

Inteligencia artificial y eficiencia en los costos de producción agrícola: un estudio bibliométrico¹

Artificial intelligence and efficiency in agricultural production costs: a bibliometric study

A. M. Jiménez, H. G. Hernández y D. A. Mendoza

Recibido: febrero 9 de 2026 – Aceptado: junio 18 de 2026.

Resumen—La inteligencia artificial aplicada a la producción agrícola se ha convertido en un punto de interés para la literatura científica reciente, especialmente por su relación con la eficiencia, el control de recursos y la reducción de costos operativos. Sin embargo, los estudios disponibles suelen aparecer repartidos entre enfoques técnicos, productivos y económicos, lo que dificulta observar con claridad cómo se ha configurado este campo de investigación. En virtud de ello, el objetivo de este artículo fue analizar la evolución de la producción científica sobre inteligencia artificial y eficiencia en los costos de producción agrícola mediante un estudio bibliométrico de documentos indexados en Scopus durante el período 2015-2026. Para alcanzar este propósito, se utilizaron indicadores de desempeño y técnicas de mapeo científico orientadas a reconocer tendencias de publicación, fuentes influyentes, productividad de autores, estructuras temáticas y líneas emergentes. Los resultados muestran un campo en crecimiento, con alta colaboración entre autores, dispersión temática y una orientación cada vez más marcada hacia la agricultura de precisión, la toma de decisiones basada en datos y la reducción de costos. Como aporte, el estudio organiza una literatura que hasta ahora se encontraba fragmentada y permite identificar los núcleos que están guiando la discusión académica. Se concluye que la

inteligencia artificial no actúa únicamente como soporte tecnológico, sino como un eje de articulación entre gestión productiva, optimización de insumos y sostenibilidad económica en la agricultura.

Palabras clave—Inteligencia artificial, Agricultura de precisión, Eficiencia de costos, Costos de producción agrícola, Bibliometría.

Abstract—Artificial intelligence applied to agricultural production has become an increasingly relevant topic in recent scientific literature, particularly because of its connection with efficiency, resource management, and the reduction of operating costs. Even so, existing studies are distributed across technical, productive, and economic approaches, making it difficult to understand how this research field has actually taken shape. Based on this gap, the objective of this article was to analyze the evolution of scientific production on artificial intelligence and efficiency in agricultural production costs through a bibliometric study of documents indexed in Scopus between 2015 and 2026. To do so, performance indicators and science mapping techniques were used to identify publication trends, influential sources, author productivity, thematic structures, and emerging research lines. The results show a growing field, marked by high levels of collaboration, thematic dispersion, and an increasing orientation toward precision agriculture, data-driven decision making, and cost reduction. The main contribution of the study lies in organizing a fragmented body of literature and in identifying the conceptual cores currently guiding academic discussion. It is concluded that artificial intelligence does not operate only as a technological support tool, but as an articulating axis between productive management, input optimization, and economic sustainability in agriculture.

Keywords—Artificial intelligence, Precision agriculture, Cost efficiency, Agricultural production costs, Bibliometrics.

¹Producto derivado del proyecto de investigación “Inteligencia artificial aplicada a la eficiencia de costos y competitividad en sistemas de producción agrícola en el Departamento del Atlántico”, apoyado por la Universidad del Atlántico.

A. M. Jiménez, Universidad del Atlántico, Barranquilla, Colombia, Email: angelicajimenez@mail.uniatlantico.edu.co

H. G. Hernández, Universidad del Atlántico, Barranquilla, Colombia, Email: hugoherandezp@mail.uniatlantico.edu.co

D. A. Mendoza, Universidad del Atlántico, Barranquilla, Colombia., Email: danielmendoza@uniatlantico.edu.co

Como citar este artículo: Jiménez, A. M., Hernández, H. G., y Mendoza, D. A. Inteligencia artificial y eficiencia en los costos de producción agrícola: un estudio bibliométrico, *Entre Ciencia e Ingeniería*, vol. 20, no. 39, pp. 41-49, enero-junio 2026.
DOI: <https://doi.org/10.31908/19098367.3299>.



