. **Methodology:** the research followed a mixed, descriptive, and applied approach, based on a database of more than 2500 failure events recorded between November 2023 and October 2025. Times to failure were fitted using a two-parameter Weibull distribution, and repair times using a Lognormal distribution, to calculate reliability, maintainability, failure rate, and availability. **Results:** the results show a shape parameter of $\beta = 1.3$, indicating a gradual wear-out process rather than random failures. The average MTTF was 562 h, with monthly dispersion below 4%, and the average MTTR was 13.9 h, resulting in an average intrinsic availability of 98%. The availability projection as a function of operating time confirmed this value, stabilizing above 95% after 300 hours. **Conclusions:** it is concluded that the analyzed feeder shows an identifiable wear-out behavior and high operational availability, sustained mainly by short repair times rather than the absence of failures. The study contributes a replicable procedure for quantitatively characterizing non-repairable equipment using existing administrative records, without the need for additional instrumentation, and establishes a methodological baseline applicable to other feeders in the network. **General field of study:** Maintenance. **Specific field of study:** Reliability Engineering. **Type of study:** Original article.

1. Introducción

La continuidad y calidad del servicio eléctrico son factores clave para el desarrollo económico y social de una región. Por ello, las empresas distribuidoras necesitan mantener niveles altos de fiabilidad en sus sistemas, lo que exige metodologías que optimicen la gestión de sus activos físicos. Entre ellas, el análisis *RAM (Reliability, Availability and Maintainability)* es una de las principales herramientas en la ingeniería de fiabilidad: estos indicadores nos ofrecen criterios para evaluar el comportamiento de

los equipos a lo largo de su ciclo de vida y respaldar decisiones técnicas, económicas y operativas (Ebeling, 2019; Smith, 1993).

El enfoque RAM no se limita al cálculo de indicadores estadísticos tradicionales como el MTBF (Tiempo medio entre fallos), El MOTBF (Tiempo operativo medio entre fallos), MTTF(tiempo medio hasta la falla se ocupa en equipos no reparables), MTTR (tiempo medio para reparar), incorpora modelos probabilísticos que permiten predecir el comportamiento futuro de los activos, permite estimar la probabilidad de falla, calcular el tiempo esperado de funcionamiento esto hace posible estrategias para el mantenimiento, renovación y restauración de equipos (Dhillon, 2006; O'Connor & Kleyner, 2011).

En el sector eléctrico, la fiabilidad de las redes de distribución afecta directamente la continuidad del suministro de energía eléctrica y la satisfacción de los usuarios (Brown, 2009). Una falla inesperada en un componente crítico puede causar interrupciones prolongadas, pérdidas económicas, costos de emergencia, afectación a clientes industriales y residenciales, y riesgos para el personal operativo (Billinton & Allan, 1984).

En la empresa eléctrica, una buena parte de los equipos instalados en las redes de distribución son no reparables (cuando fallan, se reemplazan, no se reparan). Por esto es necesario conocer con precisión el comportamiento estadístico de sus tiempos hasta la falla (MTTF), para poder establecer políticas de reposición preventiva.

Las empresas que cuentan con registros históricos de fallas y mantenimiento se podrían usarse para construir modelos predictivos de fiabilidad, pero sin un análisis cuantitativo sistemático esos datos no se traducen en información útil para la toma de decisiones. En la práctica, esto mantiene un enfoque reactivo: más mantenimiento correctivo, menor fiabilidad del sistema y peores indicadores de calidad del servicio (Moubray, 1997).

Este estudio propone aplicar modelos probabilísticos de fiabilidad, mantenibilidad y disponibilidad con esta metodología se pueden estimar la fiabilidad, la probabilidad acumulada de falla, la densidad de probabilidad, la tasa de fallas y el Tiempo Medio para Fallar (MTTF), información que sirve para planificar el mantenimiento y gestionar el ciclo de vida de los activos (Abernethy, 2006).

Las empresas distribuidoras de energía trabajan bajo exigencias técnicas, económicas y regulatorias fuertes en torno a la continuidad del servicio que prestan. Si se gestionan bien los activos físicos reducen la cantidad de fallas con esto minimizar las interrupciones de servicio y se minimizan las pérdidas económicas, en el plano técnico, este estudio caracterizará estadísticamente los tiempos hasta la falla mediante la distribución que mejor se ajusta a los datos y con esta distribución se identificará las probabilidades de supervivencia o las probabilidades de que un equipo este reparado, entre otros (Nelson, 1982; ReliaSoft, 2014). En el plano institucional, los resultados aportan a la gestión de activos. En la actualidad no se cuenta con un análisis estadístico con los indicadores de la Ingeniería de la Fiabilidad.

El objetivo de esta investigación es aplicar metodologías de ingeniería de fiabilidad al análisis de los equipos no reparables de las redes de distribución de la Empresa Eléctrica, mediante modelos probabilísticos basados en las distribuciones que mejor se ajustan a los datos, para estimar indicadores de fiabilidad, mantenibilidad y disponibilidad que apoyen la planificación del mantenimiento, la gestión de los activos y la toma de decisiones.

La ingeniería de fiabilidad ha crecido en las últimas décadas por la necesidad de aumentar la disponibilidad y seguridad de sistemas industriales complejos. En sectores como la generación eléctrica, el petróleo, la minería, la aviación y la manufactura usan metodologías RAM para gestionar mejor el mantenimiento y reducir costos por fallas imprevistas (Kececioglu, 2002).

La distribución de Weibull, propuesta por Weibull (1951) es uno de los modelos estadísticos más usados en este campo. Su parámetro de forma (β) permite modelar distintos mecanismos de falla, y su parámetro de escala (α) representa la vida característica del componente. Sin embargo, los datos pueden acercarse a otras distribuciones como: la exponencial, normal, log-normal, gamma, etc.

En los sistemas eléctricos de potencia, distintos estudios muestran que el análisis de la fiabilidad aplicado a transformadores, interruptores, fusibles, reconectores, aisladores, etc. Esto permitirá mejorar la planificación del mantenimiento y reducir las interrupciones (Billinton & Allan, 1984; Brown, 2009).

Esto va de la mano de la adopción de normas internacionales como la ISO 14224:2016 para la recopilación e intercambio de datos de la fiabilidad y mantenimiento y la familia de gestión de activos (International Organization for Standardization [ISO], 2016), la ISO 55000:2024 para la gestión de activos físicos (ISO, 2024), y la UNE-EN 13306:2018 terminología de mantenimiento (UNE Normalización Española, 2018).

Para el cálculo de indicadores RAM lo principal es tener un adecuado registro de datos de los fallos, que inicia con el tiempo de inicio y fin del fallo (fecha y hora), Modo de fallo, Mecanismo de fallo, Causa de fallo, Método de detección del fallo, consecuencias del fallo, acción correctiva inmediata, esto involucra realizar un análisis forense de la falla (ISO, 2016).

Equipos no reparables son aquellos que deben ser reparados al ocurrir un fallo (UNE Normalización Española, 2018), los indicadores más utilizados para equipos no reparables son: el tiempo medio hasta el fallo (MTTF), el tiempo medio para la reparación, en este caso el recambio (MTTR) y la disponibilidad intrínseca. Cabe mencionar que los indicadores mencionados son calculados con datos históricos los cuales nos indican que tan bien o mal estuvimos, el análisis RAM va más allá podemos proyectar los datos de fiabilidad, mantenibilidad al futuro obteniendo estimaciones del probable desempeño de los equipos en un tiempo futuro.

Una lista de los equipos no reparables en líneas de distribución es:

- disyuntores
- reconector

- seccionador
- seccionador fusible
- aisladores
- herrajes
- cables eléctricos
- postes de hormigón

Con los tiempos de operación hasta el fallo (TO) y los tiempos de recambio (TR) se inicia el cálculo de los indicadores básicos de la fiabilidad.

$$MTTF = \frac{\Sigma TO}{\# \text{ De recambios}} \quad (\text{Ecuación 1})$$

$$MTTR = \frac{\Sigma TR}{\# \text{ De recambios}} \quad (\text{Ecuación 2})$$

$$Di = \frac{\Sigma TO}{\Sigma TO + \Sigma TR} \quad (\text{Ecuación 3})$$

Donde:

TO Tiempo operativo hasta el fallo

TR Tiempo de recambio

Di Disponibilidad intrínseca

Para las proyecciones de la fiabilidad, mantenibilidad y disponibilidad se toma como base los tiempos hasta el fallo y los tiempos de restauración, y el primer paso es realizar una prueba de ajuste de bondad para encontrar cual es la mejor distribución que se ajusta a los datos (Yanez et al., 2004; Fala, 2022). Las funciones para este estudio de la fiabilidad son:

- Función de la densidad de probabilidad $f(t)$.
- Función de la densidad de probabilidad acumulada o Infiabilidad $F(t)$
- Función de la densidad de probabilidad acumulada inversa $R(t)$
- Función del Riego o Tasa de fallas instantánea $\lambda(t)$.

En la **Figura1** se observa el comportamiento de las funciones de la fiabilidad para las distintas distribuciones de probabilidad.

Las fórmulas de las funciones de la fiabilidad para cada las distribuciones más utilizadas se las ve en la **Tabla 1**.