I. INTRODUCCIÓN

La presión por incrementar la productividad agrícola sin comprometer la viabilidad económica ni los recursos naturales ha reconfigurado la agenda científica y tecnológica del sector agroalimentario [1]. En este escenario, la inteligencia artificial ha ganado visibilidad como un conjunto de técnicas capaces de apoyar decisiones complejas en

entornos productivos caracterizados por incertidumbre, variabilidad climática y restricciones operativas [1], [2]. Su incorporación va más allá de un cambio tecnológico: responde a la dificultad concreta de manejar información variada y voluminosa con tiempos de respuesta cortos. La transición hacia una agricultura basada en datos no se ha dado de manera ordenada ni pareja entre regiones. Los sensores, las plataformas digitales y las herramientas de análisis fueron entrando al sector de a poco, y al hacerlo expusieron problemas que antes quedaban invisibles — uso desmedido de insumos, planificación deficiente, pérdidas que no se contabilizaban [3], [4]. Dentro de ese movimiento, la inteligencia artificial cumple una función específica: tender un puente entre los datos agronómicos y las decisiones que terminan teniendo costo [5]. Buena parte del interés académico por el cruce entre IA y eficiencia en costos se concentra en variables que pesan en el resultado final del productor: agua, fertilizantes, energía, mano de obra [6], [7]. Lo que la literatura suele subrayar es que los beneficios económicos no se explican por automatizar tareas sin más, sino por usar modelos que permitan anticipar lo que viene, corregir decisiones cuando las condiciones cambian y reducir el margen de error en momentos críticos del ciclo [8], [9]. Eficiencia, vista así, ya no es un dato de cierre — es un proceso que se va construyendo entre lo técnico, lo organizacional y lo económico. El problema es que el campo crece sin terminar de hablar consigo mismo. Algunos trabajos profundizan en algoritmos y aplicaciones puntuales; otros se enfocan en efectos productivos o económicos sin precisar qué herramientas los hacen posibles [10], [11]. Esa desconexión deja huecos importantes en la comprensión de cómo, en concreto, la IA se ha integrado al análisis de eficiencia de costos en agricultura. Frente a esa dispersión, revisar el campo con criterios bibliométricos resulta útil: permite ver tendencias, agrupar líneas de trabajo y detectar repeticiones sin depender de lecturas parciales [12], [13]. Desde ahí trabaja este artículo, con la intención de mapear cómo se ha desarrollado académicamente este cruce entre inteligencia artificial y eficiencia en costos agrícolas.

A. Estado del Arte.

1) *Inteligencia artificial en sistemas agrícolas:* La inteligencia artificial aplicada al agro no se ha desarrollado por una sola vía ni bajo una misma lógica de uso. En la literatura revisada conviven aproximaciones distintas, entre ellas el aprendizaje automático, las redes neuronales y los sistemas basados en reglas, cada una con alcances, limitaciones y formas de aplicación propias [14], [15]. En términos generales, estos métodos han sido utilizados para estimar rendimientos, interpretar variaciones del suelo y analizar condiciones ambientales que inciden de manera directa sobre el proceso productivo [16]. A pesar de ello, la discusión más reciente no se limita a señalar la sofisticación de las técnicas, sino que se concentra cada vez más en su capacidad para convertir datos dispersos en información útil para tomar decisiones agrícolas concretas.

2) *Agricultura de precisión y toma de decisiones:* En el campo de la agricultura de precisión, la inteligencia artificial encontró un espacio especialmente fértil, pues allí los datos no se entienden como un elemento accesorio, sino como parte del manejo cotidiano del cultivo. Esta línea combina información geoespacial, sensores y modelos predictivos para orientar decisiones en escalas que antes eran difíciles de manejar, como la diferenciación de zonas dentro de un mismo lote o el ajuste de intervenciones según las necesidades reales de cada área [17], [18]. En virtud de estos avances, diversos estudios han documentado efectos sobre el uso de insumos y sobre la estructura de costos de la producción agrícola [19]. La planificación basada únicamente en promedios generales, por tanto, resulta cada vez menos suficiente frente a sistemas que requieren seguimiento continuo y respuestas más precisas. En una línea cercana, el trabajo de Solaque, Velasco y Riveros aborda la planificación de trayectorias para un sistema de remoción de maleza, utilizando el suavizado mediante curvas de Bezier en un robot dedicado a labores agrícolas [20]. Aunque su énfasis principal se ubica en la planificación del movimiento y la operación del sistema, su pertinencia para este estudio radica en que muestra cómo la automatización, la precisión operativa y la reducción de intervenciones innecesarias forman parte de una misma discusión tecnológica con posibles efectos sobre el uso eficiente de recursos.

3) *Reducción de costos y uso eficiente de recursos:* El vínculo entre inteligencia artificial y eficiencia económica se ha abordado desde varios ángulos, aunque casi siempre alrededor de los recursos que más inciden en el costo total de la producción. En este punto, la literatura coincide en que la ganancia económica no proviene únicamente de evitar desperdicios, sino de asignar insumos con mayor precisión y oportunidad, sobre todo en escenarios donde los márgenes son estrechos y una decisión operativa puede modificar el resultado final del productor [21], [22], [23]. De allí que esta línea de investigación haya desplazado parcialmente la discusión: el problema ya no consiste solamente en producir más, sino en comprender de manera conjunta cuánto cuesta producir, qué recursos se utilizan y qué rendimiento se obtiene a partir de esas decisiones.

4) *Sensores, datos y analítica avanzada:* El uso intensivo de sensores, plataformas digitales y herramientas de captura remota ha cambiado tanto el volumen como el tipo de datos disponibles para la agricultura. La literatura más reciente muestra que esta producción de información crece de forma sostenida y que, por sí sola, no resulta suficiente si no se acompaña de capacidades analíticas que permitan interpretarla y llevarla a decisiones operativas [24], [25]. En este escenario, la inteligencia artificial funciona como una especie de mecanismo de traducción: toma imágenes satelitales, registros de campo y datos productivos que antes se analizaban por separado, y los convierte en criterios más concretos para hacer seguimiento de cultivos, anticipar problemas y ajustar el uso de recursos [26]. Tal y como se observa en esta línea, el aporte de la IA no está solo en procesar más información, sino en reducir la distancia entre el dato técnico y la decisión

económica que debe tomar el productor.

II. METODOLOGÍA

Para examinar la producción científica sobre inteligencia artificial aplicada a la eficiencia de costos en agricultura, este trabajo se apoya en un análisis bibliométrico. La elección no es casual: cuando un campo ha crecido con rapidez y reúne contribuciones de disciplinas que no siempre dialogan, los métodos bibliométricos resultan especialmente útiles para reconocer cómo se publica, cómo se cita y qué temas terminan organizando la conversación [27], [28]. Aplicar técnicas cuantitativas a un volumen amplio de literatura permite, en este caso, ordenar lo que de otro modo se leería como producción dispersa.

Los datos se obtuvieron de Scopus. La elección respondió a dos razones concretas: cubre un espectro amplio de revistas con revisión por pares, y es la base más utilizada en estudios bibliométricos del área aplicada y social, lo que facilita comparaciones con trabajos previos. La búsqueda se cerró en febrero de 2026 y abarcó publicaciones cuyo título, resumen o palabras clave contuvieran términos relacionados con tres ejes: inteligencia artificial, eficiencia y costos de producción, y producción agrícola. La ecuación se construyó combinando esos ejes con operadores booleanos, de modo que entraran al corpus tanto los trabajos de orientación tecnológica como los del ámbito económico-productivo. Esa primera búsqueda devolvió 220 documentos y el proceso general de depuración se resume en la Fig. 1.

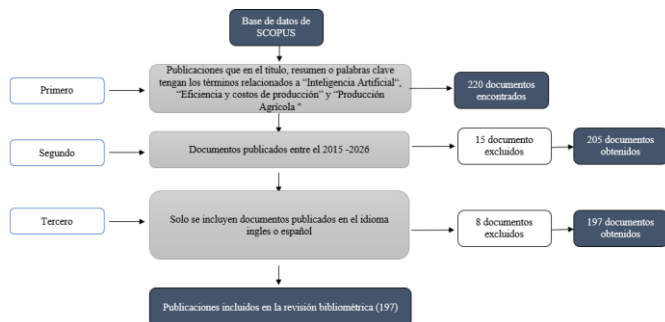


Fig. 1. Matriz Prisma. Fuente: elaboración propia con datos obtenidos de Scopus.

Llegar al corpus final implicó depurar la búsqueda inicial mediante varios filtros sucesivos, cuyo recorrido completo aparece en la Fig. 1. Sobre los 220 registros recuperados se hizo primero una revisión de pertinencia temática — es decir, conservar solo los documentos que efectivamente cruzaban inteligencia artificial con eficiencia o costos en producción agrícola — y los 220 fueron retenidos en esta etapa. El segundo filtro fue temporal: limitar las publicaciones al período 2015–2026 dejó fuera 15 documentos, con lo que el conjunto se redujo a 205. El tercero acotó el idioma a inglés y español, criterio que respondió tanto a las posibilidades reales de revisión como a la concentración de la producción indexada en esas dos lenguas; tras aplicarlo quedaron 197 trabajos. Todo el procedimiento sigue los lineamientos generales del enfoque PRISMA para revisiones estructuradas [29].

Definido el corpus, los metadatos se exportaron de Scopus en formato CSV. El procesamiento se hizo con el paquete Bibliometrix en R, y para las redes bibliométricas — donde la visualización resulta más legible — se utilizó VOSviewer. Esa combinación permitió rastrear cómo evolucionó la producción año a año, qué fuentes concentraron mayor actividad, cómo se colaboraron autores y países entre sí, y qué patrones de cocitación y coocurrencia de palabras clave estructuran el campo [30], [31], [32]. La caracterización general del conjunto analizado, temporalidad, tipos de documentos, número de autores y niveles de colaboración se sintetiza en la Tabla I.