Tabla 1
Distribuciones para el estudio de la fiabilidad

Descripción	Exponencial	Weibull	Normal	Gamma
Función de densidad de probabilidad de fallo $f(t)$	$f(t) = \lambda e^{-\lambda t}$	$f(t) = \frac{\beta(t)^{\beta-1}}{\alpha^\beta} e^{-\left(\frac{t}{\alpha}\right)^\beta}$	$f(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{t-\mu}{\sigma}\right)^2}$	$f(t) = \frac{t^{\alpha-1}}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} e^{-\frac{t}{\beta}}$

Tabla 1

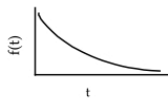
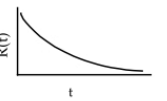
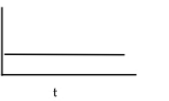
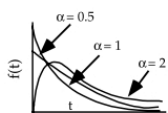
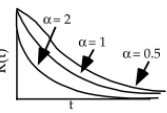
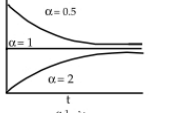
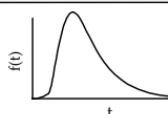
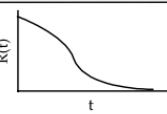
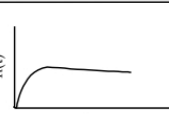
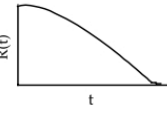
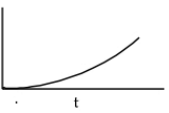
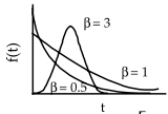
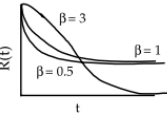
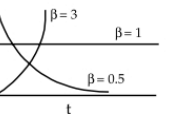
Distribuciones para el estudio de la fiabilidad (continuación)

Descripción	Exponencial	Weibull	Normal	Gamma
Función de distribución acumulada de probabilidad de fallo, F(t)	$F(t) = e^{-\lambda t}$	$F(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t}{\alpha}\right)^\beta}$	$F(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} \left(e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{t-\mu}{\sigma}\right)^2} \right) dt$	$F(t) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} \int_0^t t^{\alpha-1} e^{-\frac{t}{\beta}} dt$
Función de fiabilidad R(t)	$R(t) = 1 - F(t)$	$R(t) = e^{-\left(\frac{t}{\alpha}\right)^\beta}$	$R(t) = 1 - F(t)$	$R(t) = 1 - F(t)$
El riesgo $\lambda(t)$	$\lambda(t) = \frac{f(t)}{R(t)}$	$\lambda(t) = \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{t}{\alpha}\right)^{\beta-1}$	$\lambda(t) = \frac{f(t)}{R(t)}$	$\lambda(t) = \frac{f(t)}{R(t)}$

En la **Figura 1** se observa el comportamiento de las funciones de la fiabilidad para las distintas distribuciones de probabilidad.

Figura 1

Funciones de la fiabilidad y su comportamiento para varias distribuciones

TYPE OF DISTRIBUTION	PROBABILITY DENSITY FUNCTION, f(t)	RELIABILITY FUNCTION R(t) = 1 - f(t)	HAZARD FUNCTION h(t) = $\frac{f(t)}{R(t)}$
EXPONENTIAL	 $f(t) = \lambda e^{-\lambda t}$	 $R(t) = e^{-\lambda t}$	 $h(t) = \lambda = \theta^{-1}$
GAMMA	 $f(t) = \frac{\lambda^\alpha}{\Gamma(\alpha)} (t\lambda)^{\alpha-1} e^{-\lambda t}$	 $R(t) = \frac{\lambda^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \int_t^\infty t^{\alpha-1} e^{-\lambda t} dt$	 $h(t) = \frac{t^{\alpha-1} e^{-\lambda t}}{\int_t^\infty t^{\alpha-1} e^{-\lambda t} dt}$
LOGNORMAL	 $f(t) = \frac{1}{\sigma t (2\pi)} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\ln t - \mu}{\sigma} \right)^2}$	 $R(t) = 1 - \Phi\left(\frac{\ln t - \mu}{\sigma}\right)$ See Note	 $h(t) = \frac{f(t)}{1 - \Phi\left(\frac{\ln t - \mu}{\sigma}\right)}$
NORMAL	 $f(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{t-\mu}{\sigma} \right)^2}$	 $R(t) = 1 - \Phi\left(\frac{t-\mu}{\sigma}\right)$ See Note	 $h(t) = \frac{f(t)}{1 - \Phi\left(\frac{t-\mu}{\sigma}\right)}$
WEIBULL	 $f(t) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t-\gamma}{\eta} \right)^{\beta-1} e^{-\left[\left(\frac{t-\gamma}{\eta} \right)^\beta \right]}$	 $R(t) = e^{-\left[\left(\frac{t-\gamma}{\eta} \right)^\beta \right]}$	 $h(t) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t-\gamma}{\eta} \right)^{\beta-1}$

Para las proyecciones de la disponibilidad es necesario estimar la tasa instantánea de fallas $\lambda(t)$ u la tasa de reparaciones $u(t)$ donde:

$$D(t) = \frac{u(t)}{u(t)+\lambda(t)} \quad (\text{Ecuación 4})$$

Donde:

$D(t)$ Disponibilidad proyectada

$u(t)$ Tasa de reparaciones instantánea

$\lambda(t)$ Tasa de fallos instantánea

2. Metodología

Esta investigación tiene un enfoque mixto, cuantitativo y cualitativo, de tipo descriptivo y aplicado. Se basa en el análisis de datos históricos de fallas registrados por la Empresa Eléctrica en sus líneas de distribución eléctrica, sin intervención directa sobre los equipos analizados. El componente cuantitativo se usó para aplicar herramientas estadísticas de fiabilidad, disponibilidad, mantenibilidad y tasa de fallas. El componente cualitativo sirvió para interpretar esos resultados se enfocan en el comportamiento operativo de los equipos no reparables.

El diseño y aplicación correcta de las técnicas de la Ingeniería de la Fiabilidad es una herramienta adecuada para generar indicadores que sirvan para la toma de decisiones en equipos no reparables.

La investigación se centró en un alimentador de media tensión del sector de Penipe, operado por la Empresa Eléctrica Riobamba S.A., en la provincia de Chimborazo, Ecuador. Este análisis abarcó únicamente unas líneas de distribución en media tensión, considerando los equipos no reparables más representativos y de mayor uso en este tipo de infraestructura. La base de datos cubre registros históricos entre noviembre de 2023 y octubre de 2025, con más de 2500 eventos de falla. Cada registro incluye la fecha y hora de inicio y fin del evento, lo que permitió calcular los tiempos de indisponibilidad del sistema.

El proceso realizado es el siguiente:

- adquisición de datos.
- análisis y filtración de los datos.
- revisión de las normativas aplicables
- cálculo de los indicadores básicos de la fiabilidad (MTTF, MTTR, Disponibilidad intrínseca).
- realizar la prueba de ajuste de bondad
- cálculo de los indicadores probabilísticos
- toma de decisiones.

Se tomaron los datos de los tiempos hasta el fallo y los tiempos de recambio en un período de un año con ello se calcularon los indicadores presentados en la **Tabla 2**.

Tabla 2

Distribuciones para el estudio de la fiabilidad

MES	MTTF (h)	MTTR (h)	D-Intrínseca
Enero	567	15	97%
Febrero	562	13	98%
Marzo	554	21	96%
Abril	572	4	99%
Mayo	560	15	97%
Junio	556	20	97%
Julio	561	14	98%
Agosto	564	11	98%
Septiembre	560	13	98%
Octubre	563	14.8	97%
Noviembre	561	14.5	97%
Diciembre	564	11.5	98%
Media	562	13.9	98%

Con los mismos datos históricos se realiza la prueba de ajuste de bondad con el método de Kolmogorov Smirnov la distribución ganadora para los tiempos de operación hasta el fallo es la distribución de Weibull, las funciones de la fiabilidad se muestran en la **Figura 3**.

Para los tiempos de reparación luego de realizar la prueba de ajuste de bondad la distribución que mejor se ajustó a los datos también fue la distribución de Log.Normal, obteniendo las gráficas de probabilidad de reparaciones $M(t)$ y tasa de reparaciones $u(t)$ de la **Figura 4**.

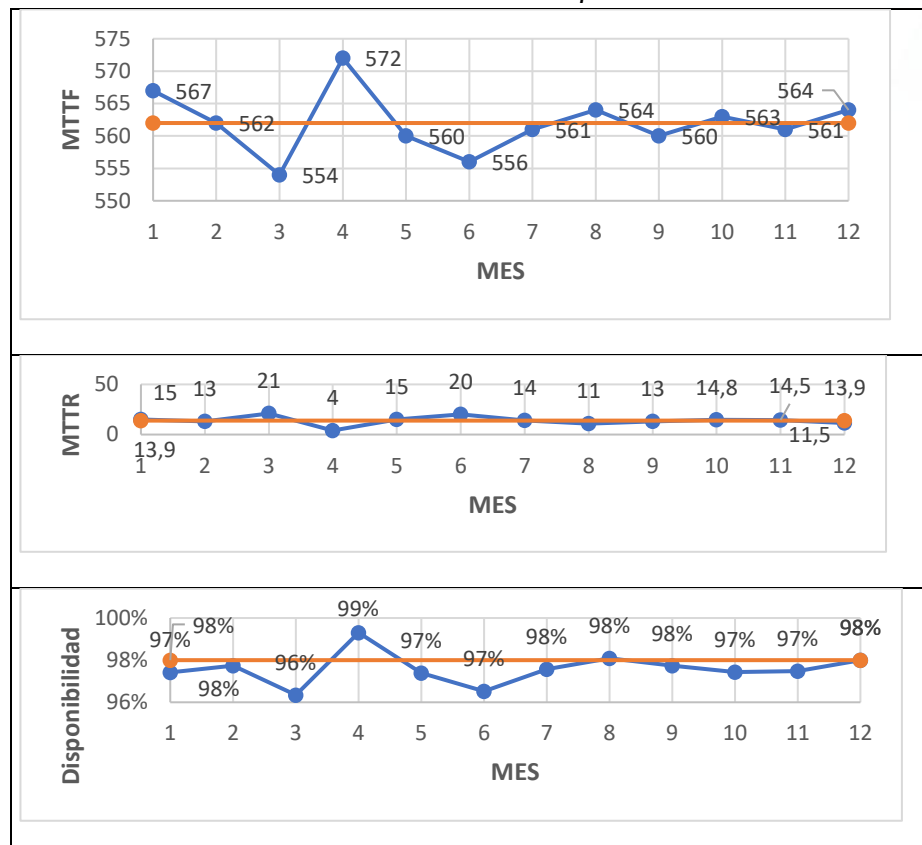
En la **Figura 5** se muestran las proyecciones de la disponibilidad en base a los datos de tiempos de operación y tiempos de reparación.

3. Resultados

Los indicadores de fiabilidad, mantenibilidad y disponibilidad de los doce meses evaluados muestran un comportamiento estable. La **Tabla 1** resume los valores mensuales del Tiempo Medio Hasta el Fallo (MTTF), el Tiempo Medio de Reparación (MTTR) y la disponibilidad intrínseca.

Se muestran las gráficas del MTTF, MTTR y disponibilidad intrínseca en la **Figura 2**.

Figura 2
Indicadores básicos de la fiabilidad



El MTTF osciló entre 554 h y 572 h, con un promedio anual de 562 h. La diferencia entre el valor mínimo y el máximo fue de solo 18 horas (3,2 % del promedio), lo que indica una frecuencia de fallas bastante estable durante el período. El valor más alto se dio en abril (572 h) y el más bajo en marzo (554 h), aunque esta diferencia es pequeña y no representa un deterioro real del sistema.