TABLA I
INFORMACIÓN PRINCIPAL DE LOS DATOS OBTENIDOS DE SCOPUS.

MAIN INFORMATION ABOUT DATA	
Timespan	2015:2026
Sources (Journals, Books, etc)	163
Documents	197
Average years from publication	2,49
Average citations per documents	12,27
Average citations per year per doc	2,379
References	1807
DOCUMENT TYPES	
article	65
book	2
book chapter	29
conference paper	67
conference review	4
review	30
DOCUMENT CONTENTS	
Keywords Plus (ID)	1557
Author's Keywords (DE)	685
AUTHORS	
Authors	986
Author Appearances	1775
Authors of single-authored documents	0
Authors of multi-authored documents	986
AUTHORS COLLABORATION	
Single-authored documents	0
Documents per Author	0,2
Authors per Document	5,01
Co-Authors per Documents	9,01
Collaboration Index	5,11

La síntesis presentada en la Tabla I ofrece una primera aproximación a la configuración del corpus y permite reconocer algunos rasgos estructurales del campo analizado. El conjunto está integrado por 197 documentos publicados entre 2015 y 2026 y distribuidos en 163 fuentes, lo que da cuenta de una producción dispersa y poco concentrada en

revistas específicas. Este comportamiento sugiere un dominio de investigación aún abierto, donde convergen aportes procedentes de distintos espacios editoriales. El promedio de 2,49 años desde la publicación, junto con una media de 12,27 citas por documento, refuerza la idea de una literatura reciente que comienza a ganar visibilidad académica.

La variedad de tipos documentales incluidos en el corpus, con una presencia relevante de artículos y contribuciones en congresos, refleja una combinación de trabajos consolidados y estudios de carácter exploratorio, habitual en áreas donde el interés científico crece con rapidez. En relación con la autoría, destaca la ausencia de publicaciones de autor único y un promedio superior a cinco autores por documento, lo que pone de relieve una marcada orientación hacia el trabajo colectivo. Este rasgo, acompañado por un índice de colaboración elevado, sugiere la existencia de redes de investigación amplias, en las que se articulan perspectivas técnicas, económicas y productivas en torno al análisis de la inteligencia artificial aplicada a la eficiencia de los costos de producción agrícola.

III.RESULTADOS

A. Leyes de productividad bibliométrica.

El análisis de los indicadores de actividad permite caracterizar el comportamiento cuantitativo de la producción científica y ofrece claves sobre el grado de estructuración del campo. En este estudio, el análisis se centra en la productividad de autores y fuentes tomando como referencia las leyes clásicas de la bibliometría, en particular la Ley de Lotka y la Ley de Bradford, enfoques empleados para describir la estructura de la autoría y la concentración de la literatura en dominios de conocimiento [27], [33].

TABLA II
LEY DE LOTKA.

Documentos escritos	N. de Autores	Proporción de autores
1	982	0,996
2	3	0,003
4	1	0,001

En relación con la Ley de Lotka, los resultados presentados en la Tabla II evidencian una concentración marcada de la producción en autores con una única contribución. Del total de investigadores identificados, 982 autores, equivalentes al 99,6 %, participaron con un solo documento, mientras que un número muy reducido registró dos o más aportes. Este patrón se ajusta a la formulación clásica de la ley, según la cual la mayoría de los investigadores se aproxima al tema de manera puntual y solo un grupo minoritario sostiene trayectorias continuas de publicación [34], [35]. Este rasgo es habitual en campos donde confluyen disciplinas diversas y donde el interés académico se encuentra en una fase de expansión temprana [36].

TABLA III
LEY DE BRADFORD.

Zona	No. Revistas	No. Títulos	Porcentajes
Zona 1	32	66	33,12%
Zona 2	66	66	34,42%
Zona 3	65	65	32,47%

El análisis de la Ley de Bradford aporta una lectura complementaria al focalizarse en la concentración de las publicaciones por fuente. De acuerdo con esta aproximación, la literatura de un dominio tiende a organizarse en zonas que agrupan revistas con niveles decrecientes de productividad, configurando un núcleo editorial reducido y un conjunto amplio de fuentes periféricas [37]. Los resultados de la Tabla III muestran una distribución equilibrada en tres zonas, donde la zona 1, integrada por 32 revistas, concentra el 33,12 % de los artículos. Esta configuración es coherente con la Ley de Bradford en áreas científicas de rápido crecimiento y alta dispersión temática [33], [37]. Las zonas 2 y 3 reúnen un mayor número de revistas con una contribución individual menor, lo que refuerza la lectura de una expansión progresiva de la producción fuera del núcleo central [35].

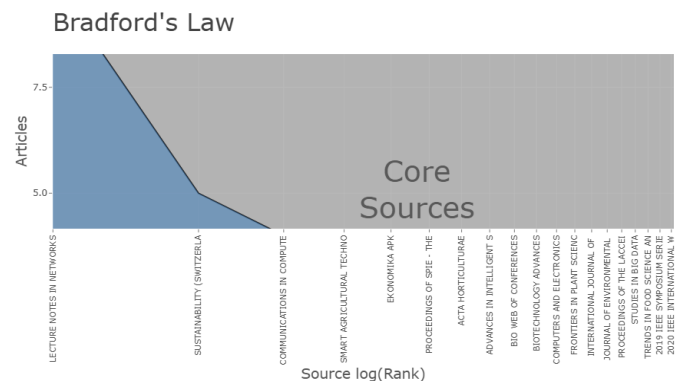


Fig. 2. Ley de Bradford. Fuente: elaboración propia con Bibliometrix a partir de datos de Scopus.

La Fig. 2, complementa este análisis al visualizar las fuentes que integran el núcleo identificado por la Ley de Bradford. Dentro de la zona 1 destacan revistas como Lecture Notes in Networks and Systems, Sustainability (Switzerland), Communications in Computer and Information Science y Smart Agricultural Technology, las cuales concentran una proporción significativa de los artículos más productivos.

Los artículos publicados en Lecture Notes in Networks and Systems permiten observar cómo la inteligencia artificial se ha incorporado como un componente orientado a mejorar la eficiencia productiva en distintos eslabones del sistema agrícola. En esta línea, Tanvir [38] aborda la detección temprana de enfermedades foliares mediante modelos de aprendizaje profundo, con efectos directos sobre la reducción de pérdidas y el control de insumos fitosanitarios, lo que puede traducirse en menores costos operativos. Desde una perspectiva complementaria, el trabajo de Shaik Mazhar y Akila [39] analiza el uso combinado de sensores, big data y algoritmos de aprendizaje automático para optimizar la

gestión del ganado, mejorar el bienestar animal y disminuir gastos asociados a la producción, desde el consumo energético hasta la administración de recursos.

TABLA IV
ARTÍCULOS MÁS CITADOS.

Artículo	DOI	uso de la Inteligencia artificial en eficiencia en los costos de producción agrícola	Autore s	Citaci ones
A systematic review of iot solutions for smart farming	10.3390/s20154231	Analiza soluciones IoT integradas con analítica de datos y algoritmos inteligentes para optimizar el uso de recursos agrícolas, reducir pérdidas productivas y disminuir costos asociados a riego, fertilización y monitoreo de cultivos.	[40]	320
The role of sensors, big data and machine learning in modern animal farming	10.1016/j.sbsr.2020.100367	Examina el uso de sensores, aprendizaje automático y análisis de grandes volúmenes de datos para mejorar la gestión del ganado, disminuir costos operativos y aumentar la productividad mediante decisiones basadas en datos.	[41]	305
Farm management information systems: Current situation and future perspectives	10.1016/j.compag.2015.05.011	Estudia sistemas de información agrícola apoyados en modelos computacionales y automatización para apoyar la planificación, el control de costos y la toma de decisiones en la gestión de explotaciones agrícolas.	[42]	294
A review: Research progress of SERS-based sensors for agricultural applications	10.1016/j.tifs.2020.07.012	Revisa sensores avanzados apoyados en técnicas computacionales para detección temprana de contaminantes y enfermedades, con efectos en la reducción de desperdicios, insumos y costos de producción agrícola.	[43]	157
Enabling smart agriculture by implementing artificial intelligence and embedded sensing	10.1016/j.cie.2021.101936	Analiza la incorporación de inteligencia artificial y sensores embebidos para automatizar procesos agrícolas, mejorar la asignación de recursos y disminuir costos operativos mediante sistemas de apoyo a decisiones.	[44]	106

Desde una perspectiva más integradora, también se observa una línea orientada a examinar la convergencia entre Internet de las Cosas e inteligencia artificial en la agricultura y la acuicultura. Este tipo de aproximaciones resulta relevante para el objetivo del artículo, porque muestra cómo la automatización de procesos, la reducción de requerimientos de mano de obra y la toma de decisiones basada en datos pueden vincularse directamente con la eficiencia operativa y con el comportamiento de los costos de producción [40].

B. Indicadores bibliométricos.

La Tabla IV reúne los cinco artículos con mayor número de citas dentro del corpus analizado, lo que permite identificar aportes que han ejercido una influencia significativa en la configuración del campo. En conjunto, estos trabajos comparten una orientación hacia el uso de tecnologías digitales e inteligencia artificial como soporte para la toma de decisiones y la optimización de recursos en sistemas agrícolas y pecuarios.