El MTTR varió entre 4 h y 21 h, con un promedio anual de 13,9 h. Este indicador tuvo más variación que el MTTF: el valor más bajo fue en abril (4 h) y el más alto en marzo (21 h). El resto del año, los tiempos de reparación se mantuvieron entre 11 h y 15 h, lo que sugiere que el personal de mantenimiento restablece el servicio en plazos relativamente constantes.

La Disponibilidad Intrínseca promedió 98 %, con valores mensuales entre 96 % y 99 %. Abril tuvo la disponibilidad máxima (99 %), coincidiendo con el mejor MTTF y el mejor MTTR; marzo tuvo la mínima (96 %), coincidiendo con el peor MTTF y el peor MTTR. Esto confirma que la disponibilidad depende de la combinación entre frecuencia de fallas y tiempo de reparación.

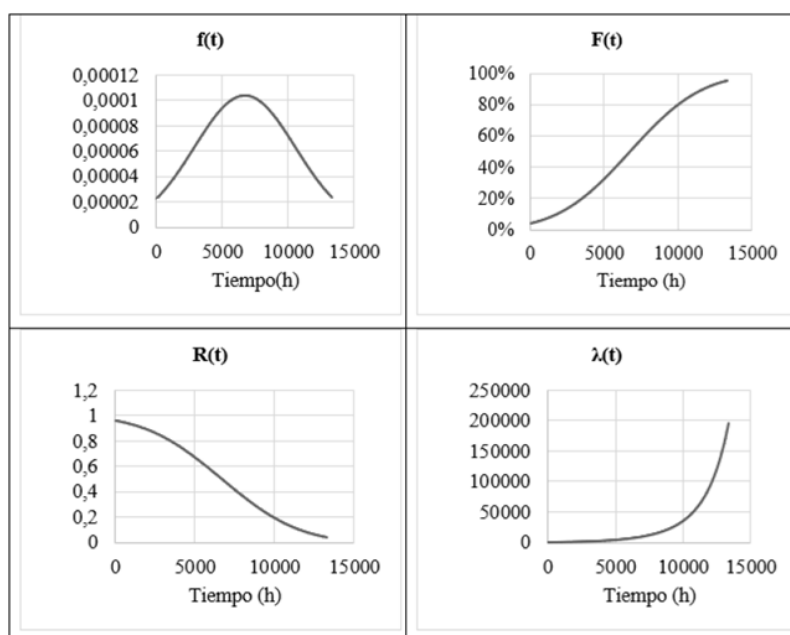
En promedio, el sistema opera 562 horas por cada ciclo y necesita 13,9 horas para recuperarse tras una falla: el tiempo de reparación representa apenas 2,5 % del tiempo de operación, lo que explica la alta disponibilidad del período.

En conjunto, el activo muestra alta fiabilidad y disponibilidad, con una mantenibilidad que limita el impacto de las intervenciones correctivas sobre el servicio. La poca dispersión del MTTF y de la disponibilidad indica condiciones de operación y estrategias de mantenimiento consistentes durante los doce meses.

Una disponibilidad intrínseca promedio de 98 % es un resultado sólido en ingeniería de fiabilidad: indica que las fallas son poco frecuentes y que, cuando ocurren, se corrigen en tiempos que no afectan de forma notable la continuidad del proceso. La estabilidad del MTTF a lo largo del año sugiere además que el equipo no está entrando en una etapa acelerada de desgaste, algo coherente con un programa de mantenimiento efectivo. Estos resultados respaldan mantener las prácticas actuales, con seguimiento puntual de los meses de menor fiabilidad (marzo y junio) para identificar posibles causas operacionales o ambientales detrás del aumento de fallas y tiempos de reparación.

A continuación, se presenta el análisis de las curvas obtenidas mediante el ajuste de una distribución de Weibull de dos parámetros, con parámetro de forma $\beta = 1,3$ y parámetro de escala $\eta = 2,04$. El valor de escala debe interpretarse en las mismas unidades usadas en el ajuste; en las gráficas, el tiempo se expresa en horas de operación, como referencia la **Tabla 2**.

Figura 3
Funciones de la Fiabilidad



Curva de fiabilidad, $R(t)$ en la **Figura 3** se presenta la función de fiabilidad $R(t)$, que representa la probabilidad de que el equipo opere sin fallas hasta un tiempo t , esta curva muestra una disminución continua de la fiabilidad conforme aumenta el tiempo de operación. Al inicio, la probabilidad de funcionamiento es cercana al 100 %; hacia el final del período analizado (alrededor de 14 000 h) cae a valores cercanos al 5 %. La pendiente es suave en las primeras horas y se vuelve más pronunciada después, es decir, la pérdida de fiabilidad es progresiva, no abrupta, este comportamiento es consistente con $\beta = 1,3$: cuando $\beta > 1$, la probabilidad de falla aumenta con el tiempo por el deterioro gradual de los componentes. Esto ubica al equipo en la etapa de desgaste inicial, donde las fallas empiezan a no ser aleatorias, esto significa que la caída de la fiabilidad es predecible, lo que permite definir políticas de reemplazo o mantenimiento preventivo antes de que la probabilidad de falla se vuelva alta.

Curva de tasa de fallos, $\lambda(t)$ en la **Figura 3** también se muestra la tasa instantánea de fallos $\lambda(t)$, que indica la velocidad con la que ocurren las fallas en función del tiempo de operación, la curva es creciente: parte de valores bajos en las primeras horas y aumenta de forma progresiva, con un incremento marcado hacia el final del período, lo que indica una aceleración en la frecuencia esperada de fallas, este comportamiento corresponde a una distribución de Weibull con $\beta = 1,3$, donde la función de riesgo es creciente:

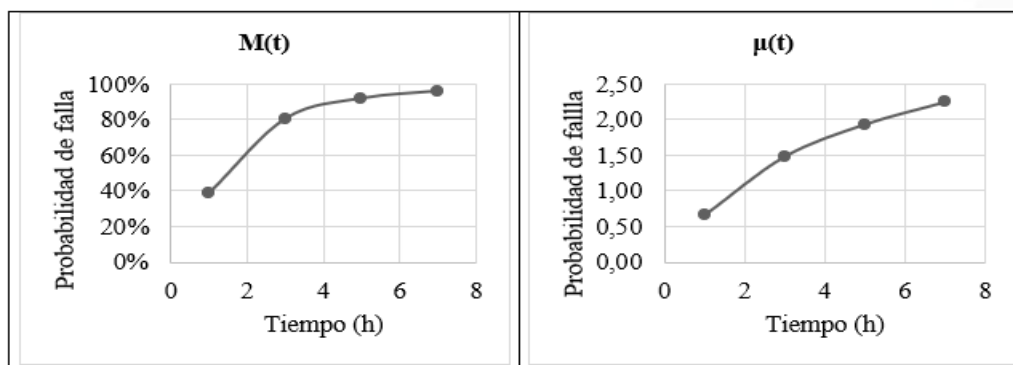
$$\lambda(t) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} \text{ (Ecuación 5)}$$

El exponente positivo ($\beta - 1 = 0,3$) hace que la tasa de fallos aumente con el tiempo, Esto indica que las fallas están asociadas a procesos de degradación, el incremento acelerado de $\lambda(t)$ en la etapa final sugiere que seguir operando sin intervención preventiva aumentaría la probabilidad de fallas correctivas, con el consiguiente costo adicional de mantenimiento.

En el estudio de la mantenibilidad de la **Figura 4** presenta la función de mantenibilidad $M(t)$, que representa la probabilidad de que una reparación se complete antes de un tiempo, la curva es creciente y asintótica, propia de la función de distribución acumulada de una Log.Normal. En la primera hora, la probabilidad acumulada de restablecer el equipo es cercana al 40 %, es decir, buena parte de las intervenciones toma más de una hora en completarse, entre las 2 y las 4 horas la mantenibilidad sube con rapidez, llegando a cerca de 80 % alrededor de las tres horas la mayoría de las acciones correctivas se resuelve en ese rango. A partir de las 5 horas la pendiente se reduce y la curva se estabiliza, alcanzando 95-98 % hacia las 7 horas; pasado ese punto, es poco probable que una reparación siga pendiente.

Figura 4

Funciones de la Mantenibilidad



Esto refleja una mantenibilidad alta, con la mayoría de las intervenciones resueltas en tiempos cortos. La forma de la curva también muestra la asimetría típica de la Log.Normal pocas reparaciones complejas toman bastante más tiempo que el promedio, y son las que estiran la cola de la distribución.

La **Figura 4** se muestra la tasa instantánea de reparaciones $\mu(t)$, que describe la velocidad con la que se completan las reparaciones a lo largo de la intervención. la curva crece de forma progresiva durante todo el intervalo. al inicio la tasa es baja, porque las primeras horas se dedican sobre todo a diagnóstico, localización de la avería, preparación de herramientas y desmontaje. Conforme avanza la intervención, la tasa sube y llega a sus valores más altos entre las 5 y 7 horas, una vez identificada la causa y ejecutada la reparación principal, la probabilidad de terminar con éxito aumenta de forma notable.

$M(t)$ y $\mu(t)$ describen un proceso de mantenimiento eficiente, la mantenibilidad sube rápido en las primeras horas y la tasa de reparaciones también aumenta conforme avanza la intervención, lo que confirma que la mayoría de las reparaciones se resuelven rápido y con una probabilidad creciente de éxito a medida que progresan.

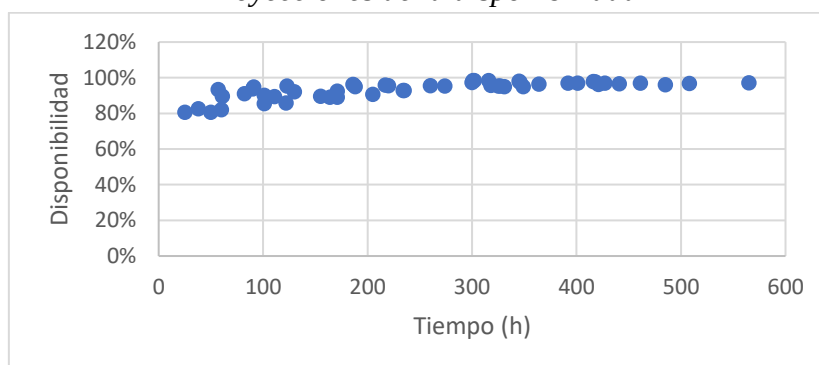
La proyección de la disponibilidad de los alimentadores eléctricos que se presenta en la **Figura 5** muestra la proyección de disponibilidad de los alimentadores en función del tiempo de operación. La tendencia es creciente y estable, con valores que van de aproximadamente 80 % a 99 % durante el intervalo analizado.