Estudios de carácter integrador, como los de Navarro [41] y Neethirajan [42], destacan por vincular sensores, analítica de datos y aprendizaje automático con la reducción de pérdidas productivas y el control de costos operativos, tanto en cultivos como en ganadería. Esta centralidad de los enfoques basados en datos ayuda a explicar, al menos en parte, su amplia difusión dentro del corpus y su peso dentro de la estructura de citas.

Al mismo tiempo, la presencia de trabajos como el de Fountas [43] muestra que las discusiones sobre eficiencia y gestión de costos en la producción agrícola preceden a la popularización reciente de la inteligencia artificial, apoyándose inicialmente en sistemas de información y modelos computacionales orientados a la gestión integral de las explotaciones. Otros trabajos reflejan una transición hacia aplicaciones más específicas, centradas en sensores avanzados y sistemas inteligentes capaces de reducir desperdicios, optimizar insumos y automatizar procesos productivos [44], [45]. En conjunto, estos artículos evidencian una evolución temática desde soluciones de gestión general hacia enfoques más especializados, manteniendo como hilo conductor la búsqueda de mejoras en la eficiencia productiva y la contención de los costos de producción agrícola.

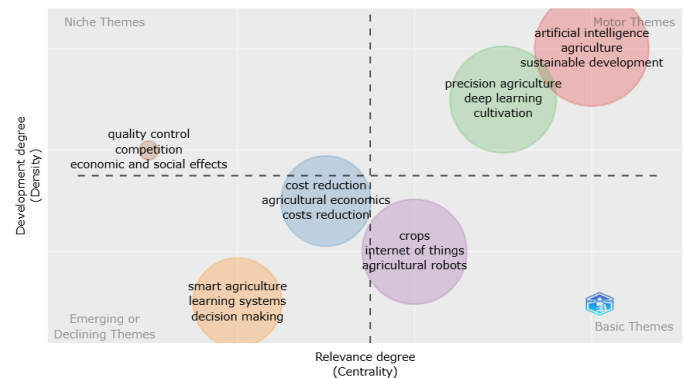


Fig. 3. Mapa Temático. Fuente: elaboración propia con Bibliometrix a partir de datos de Scopus.

El mapa temático de la Fig. 3, evidencia una estructura del campo organizada en torno a clústeres con distintos niveles de centralidad y desarrollo. Esta distribución permite distinguir núcleos conceptuales consolidados, líneas en expansión y áreas que todavía presentan menor articulación dentro de la literatura analizada. El clúster artificial intelligence se posiciona como tema motor, con los valores más altos de centralidad y densidad, lo que indica un alto grado de conexión con otros temas y una base conceptual sólida. Este posicionamiento se sustenta en trabajos de carácter integrador

que articulan inteligencia artificial, sensores e Internet de las Cosas en sistemas agrícolas inteligentes, como la revisión de Navarro [41] así como en estudios orientados a sensores avanzados y analítica aplicada a la producción agrícola [44] y modelos predictivos basados en aprendizaje automático para variables críticas del cultivo, como la humedad del suelo [46]. En conjunto, estos aportes consolidan a la inteligencia artificial como eje articulador de soluciones tecnológicas con impacto directo en la gestión productiva.

El clúster precision agriculture ocupa una posición destacada dentro de la estructura temática al presentar una combinación elevada de centralidad y desarrollo interno. Este comportamiento indica que funciona como un espacio de articulación entre avances técnicos y su traslado a contextos productivos concretos. En su interior convergen enfoques relacionados con aprendizaje profundo, automatización y manejo diferenciado de cultivos, lo que explica su asociación con prácticas orientadas a la reducción de costos y a un uso más ajustado de los insumos agrícolas. Más que un bloque tecnológico aislado, este clúster refleja una lógica aplicada que conecta análisis avanzado y gestión operativa.

En contraste, el clúster cost reduction presenta una densidad menor, aunque conserva una centralidad relevante dentro del mapa temático. Esta configuración sugiere que la eficiencia económica no se consolida como un dominio independiente, sino que atraviesa distintas líneas de investigación como un criterio común de análisis. Este rasgo se alinea con estudios centrados en la gestión de explotaciones agrícolas y en la toma de decisiones apoyada en sistemas de información, donde la eficiencia se incorpora a los procesos de planificación y control de costos, tal como se observa en el trabajo de Fountas [43].

El clúster crops aparece como un tema básico, con una centralidad elevada y una densidad moderada, lo que indica su relevancia estructural dentro del campo, aunque con un desarrollo conceptual aún en consolidación. En este grupo se inscriben investigaciones que combinan inteligencia artificial, sensores embebidos y automatización para el manejo de cultivos [45], así como aproximaciones que vinculan digitalización y sostenibilidad en cadenas agrícolas [47]. Por su parte, los clústeres smart agriculture y quality control, ubicados en zonas periféricas del mapa, reflejan líneas con menor articulación temática. Mientras el primero agrupa enfoques centrados en sistemas de aprendizaje y apoyo a decisiones, el segundo se orienta a efectos económicos y sociales específicos, lo que sugiere oportunidades para futuras investigaciones que integren de forma más explícita estos temas con los núcleos dominantes del campo.

La lectura del mapa de coocurrencia de palabras clave presentado en la Fig. 4, ofrece una visión sintética de cómo se organiza la investigación en torno a la inteligencia artificial y la eficiencia en los costos de producción agrícola. A partir de este análisis se distinguen cinco agrupamientos temáticos, entre los cuales destaca el clúster 1 (color rojo) por su tamaño y nivel de conexión con el resto de los temas. En este espacio convergen términos asociados a inteligencia artificial, agricultura, reducción de costos y desarrollo sostenible, lo que

pone de relieve una aproximación integradora que vincula automatización, análisis de datos y preocupaciones ambientales en un mismo marco de análisis.

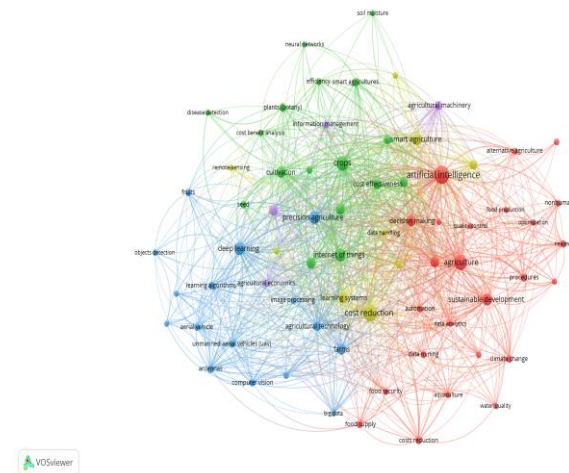


Fig. 4. Coocurrencia de palabras clave. Fuente: elaboración propia con VOSviewer a partir de datos de Scopus.

La consistencia interna de este clúster sugiere que la inteligencia artificial no se aborda únicamente como una herramienta tecnológica, sino como un elemento que articula decisiones productivas, criterios de sostenibilidad y enfoques de gestión en los sistemas agroalimentarios. Esta posición refuerza su papel estructural dentro del campo y explica su fuerte conexión con otros ejes temáticos, en particular aquellos relacionados con productividad y gestión de recursos.

El clúster 2 (color verde) se vincula principalmente con la dimensión productiva y biológica de la agricultura. En este agrupamiento se concentran trabajos que abordan el comportamiento de los cultivos y el control de variables agronómicas clave, apoyándose en tecnologías como sensores, conectividad y modelos de aprendizaje automático. La convergencia de estos enfoques sugiere una orientación hacia el monitoreo continuo y la optimización del uso de insumos, con efectos directos sobre los costos asociados a la producción agrícola. Más que un énfasis tecnológico aislado, este clúster refleja una preocupación por traducir información agronómica en decisiones operativas concretas.

El clúster 3 (color azul) presenta un perfil más especializado, centrado en técnicas avanzadas para la captura y el procesamiento de datos visuales. La presencia de enfoques ligados al aprendizaje profundo, la visión por computador y el uso de vehículos aéreos no tripulados pone de relieve una línea orientada a la detección temprana de problemas productivos. Esta especialización refuerza su vínculo con la agricultura de precisión y con estrategias preventivas que buscan reducir pérdidas y mejorar la eficiencia operativa a partir del análisis anticipado de la información disponible.

En una posición complementaria se ubica el clúster 4 (color amarillo), que articula desarrollos relacionados con agricultura inteligente, sistemas de apoyo a decisiones y teledetección. Su

tamaño relativamente menor responde a un grado más alto de especialización temática, enfocado en la traducción de datos complejos en acciones de gestión dentro de los sistemas productivos. Finalmente, el clúster 5 (color violeta) agrupa investigaciones orientadas a la dimensión económica y organizacional de la producción agrícola. En este espacio, la eficiencia se analiza desde la planificación, el control y la administración de recursos, incorporando perspectivas propias de la economía agrícola y la gestión de la información.