En las primeras horas (50 a 120 h), la disponibilidad muestra mayor dispersión, con valores entre 80 % y 95 %, lo que apunta a la influencia de fallas iniciales y las actividades correctivas asociadas. A medida que avanza el tiempo de operación, esa dispersión se reduce y los valores se concentran entre 95 % y 99 %. A partir de las 300 h, la mayoría de los datos se mantiene por encima del 95 %, señal de que el sistema entra en un régimen de operación con alta continuidad del servicio.

Esta tendencia ascendente es coherente con los resultados de fiabilidad y mantenibilidad ya descritos: un MTTF elevado, un MTTR reducido y una disponibilidad intrínseca promedio de 98 %. En otras palabras, las fallas siguen ocurriendo, pero los tiempos de

reparación son lo bastante cortos como para no afectar de forma significativa la operación de los alimentadores se observa en la **Figura 5**.

Figura 5
Proyecciones de la disponibilidad



En conjunto, la proyección muestra que los alimentadores mantienen un nivel alto de disponibilidad durante la mayor parte del período analizado, lo cual respalda las estrategias de mantenimiento actuales. Bajo condiciones similares de operación y mantenimiento, es razonable esperar que la disponibilidad futura se mantenga cercana al 98 %, un valor adecuado para sistemas de distribución eléctrica.

4. Discusión

Los resultados son representativos del comportamiento de los equipos no reparables de un único alimentador de media tensión (sector Penipe), durante un período de veinticuatro meses de registro. Dentro de ese alcance, los indicadores permiten:

- Establecer una línea base cuantitativa de MTTF, MTTR y disponibilidad para este alimentador específico.
- Sustentar decisiones de mantenimiento preventivo para el tipo de equipo analizado, en las condiciones operativas y ambientales propias del sector Penipe.
- Servir como referencia metodológica para replicar el análisis en otros alimentadores.

En conjunto, los resultados ofrecen una base cuantitativa sólida para la gestión de mantenimiento del alimentador estudiado, pero su generalización a otros contextos de la red requeriría ampliar el análisis a un mayor número de alimentadores y un horizonte temporal más extenso.

Respecto a las proyecciones de la Fiabilidad se tiene: El valor $\beta = 1,3$ obtenido coincide con lo reportado en la literatura para componentes eléctricos de distribución sujetos a desgaste gradual (aislamiento, contactos, corrosión), y no con fallas infantiles ni con una tasa constante (Ebeling, 2019; O'Connor & Kleyner, 2011). Esto respalda técnicamente

la recomendación de mantenimiento preventivo, en línea con el enfoque RCM de Moubray (1997).

Los resultados son válidos para el alimentador de Penipe y los equipos no reparables analizados, dentro del período de registro.

Limitaciones:

- Un $\beta = 1,3$ indica desgaste leve a moderado; con solo dos años de datos, no se puede confirmar si esta tendencia se mantiene o se acelera a más largo plazo.
- El ajuste no incorpora variables ambientales (clima, vegetación, descargas atmosféricas) que también influyen en la falla de redes de distribución (Brown, 2009), por lo que su efecto queda mezclado dentro del parámetro estimado.
- El modelo asume un mecanismo de falla homogéneo; si el conjunto de equipos analizado incluye componentes de distinta antigüedad o fabricante, el β estimado podría ser un promedio que oculte comportamientos diferentes entre subgrupos.
- Los resultados no son directamente extrapolables a otros alimentadores con condiciones operativas distintas.

Los tiempos de reparación obtenidos (mantenibilidad cercana al 80 % a las 3 h y 95-98 % a las 7 h) son consistentes con lo que Dhillon (2006) describe para mantenimiento correctivo en redes de distribución, donde el grueso de las intervenciones se concentra en unas pocas horas y una cola de reparaciones complejas alarga la duración promedio. El ajuste a una distribución Log.Normal.

La asimetría de la curva presenta muchas reparaciones rápidas y pocas muy largas esto es coherente con lo reportado por para intervenciones en media tensión, donde las fallas de fácil acceso se resuelven en poco tiempo mientras que las que requieren desplazamiento a zonas rurales o reemplazo de componentes especializados generan la cola larga de la distribución. esto sugiere que el comportamiento observado en el alimentador Penipe no es un caso aislado, sino un patrón típico del tipo de infraestructura analizada.

Alcance: los resultados caracterizan el proceso de reparación del alimentador de Penipe durante el período de registro, y son útiles para dimensionar recursos de mantenimiento (personal, herramientas, tiempos de respuesta esperados).

Limitaciones:

- El ajuste a Log.Normal describe el conjunto de reparaciones, pero no distingue entre tipos de falla; reparaciones muy distintas entre sí (falla de aislador vs. falla de conductor, por ejemplo) podrían estar generando esa cola larga sin que el modelo lo diferencie.
- Los tiempos de reparación dependen de factores logísticos (distancia, disponibilidad de cuadrillas, acceso al sector) que no están modelados explícitamente y pueden variar en el tiempo sin que el análisis lo capture.

- El período de dos años no permite evaluar si la eficiencia de reparación se mantiene estable o cambia con variaciones en la dotación de personal o en los protocolos de la empresa.
- Los valores no son directamente extrapolables a alimentadores con distinta accesibilidad geográfica o tipo de equipo.

La disponibilidad proyectada (80-99 %, estabilizándose cerca de 98 % después de las 300h es consistente con lo que Billinton & Allan (1984) describen como comportamiento esperado en sistemas de distribución bien mantenidos: una fase inicial de mayor variabilidad, seguida de un régimen estable una vez que el sistema "absorbe" las fallas tempranas y las acciones correctivas asociadas. La dispersión observada entre 50 y 120 h es coherente con esa lectura, más que con un problema de calidad del componente.

El hecho de que la disponibilidad proyectada alcanza el mismo valor que la disponibilidad intrínseca calculada directamente de los datos históricos (98 %) es una señal de consistencia interna del análisis: dos caminos distintos del cálculo puntual y proyección temporal llegan al mismo número. Esto respalda la robustez de la estimación, en línea con lo que O'Connor & Kleyner (2011) señalan sobre la importancia de validar los indicadores de fiabilidad mediante más de un enfoque metodológico.

Alcance: la proyección describe el comportamiento esperado de disponibilidad para el alimentador de Penipe bajo el supuesto de que las condiciones de operación y mantenimiento observadas en el período de estudio se mantienen constantes. Es útil como referencia para justificar la continuidad de las prácticas actuales de mantenimiento y como línea base para comparar con proyecciones futuras.

Limitaciones:

- El modelo asume condiciones de mantenimiento y operación constantes. Cambios futuros en la dotación de personal, protocolos, o en las condiciones ambientales del sector no están contemplados y podrían modificar la disponibilidad real.
- La dispersión inicial (80-95 % en las primeras 120 h) depende en parte del tamaño de muestra disponible para ese tramo; si hubo pocos eventos registrados en esa ventana, la variabilidad podría estar sobreestimada por el efecto de muestra pequeña más que por un fenómeno físico real.
- Al no incorporar variables ambientales, la proyección no distingue si la disponibilidad futura podría verse afectada por factores estacionales (época de lluvias, descargas atmosféricas) que no se repiten de manera uniforme año a año.

5. Conclusiones

- El análisis de la fiabilidad aplicado a los equipos no reparables del alimentador de Penipe convirtió más de 2500 registros de falla en un modelo cuantitativo capaz de describir y proyectar el comportamiento del sistema. Con esto se cumple el objetivo general planteado para esta investigación.

- El ajuste de Weibull, con $\beta = 1,3$, muestra que las fallas no son aleatorias ni obedecen a defectos de fabricación: responden a un desgaste gradual. En la práctica, esto significa que el mantenimiento no puede seguir un enfoque reactivo o de sustitución al azar. Debe orientarse a intervalos de reemplazo preventivo calculados a partir del comportamiento real del activo, no de recomendaciones genéricas del fabricante.
- Un MTTF estable (562 h en promedio, con dispersión mensual menor al 4 %) junto con un MTTR bajo (13,9 h) explica la disponibilidad intrínseca de 98 % obtenida. Esto muestra algo importante: para este equipo, la disponibilidad depende menos de evitar la falla y más de qué tan rápido se repara.
- La proyección de disponibilidad converge al mismo valor calculado directamente de los datos históricos. Dos caminos distintos llegan al mismo número, lo que da soporte adicional al modelo más allá de un simple ajuste estadístico.
- El aporte central de este trabajo es mostrar que se puede caracterizar el comportamiento de falla y reparación de equipos no reparables usando solo registros administrativos existentes, sin instrumentación adicional ni intervención directa sobre los equipos. Esto les da a las empresas con estructuras de datos parecidas, un procedimiento replicable para pasar de un mantenimiento basado en la experiencia a uno basado en evidencia estadística, sin inversión adicional en monitoreo.
- Los resultados del alimentador de Penipe funcionan como línea base: el mismo procedimiento (depuración de registros, ajuste de Weibull, ajuste de Log.Normal, proyección de disponibilidad) puede aplicarse a otros alimentadores de la red. Eso abriría la puerta a comparar el desempeño entre circuitos y a priorizar recursos de mantenimiento donde el análisis lo indique, en vez de repartirlos de manera uniforme.

6. Conflicto de intereses

Los autores declaran que no existe conflicto de intereses en relación con el artículo presentado.

7. Derechos de autor (*copyright*)

Los autores son los titulares de los derechos de autor (patrimoniales y/o de explotación) de los contenidos de la revista (*copyright*).

8. Declaración de contribución de los autores

Los autores declaran haber participado de manera equitativa y sustancial en la realización de esta investigación, bajo las responsabilidades según la [Taxonomía CRediT](#) para describir las contribuciones individuales de cada autor al trabajo.

Conceptualización: Gallegos, C.M., Hernández, E. S., Marzumillaga, J. V. & Viscarra, M. D.

Curación de datos: Gallegos, C.M., Hernández, E. S., Marzumillaga, J. V. & Viscarra, M. D.

Análisis formal: Gallegos, C.M., Hernández, E. S., Marzumillaga, J. V. & Viscarra, M. D.

Adquisición de fondos: Gallegos, C.M., Hernández, E. S., Marzumillaga, J. V. & Viscarra, M. D.
Investigación: Gallegos, C.M., Hernández, E. S., Marzumillaga, J. V. & Viscarra, M. D.
Metodología: Gallegos, C.M., Hernández, E. S., Marzumillaga, J. V. & Viscarra, M. D.
Administración del proyecto: Gallegos, C.M., Hernández, E. S., Marzumillaga, J. V. & Viscarra, M. D.
Recursos: Gallegos, C.M., Hernández, E. S., Marzumillaga, J. V. & Viscarra, M. D.
Software: Gallegos, C.M., Hernández, E. S., Marzumillaga, J. V. & Viscarra, M. D.
Supervisión: Gallegos, C.M., Hernández, E. S., Marzumillaga, J. V. & Viscarra, M. D.
Validación: Gallegos, C.M., Hernández, E. S., Marzumillaga, J. V. & Viscarra, M. D.
Visualización: Gallegos, C.M., Hernández, E. S., Marzumillaga, J. V. & Viscarra, M. D.
Escritura borrador original: Gallegos, C.M., Hernández, E. S., Marzumillaga, J. V. & Viscarra, M. D.
Redacción revisión y edición: Gallegos, C.M., Hernández, E. S., Marzumillaga, J. V. & Viscarra, M. D.

Discusión de resultados: todos los autores participaron activamente en el análisis crítico e interpretación de los hallazgos presentados.

Revisión y aprobación: todos los autores revisaron minuciosamente el manuscrito, realizaron las correcciones pertinentes y otorgaron su aprobación formal para la versión final del trabajo.

Divulgación de la delegación a la IA generativa

La responsabilidad del manuscrito final recae íntegramente en los autores. Las herramientas GAI no figuran como autores y no asumen responsabilidad por los resultados finales.

Declaración presentada por: César Gallegos-Londoño

9. Costos de financiamiento

La presente investigación fue financiada en su totalidad con fondos propios de los autores.

10. Referencias bibliográficas

- Abernethy, R. B. (2006). *The new weibull handbook* (5th ed.). Published by Robert B. Abernethy. <https://dl.icdst.org/pdfs/files3/c64437fb3adfa5efafd1cb89063cb323.pdf>
- Billinton, R. & Allan, R. N. (1984). *Reliability evaluation of power systems*. Springer. <https://link.springer.com/book/10.1007/978-1-4615-7731-7>
- Brown, R. E. (2009). *Electric power distribution reliability* (2nd.edition). CRC Press. <https://www.taylorfrancis.com/books/mono/10.1201/9780849375682/electric-power-distribution-reliability-lee-willis-richard-brown>
- Dhillon, B. S. (2006). *Maintainability, maintenance, and reliability for engineers*. CRC Press. https://books.google.com.ec/books/about/Maintainability_Maintenance_and_Reliability.html?id=v2HLBQAAQBAJ&redir_esc=y
- Ebeling, C. E. (2019). *An introduction to reliability and maintainability engineering*. Waveland Press. <https://www.waveland.com/browse.php?t=392>

- Fala León, J. P. (2022). *Desarrollo de un plan de mantenimiento preventivo programado para la empresa de lácteos Campo Fino de la ciudad de Salcedo utilizando la metodología del mantenimiento centrado en la confiabilidad* [Trabajo de pregrado, Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, Riobamba, Ecuador]. <http://dspace.esPOCH.edu.ec/handle/123456789/16222>
- International Organization for Standardization [ISO]. (2016). *ISO 14224:2016 - Industrias del petróleo, petroquímica y gas natural - Recopilación e intercambio de datos de fiabilidad y mantenimiento de equipos (3ra edición)*. <https://www.iso.org/standard/64076.html>
- International Organization for Standardization [ISO]. (2024). *ISO 55000:2024 - Norma de Gestión de Activos*. <https://www.iso.org/es/contents/data/standard/08/30/83053.html>
- Kececioglu, D. B. (2002). *Reliability engineering handbook* (Vol. 1). DEStech Publications. https://books.google.com.ec/books/about/Reliability_Engineering_Handbook.html?id=IV6_GCFVWIIQC&redir_esc=y
- Moubray, J. (1997). *Reliability-centered maintenance* (2nd ed.). Industrial Press. https://books.google.com.ec/books/about/Reliability_centered_Maintenance.html?hl=es&id=bNCVF0B7vpIC&redir_esc=y
- Nelson, W. B. (1982). *Applied life data analysis*. John Wiley & Sons. <https://books.google.com.ec/books?hl=es&lr=>
- O'Connor, P. D. & Kleyner, A. (2011). *Practical reliability engineering (1st ed.)*. John Wiley & Sons. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/book/10.1002/9781119961260>
- ReliaSoft. (2014). *Life data analysis reference*. ReliaSoft Publishing. <https://es.scribd.com/doc/310085912/Life-Data-Analysis-Reference>
- Smith, D. J. (1993). *Reliability, maintainability and risk: practical methods for engineers (4th edition)*. Butterworth-Heinemann. https://books.google.com.ec/books/about/Reliability_Maintainability_and_Risk.html?id=GxABBQAAQBAJ&redir_esc=y
- UNE Normalización Española. (2018). *UNE-EN 13306:2018 - terminología del mantenimiento*. <https://www.une.org/encuentra-tu-norma/busca-tu-norma/norma?c=N0060338>
- Weibull, W. (1951). A statistical distribution function of wide applicability. *Journal of Applied Mechanics*, 18(3), 293-297. <https://doi.org/10.1115/1.4010337>
- Yanez Medina, M., Gómez de la Vega, H., & Valbuena Choururio, G. (2004). *Ingeniería de confiabilidad y análisis probabilístico del riesgo*. Editor Reliability and Risk Management S. A. <https://www.passeidireto.com/es/content/132775977/lectura-libro-completo-r-2-m-confiabilidad?>

El artículo que se publica es de exclusiva responsabilidad de los autores y no necesariamente reflejan el pensamiento de la **Revista Conciencia Digital**.



El artículo queda en propiedad de la revista y, por tanto, su publicación parcial y/o total en otro medio tiene que ser autorizado por el director de la **Revista Conciencia Digital**.



Estructura de eslabones y distribución geoespacial de márgenes en la cadena productiva de la palma de ramos (*Ceroxylon echinulatum* Galeano) mediante SIG en el cantón Colta, Chimborazo

*Links structure and geospatial distribution of margins in the production chain of the wax palm (*Ceroxylon echinulatum* Galeano) using GIS in Colta canton, Chimborazo*

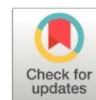
- ¹ Vilma Fernanda Noboa-Silva
Escuela Superior Politécnica de Chimborazo (ESPOCH), Riobamba, Ecuador
vilma.noboa@epoch.edu.ec
- ² César Alejandro Mena Andy
Investigador independiente, El Coca, Ecuador.
cesarmenaandy@gmail.com
- ³ Julia Desiree Velastegui Cáceres
Escuela Superior Politécnica de Chimborazo (ESPOCH), Riobamba, Ecuador.
julia.velastegui@epoch.edu.ec
- ⁴ Carlos Francisco Carpio Coba
Escuela Superior Politécnica de Chimborazo (ESPOCH), Riobamba, Ecuador.
ccarpio@epoch.edu.ec

 <https://orcid.org/0000-0002-3164-7304>

 <https://orcid.org/0009-0000-2644-0723>

 <https://orcid.org/0000-0002-6825-0853>

 <https://orcid.org/0000-0002-7361-7664>



Artículo de Investigación Científica y Tecnológica

Enviado: 11/05/2026

Revisado: 14/06/2026

Aceptado: 09/07/2026

Publicado: 27/07/2026

DOI: <https://doi.org/10.33262/concienciadigital.v9i3.3711>

Cítese:

Noboa Silva, V. F., Mena Andy, C. A., Velastegui Cáceres, J. D., & Carpio Coba, C. F. (2026). Estructura de eslabones y distribución geoespacial de márgenes en la cadena productiva de la palma de ramos (*Ceroxylon echinulatum* Galeano) mediante SIG en el cantón Colta, Chimborazo. *ConcienciaDigital*, 9(3), 98-112.
<https://doi.org/10.33262/concienciadigital.v9i3.3711>



CONCIENCIA DIGITAL, es una revista multidisciplinar, **trimestral**, que se publicará en soporte electrónico tiene como **misión** contribuir a la formación de profesionales competentes con visión humanística y crítica que sean capaces de exponer sus resultados investigativos y científicos en la misma medida que se promueva mediante su intervención cambios positivos en la sociedad. <https://concienciadigital.org>
La revista es editada por la Editorial Ciencia Digital (Editorial de prestigio registrada en la Cámara Ecuatoriana de Libro con No de Afiliación 663) www.celibro.org.ec

Esta revista está protegida bajo una licencia Creative Commons en la 4.0 International. Copia de la licencia: <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>

Palabras claves:

producto forestal
no maderable;
cadena productiva;
Ceroxylon
echinulatum
bosques
comunitarios;
conservación;
SIG.

Resumen

Introducción: la palma de ramos (*Ceroxylon echinulatum* Galeano) es un producto forestal no maderable de importancia cultural y económica en la sierra ecuatoriana. Sus cogollos se cosechan cada año para elaborar las artesanías de Semana Santa, pero se sabe poco sobre cómo se organiza su comercialización en Chimborazo, pese a tratarse de una especie amenazada y muy presionada por la cosecha. **Objetivos:** este estudio identificó y caracterizó los eslabones de su cadena productiva en el cantón Colta y midió cómo se reparten los márgenes entre los actores. **Metodología:** el trabajo fue descriptivo y explicativo, se encuestó a 30 cosechadores de la parroquia Juan de Velasco y a 6 acopiadores-artesanos de Riobamba y Licán. **Resultados:** la cadena resultó tener cuatro eslabones: productores de materia prima (cosechadores), transportadores, acopiadores-artesanos y consumidor final. Es más corta que la descrita para el noroccidente de Pichincha porque el bosque es de propiedad comunitaria y el transportador cumple a la vez de intermediario. El precio por hoja subió de 0,8 USD en el cosechador a 1,6 USD en el transportador y a 6 USD en el artesano, es decir, márgenes de 100 %, 200 % y 375 % sobre el precio de compra. Quien menos gana es el cosechador, justamente el que pone el esfuerzo de extracción y corre el riesgo legal del Artículo 247 del COIP. En once años el precio del atado y de la hoja se duplicó, mientras la cosecha disminuía por las campañas de conservación. **Conclusiones:** se concluye que la cadena no reparte los beneficios de forma equitativa hacia el productor y que sostener la actividad exige ordenar la cosecha técnica y legalmente. **Área de estudio general:** Ciencias Forestales. **Área de estudio específica:** Aprovechamiento y conservación de productos forestales no maderables, Sistemas de Información Geográfica. **Tipo de artículo:** Original.

Keywords:

non-timber forest
product;
production chain;
Ceroxylon
echinulatum;
community
forests;

Abstract

Introduction: The palm (*Ceroxylon echinulatum* Galeano) is a non-timber forest product of cultural and economic importance in the Ecuadorian highlands. Its buds are harvested every year to make Easter handicrafts, but little is known about how its commercialization is organized in Chimborazo, despite being an endangered species and under intense pressure for the harvest. **Objectives:** This study identified and characterized the links of its

conservation;
GIS.

production chain in the Colta canton and measured how margins are distributed among the actors. **Methodology:** The work was descriptive and explanatory, 30 harvesters from the Juan de Velasco parish and 6 collectors-artisans from Riobamba and Licán were surveyed. **Results:** The chain turned out to have four links: producers of raw materials (harvesters), transporters, collectors-artisans, and final consumers. It is shorter than the one described for the northwest of Pichincha because the forest is community owned and the transporter also acts as an intermediary. The price per leaf rose from \$0.8 at the combined to \$1.6 at the conveyor and \$6 at the artisan, i.e., margins of 100%, 200%, and 375% over the purchase price. The one who earns the least is the harvester, precisely the one who puts in the extraction effort and runs the legal risk of Article 247 of the COIP. In eleven years, the price of the bundle and the leaf doubled, while the harvest decreased due to the conservation campaigns. **Conclusions:** It is concluded that the chain does not distribute the benefits equitably to the producer and that sustaining the activity requires ordering the harvest technically and legally. **General area of study:** Forest Sciences. **Specific study area:** Use and conservation of non-timber forest products, Geographic Information Systems. **Item type:** Original.

1. Introducción

Para muchas familias rurales, los Productos Forestales no Maderables (PFNM) son una fuente cotidiana de alimento, medicina, materiales e ingresos. En el Ecuador, sin embargo, sabemos poco sobre cómo funcionan sus cadenas productivas: quién interviene, cómo se fija el precio y quién se queda con qué parte del valor. Esa falta de información dificulta el aprovechamiento ordenado del recurso y el reparto justo entre quienes lo comercializan (Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura [FAO], 2002). En muchas de estas cadenas el valor se concentra en los eslabones de transformación y comercio, mientras que los recolectores captan la menor parte (te Velde et al., 2006; Belcher & Schreckenberg, 2007; Carrillo et al., 2021). Las palmas, en particular, ofrecen múltiples productos y servicios a las comunidades rurales (Mesa & Galeano, 2013; Peña et al., 2020).

Uno de estos productos es la palma de ramos o palma de cera (*Ceroxylon echinulatum* Galeano), una Arecaceae que crece en las estribaciones andinas entre los 1 200 y 2 200 m s. n. m. (Montúfar et al., 2013). Es una palma de crecimiento muy lento: estudios en una especie congénica de ecología parecida señalan que tarda más de 80 años en

alcanzar la madurez reproductiva y que los adultos pueden superar los 200 años. Cada año, cerca del Domingo de Ramos, se cortan sus cogollos (las hojas jóvenes todavía sin desplegar) para hacer las artesanías que se venden en Semana Santa, una costumbre común en toda la sierra ecuatoriana (Duarte & Montúfar, 2012; Paguay et al., 2020;). Las palmas (Arecaceae) son un grupo clave de los bosques tropicales andinos (Muscarella et al., 2020), y Ecuador es uno de los países con mayor diversidad de palmas del mundo (Bravo, 2014; Ministerio del Ambiente del Ecuador [MAE], 2010). El género *Ceroxylon* agrupa cerca de doce especies de palmas andinas (Sanín & Galeano, 2011), con una regeneración limitada fuera de los bosques maduros (Anthelme et al., 2011; Ministerio del Ambiente del Ecuador [MAE], 2013).

La cosecha repetida de hojas y el corte de individuos jóvenes han puesto en duda la viabilidad de las poblaciones silvestres. La especie está catalogada como amenazada y su aprovechamiento comercial puede sancionarse según el Artículo 247 del Código Orgánico Integral Penal (Asamblea Nacional del Ecuador, 2014). Ahí está el problema de fondo: un uso cultural muy arraigado que recae sobre un recurso frágil. Por eso interesa estudiar la cadena. Saber quiénes participan, cómo se forman los precios y cómo se reparten las ganancias es el paso previo a cualquier estrategia de manejo sostenible y de comercialización más justa. En Chimborazo se han reportado poblaciones de la especie, por ejemplo en el cantón Pallatanga (Caranqui, 2016).

Una cadena productiva es el conjunto de actores que intervienen en la producción de un bien, desde quien aporta la materia prima hasta el consumidor final, agrupados en eslabones con funciones propias (Isaza, 2008). Montúfar et al. (2013) describieron para la palma de cera una cadena de seis eslabones en el noroccidente de Pichincha. En Chimborazo, donde la actividad es intensa desde hace décadas, esa estructura casi no se ha documentado. La parroquia Juan de Velasco concentra bosques andinos en los que la especie todavía se aprovecha de forma regular, lo que la convierte en un sitio idóneo para documentar la cadena. Este estudio se propuso llenar ese vacío: identificar y caracterizar los eslabones de la cadena de la palma de ramos en el cantón Colta y cuantificar cómo se distribuyen los márgenes entre los actores, como base para una gestión más sostenible del recurso.

2. Metodología

El trabajo fue descriptivo y explicativo. Se partió del esquema de cadena productiva de Isaza (2008) que ordena los eslabones desde el productor de materia prima hasta el consumidor final, pasando por transportadores, acopiadores, procesadores y distribuidores, y sobre esa base se elaboró un cuestionario estructurado. El gobierno parroquial de Juan de Velasco, interesado en el tema, sirvió de sede para los talleres y para los contactos con el Ministerio del Ambiente de Chimborazo y con los actores de la cadena; ambas instituciones facilitaron además sus registros de años anteriores y el

vínculo con los dirigentes locales, lo que permitió ubicar a quienes realmente intervienen en la cadena.

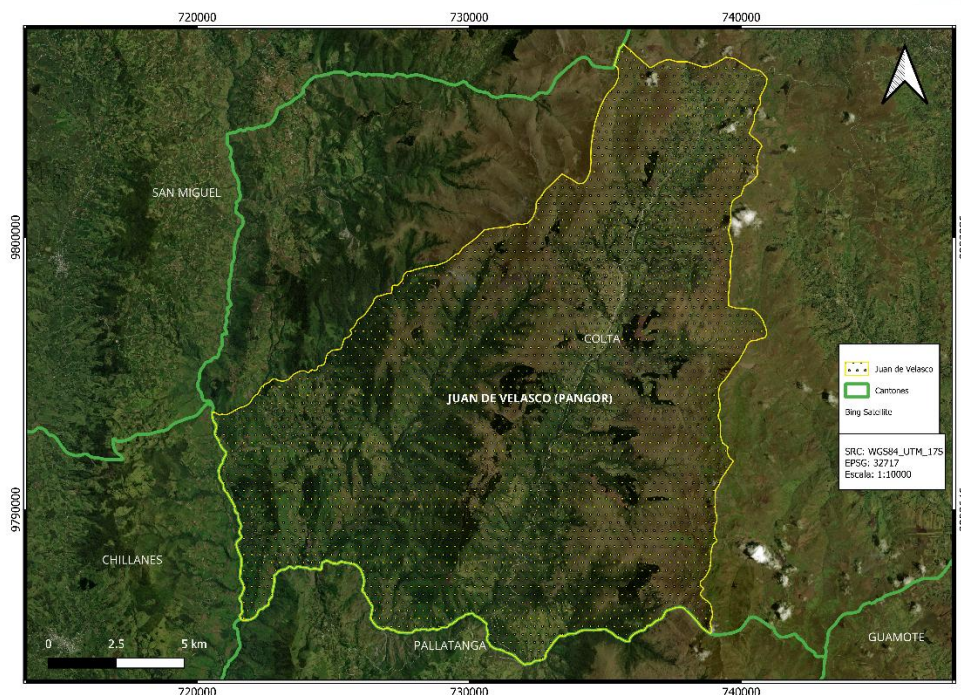
Se encuestó a 30 cosechadores repartidos en la parroquia Juan de Velasco y a 6 acopiadores-artesanos de Riobamba y Licán. El cuestionario recogió, para cada eslabón, el tipo de actor, el tiempo dedicado a la recolección, el estado de las plantas aprovechadas, el número de hojas cosechadas y de atados armados, y los precios de venta entre un eslabón y otro. Las ubicaciones de los cosechadores y puntos de acopio fueron georreferenciadas mediante GPS y representadas cartográficamente en el Sistema de Información Geográfica QGIS para caracterizar su distribución geoespacial. A los transportadores no se los pudo encuestar directamente durante el trabajo de campo, de modo que la información sobre ese eslabón proviene de lo que declararon los artesanos que les compran. El número de encuestados no corresponde a un muestreo probabilístico, sino al conjunto de cosechadores y artesanos identificados como activos durante la temporada a partir de los registros del Ministerio del Ambiente y del gobierno parroquial. El trabajo de campo se realizó en marzo de 2021, en las semanas previas a la Semana Santa.

2.1. Área de estudio

El estudio se hizo en la parroquia Juan de Velasco (Pangor), cantón Colta, provincia de Chimborazo (**Figura 1**), a unos 18 km al noroccidente de Riobamba (1°42' S, 78°45' O). Es una zona de relieve muy quebrado, con un rango altitudinal que va de los 1 533 a los 4 355 m s. n. m. y temperaturas de 10 a 13 °C que suben hacia el flanco occidental. En esas condiciones crecen los bosques andinos donde se encuentra *C. echinulatum*. El acopio y la venta de las artesanías, en cambio, se concentran en el centro de Riobamba y en la parroquia Licán, donde se levantó esa parte de la información. Según la clasificación de ecosistemas del país, la zona corresponde a herbazal inundable del páramo (MAE, 2013). Colta es un cantón mayoritariamente rural, dedicado a la agricultura y la ganadería (Contrato Social por la Educación en el Ecuador [CSE], 2007).

Figura 1

Área de estudio ubicada en la parroquia Juan de Velasco (Pangor), cantón Colta, provincia de Chimborazo



2.2. Análisis

Los datos se ordenaron en tablas resumen y se analizaron de forma descriptiva. Con los precios declarados se reconstruyó el recorrido del valor de una hoja a lo largo de la cadena y se calculó, para cada eslabón, la ganancia respecto del precio al que compró la materia prima. Por último, estos resultados se compararon con la cadena de valor que Montúfar et al. (2013) describieron para el noroccidente de Pichincha y con los precios que ese mismo trabajo reportó en 2010, para estimar cuánto habían cambiado en once años.

3. Resultados

Los resultados se organizan en cuatro apartados: la estructura de la cadena productiva y sus eslabones, la distribución geoespacial de los actores mediante Sistemas de Información Geográfica, la caracterización socioeconómica de cosechadores y artesanos, y la formación de precios con la distribución de márgenes a lo largo de la cadena.

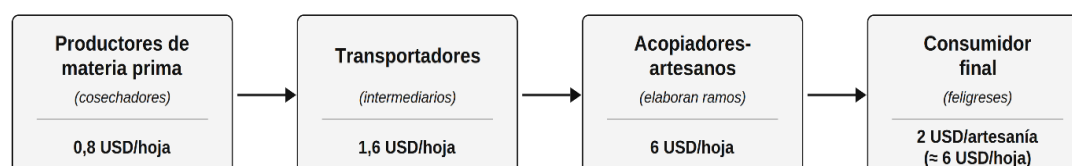
3.1. Estructura de la cadena productiva

En Colta la cadena de la palma de ramos tiene cuatro eslabones: cosechadores (productores de materia prima), transportadores, acopiadores-artesanos y consumidor final. Los cosechadores son campesinos que en marzo recogen las hojas en bosques de uso comunitario y las venden en atados a los transportadores que pasan por las vías principales. Esos transportadores no se dedican a la palma: mueven cultivos como fréjol y papa, y aprovechan la temporada para comprar los atados y revenderlos a los

acopiadores. Los acopiadores, que son los mismos artesanos, reciben los atados en mercados y plazas de Riobamba y Licán, los convierten en ramos y los venden directamente a los feligreses que los compran para el Domingo de Ramos. La estructura descrita se muestra en la **Figura 2**.

Figura 2

Estructura de la cadena productiva de la palma de ramos en el cantón Colta y precio de venta por hoja en cada eslabón



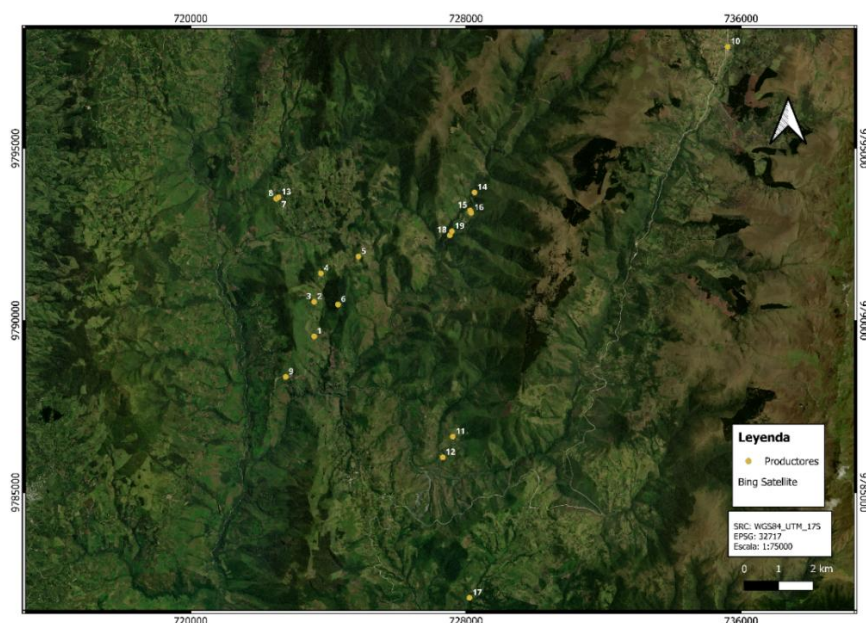
Esta cadena es más corta que la de seis eslabones que Montúfar et al. (2013) describieron para el noroccidente de Pichincha (dueño de la tierra, cosechador, transportista, intermediario, artesano y consumidor final). Hay dos razones. En Colta el bosque es comunitario, así que no aparece el dueño de la tierra como eslabón aparte, y el transportador hace al mismo tiempo de intermediario, juntando en una sola figura dos eslabones que en Pichincha están separados.

3.2. Distribución geoespacial de la cadena productiva mediante Sistemas de Información Geográfica

El estudio se desarrolló en la parroquia Juan de Velasco, ubicada a 28 km del cantón Colta, un territorio que alberga bosques andinos característicos de *Ceroxylon echinulatum*. Se georreferenciaron mediante un receptor GPS los sitios donde se aplicaron 30 encuestas a los cosechadores, con el propósito de representar su distribución espacial en un Sistema de Información Geográfica. La ubicación de los puntos de muestreo se muestra en la **Figura 3**.

Figura 3

Ubicación de los recolectores de materia prima de palma de ramos



Se georreferenciaron los puntos de venta y centros de acopio localizados en el centro de la ciudad de Riobamba y en la parroquia Licán mediante un receptor GPS, con el propósito de representar su distribución espacial mediante SIG. Esta distribución geoespacial se muestra en la **Figura 4**.

Figura 4

Ubicación de puntos de venta y centros de acopio en Riobamba y Licán



3.3. Caracterización de los actores

Los cosechadores tienen en promedio 51 años. La mayoría son hombres (alrededor de dos por cada mujer) y casi todos están casados (83 %), por lo que la cosecha funciona como una tarea familiar. Viven de la agricultura y la ganadería, el fréjol es su cultivo más común y la palma les deja un ingreso extra una vez al año. Ninguno tiene plantaciones: todos cosechan en el bosque, de palmas que crecieron solas. Lo habitual es cortar una sola hoja tierna, de 2 a 3 m, en individuos de más de 80 años. Aun así, varios admitieron cortar hasta tres hojas o aprovechar palmas más jóvenes, de 31 a 40 años, lo que pone en riesgo la supervivencia de la planta.

Los artesanos son mayores, 62 años en promedio, y en igual número hombres y mujeres. Para casi todos, hacer ramos es algo ocasional de Semana Santa que se suma a otra ocupación, sobre todo el comercio. Compran los atados a un único proveedor, el transportador, pocos días antes de la fiesta, y en esos mismos días los arman. De cada hoja sacan de uno a tres ramos, según cuántos folíolos tenga y de qué tamaño sean, y los venden a las puertas de las iglesias de Riobamba y Licán.

3.4. Formación de precios y distribución de márgenes

El precio de una hoja crece mucho conforme avanza por la cadena. El cosechador vende el atado de 25 hojas casi siempre a 20 USD, lo que da 0,8 USD por hoja. El transportador compra ese atado a 20 USD y lo revende a 40 USD a los acopiadores, así que la hoja se duplica a 1,6 USD. El artesano llega a sacar en promedio 6 USD de cada hoja, porque con ella arma tres ramos que vende a 2 USD cada uno. La **Tabla 1** resume este recorrido y lo que gana cada eslabón.

Tabla 1

Flujo de valor y precios por eslabón en la cadena productiva de la palma de ramos, cantón Colta

Eslabón	Precio de compra (USD/hoja)	Precio de venta (USD/hoja)	Precio de venta respecto al de compra (%)
Productor de materia prima	—	0,8	100
Transportador	0,8	1,6	200
Acopiador-artesano	1,6	6,0	375
Consumidor final	—	2,0–3,0 por artesanía	—

Nota: el porcentaje expresa el precio de venta de cada eslabón como proporción del precio al que compró la materia prima. El productor, que no compra la hoja sino que la extrae, se toma como base (100 %).

Comparados con 2010, los precios muestran que la materia prima se encareció: el atado pasó de 10–11 a 20 USD y la hoja en el primer eslabón, de 0,40–0,45 a 0,8 USD; ambos

se duplicaron en once años. El precio de la hoja en manos del acopiador, en cambio, solo subió de 1 a 1,6 USD, un 60 % en el mismo período.

4. Discusión

Desde una perspectiva socioambiental, esta cadena productiva requiere un análisis cuidadoso, dado que el *Ceroxylon echinulatum* es una especie clasificada como vulnerable, propia de los bosques húmedos andinos, y se encuentra amenazada tanto por la destrucción de su hábitat como por la extracción de sus hojas, empleadas en la confección de ramos durante festividades religiosas. De acuerdo con Duarte & Montúfar (2012) la recolección de hojas jóvenes podría comprometer la viabilidad del manejo sostenible, en particular cuando se practica anualmente y sin fundamentos técnicos adecuados.

Los resultados confirman que la cadena de la palma de ramos en Colta reparte el valor de forma desigual. El cosechador es quien sube al bosque, corta las hojas, las baja con acémila y carga con el riesgo legal de aprovechar una especie amenazada; sin embargo, es el que menos recibe del precio que paga al final el consumidor. Mientras la hoja sube por la cadena, lo que gana cada eslabón sobre lo que pagó crece (el transportador vende al doble y el artesano casi al cuádruple de lo que compró), tal como suele ocurrir en otros PFNM, donde el valor se concentra en quien transforma y vende, no en quien extrae.

La comparación con el noroccidente de Pichincha deja ver algo interesante. Montúfar et al. (2013) reportaron que allá una sola hoja podía rendir hasta 25 USD al convertirse en unos 50 artículos pequeños de dos o tres folíolos, muy por encima de los 6 USD que se obtienen en Riobamba. La diferencia tiene tres explicaciones. La primera es el tipo de artículo: en Riobamba se hacen ramos grandes y en Quito, adornos pequeños que rinden más por hoja. La segunda es el tamaño del mercado urbano, mucho mayor en Quito. Y la tercera, quizá la de más peso, son las campañas contra el uso de la palma por su estado de conservación, que en Chimborazo han reducido tanto el número de cosechadores y artesanos como la demanda misma de estas artesanías.

Ese tercer punto coloca a la cadena en una tensión que no es fácil de resolver. La cosecha responde a una demanda religiosa firme, que se repite cada año, pero recae sobre una palma que crece lentísimo y que casi no se regenera fuera de los bosques maduros. El Artículo 247 del Código Orgánico Integral Penal sanciona extraer y comercializar especies amenazadas, salvo el uso de subsistencia coordinado con la autoridad ambiental. En la práctica, buena parte de lo que se observó en campo (cortar hasta tres hojas, aprovechar palmas jóvenes) pasa de los umbrales técnicos recomendados de una a tres hojas por individuo de talla adecuada, lo que aumenta la presión sobre las poblaciones. Que ningún cosechador tenga plantaciones y que todos dependan del bosque comunitario muestra lo frágil del modelo: sin cultivo, toda la oferta sale de palmas silvestres que tardan décadas en reponerse. Que el precio de la materia prima se haya duplicado en once años, justo cuando la cosecha bajaba, encaja con un recurso cada vez más escaso y con el efecto

de las restricciones legales. Todo esto apunta en la misma dirección: para que la actividad se sostenga en el tiempo hay que ordenar técnicamente la cosecha y, más adelante, pensar en plantaciones que quiten presión a los bosques. Los sistemas agroforestales y el cultivo de la especie constituyen alternativas de aprovechamiento sostenible ya ensayadas en el norte de Perú (Pintaud & Anthelme, 2008).

Conviene señalar dos límites del estudio. La muestra de artesanos es pequeña (seis) y a los transportadores no se los encuestó de forma directa, por lo que sus datos provienen de los acopiadores. Ninguno de los dos invalida los resultados, pero ambos acotan su alcance y deben tenerse presentes al interpretarlos.

5. Conclusiones

- La cadena de la palma de ramos en Colta tiene cuatro eslabones: cosechadores, transportadores, acopiadores-artesanos y consumidor final. Es más corta que la del noroccidente de Pichincha porque el bosque es comunitario, lo que elimina al dueño de la tierra como eslabón, y porque el transportador hace también de intermediario.
- El reparto del valor es claramente desigual. Tomando el precio de compra de la materia prima como base, el cosechador se queda en 100 %, el transportador vende al 200 % y el artesano al 375 %. Dicho de otro modo, quien pone el esfuerzo de la extracción y corre el riesgo legal es el que menos parte del precio final captura.
- En once años el precio de la hoja y del atado se duplicó, mientras la cosecha disminuía por las campañas de conservación y por las sanciones que pesan sobre el aprovechamiento de una especie amenazada. Que el recurso suba de precio justo cuando se extrae menos es señal de que cada vez es más escaso.
- Sostener esta actividad pasa por ordenar la cosecha: respetar el límite de una a tres hojas por palma adulta y dejar fuera a los individuos jóvenes. A más largo plazo, valdría la pena explorar plantaciones que descarguen al bosque, y hacer estudios de población que digan cuántas hojas demanda cada año la festividad y en qué estado está hoy *C. echinulatum*.

6. Conflicto de intereses

Los autores declaran que no existe conflicto de intereses en relación con el artículo presentado.

7. Derechos de autor (copyright)

Los autores son los titulares de los derechos de autor (patrimoniales y/o de explotación) de los contenidos de la revista (copyright).

8. Declaración de contribución de los autores

Los autores declaran haber participado de manera equitativa y sustancial en la realización de esta investigación, bajo las responsabilidades según la [Taxonomía CRediT](#) para describir las contribuciones individuales de cada autor al trabajo.

Vilma Fernanda Noboa-Silva: conceptualización, dirección y supervisión del estudio, trabajo de campo y redacción del manuscrito. César Alejandro Mena Andy: trabajo de campo y recolección de datos. Carlos Francisco Carpio Coba: redacción del manuscrito. Julia Desiree Velastegui Cáceres: análisis geoespacial y elaboración de la cartografía mediante Sistemas de Información Geográfica. Todos los autores revisaron y aprobaron la versión final del manuscrito.

Divulgación de la delegación a la IA generativa

Los autores declaran que emplearon ChatGPT (OpenAI, GPT-5.5) como herramienta de apoyo para reorganizar y reformular editorialmente el manuscrito original, corregir el estilo, traducir el resumen al inglés y comprobar el cumplimiento formal del formato de la revista. Los datos experimentales, el diseño, los resultados estadísticos y las decisiones científicas proceden de la investigación de las autoras y no fueron generados ni modificados por la herramienta. Los autores revisaron, contrastaron y aprobaron cada sección y asumen la responsabilidad íntegra del contenido final. La herramienta no figura como autora ni asume responsabilidad por los resultados.

Declaración presentada por: Vilma Fernanda Noboa-Silva.

9. Costos de financiamiento

La presente investigación fue financiada en su totalidad con fondos propios de los autores.

10. Referencias bibliográficas

- Anthelme, F., Lincango, J., Gully, C., Duarte, N., & Montúfar, R. (2011). How anthropogenic disturbances affect the resilience of a keystone palm tree in the threatened Andean cloud forest? *Biological Conservation*, 144(3), 1059–1067. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2010.12.025>
- Asamblea Nacional del Ecuador (2014). *Código Orgánico Integral Penal*. Quito, Ecuador. https://www.defensa.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2021/03/COIP_act_feb-2021.pdf
- Belcher, B., & Schreckenberg, K. (2007). Commercialisation of non-timber forest products: A reality check. *Development Policy Review: The Journal of the Overseas Development Institute*, 25(3), 355–377. <https://doi.org/10.1111/j.1467-7679.2007.00374.x>
- Bravo Velázquez, E. (2014). *La biodiversidad en el Ecuador*. Editorial Universitaria Abya-Yala. <https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/6788/1/La%20Biodiversidad.pdf>
- Caranqui, J. (2016). *Informe sobre situación actual de Ceroxylon echinulatum Galeano (palma de ramos) en el cantón Pallatanga*. Herbario ESPOCH.

<https://dspace.esPOCH.edu.ec:8080/server/api/core/bitstreams/db4542b1-beff-4b4e-ab36-038c3bc5fee8/content>

Carrillo Parra, E. R., Falconi Tello, M. A., & Barriga Fray, L. F. (2021). Determination of the main agricultural production items in the province of Chimborazo. *Conciencia Digital*, 4(2), 150-168.

<https://doi.org/10.33262/concienciadigital.v4i2.1632>

Contrato Social por la Educación en el Ecuador [CSE]. (2007). *Mirada territorial. Diálogo cantonal sobre la educación. Colta, provincia de Chimborazo*. Movimiento ciudadano contrato social por la educación en el Ecuador.

<https://contratosocialecuador.org/images/publicaciones/miradaterritorial/cuadernochimborazo.pdf>

Duarte, N., & Montúfar, R. (2012). Effect of leaf harvest on wax palm (*Ceroxylon echinulatum* Galeano) growth, and implications for sustainable management in Ecuador. *Tropical Conservation Science*, 5(3), 340–351.

<https://doi.org/10.1177/194008291200500308>

Isaza Castro, J. G. (2008). Cadenas productivas. Enfoques y precisiones conceptuales. *Sotavento M.B.A.*, (11), 8–25.

<https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=5137653>

Mesa, L., & Galeano, G. (2013). Usos de las palmas en la Amazonia colombiana. *Caldasia*, 35(2), 351–369.

http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0366-52322013000200011

Ministerio del Ambiente del Ecuador. (2010). *Cuarto informe nacional para el Convenio sobre la Diversidad Biológica*. <https://www.cbd.int/doc/world/ec/ec-nr-04-es.pdf>

Ministerio del Ambiente del Ecuador. (2013). *Sistema de clasificación de los ecosistemas del Ecuador continental*. <https://archive.org/details/ecosistemas-del-ecuador-2013/page/n7/mode/2up>

Montúfar, R., Anthelme, F., & Duarte, N. (2013). *Palma de Ramos (Ceroxylon echinulatum)*. In Book: Palmas ecuatorianas: biología y uso sostenible. Herbario QCA, Pontificia Universidad Católica del Ecuador.

https://www.researchgate.net/publication/259823426_Capitulo_7_Palma_de_Ramos_Ceroxylon_echinulatum

Muscarella, R., Emilio, T., Phillips, O. L., Lewis, S. L., Slik, F., Baker, W. J., Couvreur, T. L. P., Eiserhardt, W. L., Svenning, J.-C., Affum-Baffoe, K., Aiba, S.-I., Almeida, E. C., Almeida, S. S., Oliveira, E. A., Álvarez-Dávila, E., Alves, L. F., Alvez-Valles, C. M., Carvalho, F. A., Guarín, F. A., ... Balslev, H. (2020). *The global abundance of tree palms. Global Ecology and Biogeography: A Journal of Macroecology*, 29(9), 1495–1514. <https://doi.org/10.1111/geb.13123>

- Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura [FAO]. (2026). *Productos forestales no madereros*. <https://www.fao.org/forestry/nwfp/es>
- Paguay Soxo, P. X., Idrobo Cárdenas, J. X., Buñay Guisñan, P. A., & Flores Orozco, A. P. (2020). Analysis of patterns, Andean species, reserves, Chimborazo, Sangay, k-means method, clustering. *Conciencia Digital*, 3(1.1), 224-236. <https://doi.org/10.33262/concienciadigital.v3i1.1.1143>
- Peña Murillo, R. F., Parra León, V. J., Ureña Moreno, J. E., & Hugo Tubon, B. A. (2020). Determination and georeferencing of the structure and the floristic composition of the herbazal paramo ecosystem in the Chimborazo wildlife production reserve. *Conciencia Digital*, 3(1.1), 168-180. <https://doi.org/10.33262/concienciadigital.v3i1.1.1138>
- Pintaud, J.-C., & Anthelme, F. (2008). Ceroxylon echinulatum in an agroforestry system of northern Peru. *Palms*, 52(2), 97-103. https://www.researchgate.net/publication/280636020_Ceroxylon_echinulatum_in_a_n_agroforestry_system_of_Northern_Peru
- Sanín, M. J., & Galeano, G. (2011). A revision of the Andean wax palms, *Ceroxylon* (Arecaceae). *Phytotaxa*, 34(1), 1–64. <https://doi.org/10.11646/phytotaxa.34.1.1>
- te Velde, D. W., Rushton, J., Schreckenberg, K., Marshall, E., Edouard, F., Newton, A., & Arancibia, E. (2006). Entrepreneurship in value chains of non-timber forest products. *Forest Policy and Economics*, 8(7), 725–741. <https://doi.org/10.1016/j.forpol.2005.06.010>

El artículo que se publica es de exclusiva responsabilidad de los autores y no necesariamente reflejan el pensamiento de la **Revista Conciencia Digital**.



El artículo queda en propiedad de la revista y, por tanto, su publicación parcial y/o total en otro medio tiene que ser autorizado por el director de la **Revista Conciencia Digital**.