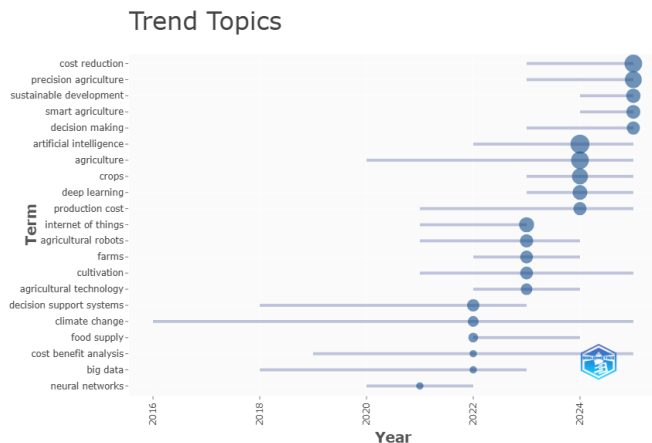


Fig. 5. Trend Topics. Fuente: elaboración propia con Bibliometrix a partir de datos de Scopus.

La Fig. 5, complementa este análisis al mostrar la evolución temporal de los principales temas. Se observa que términos como artificial intelligence, agriculture y crops mantienen una presencia sostenida a lo largo del periodo analizado, consolidándose como núcleos conceptuales estables. En años más recientes, adquieren mayor protagonismo temas como cost reduction, precision agriculture y sustainable development, lo que indica un desplazamiento progresivo desde enfoques tecnológicos generales hacia aplicaciones con impacto económico y ambiental más explícito. Asimismo, la emergencia de términos como agricultural robots, decision support systems e internet of things refleja una creciente atención a soluciones integradas que combinan automatización, analítica y gestión inteligente de los procesos productivos.

IV. CONCLUSIONES

En respuesta al interrogante que orientó este estudio, los resultados permiten afirmar que la investigación sobre inteligencia artificial aplicada a la eficiencia en los costos de producción agrícola sí se ha consolidado como un campo en expansión, aunque todavía no completamente estabilizado. La revisión bibliométrica muestra que la producción científica creció durante el período analizado y que este crecimiento no se limita a una sola disciplina, sino que articula aportes de la ingeniería, la economía agrícola, la analítica de datos y la gestión productiva. En virtud de ello, el tema no debe entenderse únicamente como una discusión tecnológica, sino como una línea de investigación donde la toma de decisiones y el uso eficiente de recursos ocupan un lugar central.

Con respecto al objetivo de mapear la producción científica, el análisis permitió identificar fuentes, autores, documentos influyentes y estructuras temáticas que explican cómo se ha organizado la literatura entre 2015 y 2026. Los hallazgos evidencian una producción amplia, distribuida en numerosas fuentes y con altos niveles de colaboración, lo que sugiere un campo activo, pero aún disperso. Esta dispersión no representa necesariamente una debilidad; más bien muestra que la relación entre inteligencia artificial y costos agrícolas se está construyendo desde distintos frentes, algunos más técnicos y otros más vinculados con la eficiencia económica de la producción.

Desde el punto de vista temático, la inteligencia artificial aparece como un eje que conecta sensores, automatización, agricultura de precisión, sistemas de apoyo a decisiones y reducción de costos. Tal y como se observó en los clústeres analizados, la eficiencia económica no funciona como una línea aislada, sino como un resultado que atraviesa distintas aplicaciones tecnológicas. En ese sentido, los trabajos más influyentes muestran una evolución desde sistemas generales de información agrícola hacia soluciones más específicas, orientadas al monitoreo de cultivos, la optimización de insumos, la detección temprana de problemas y la prevención de pérdidas productivas.

Finalmente, el estudio deja abiertas varias líneas para futuras investigaciones. Se requiere avanzar hacia trabajos empíricos que midan con mayor precisión los efectos de estas tecnologías sobre la estructura real de costos de los productores, especialmente en contextos donde existen limitaciones de inversión, conectividad o formación técnica. También resulta necesario incorporar con mayor claridad las dimensiones organizacionales, éticas y formativas asociadas a la adopción de inteligencia artificial en el agro. De este modo, los resultados obtenidos ofrecen una base útil para investigadores, gestores y actores del sector agrícola interesados en adoptar soluciones inteligentes que no solo aumenten la productividad, sino que contribuyan a una gestión más racional, sostenible y económicamente viable de los recursos productivos.

REFERENCIAS

- [1] A. Kamilaris and F. X. Prenafeta-Boldú, "Deep learning in agriculture: A survey," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 147, pp. 70–90, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.02.016>
- [2] S. Wolfert, L. Ge, C. Verdouw, and M.-J. Bogaardt, "Big Data in Smart Farming – A review," *Agric. Syst.*, vol. 153, pp. 69–80, 2017. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2017.01.023>
- [3] K. G. Liakos, P. Busato, D. Moshou, S. Pearson, and D. Bochtis, "Machine learning in agriculture: A review," *Sensors (Basel)*, vol. 18, no. 8, p. 2674, 2018. <https://doi.org/10.3390/s18082674>
- [4] A. Balafoutis *et al.*, "Precision agriculture technologies positively contributing to GHG emissions mitigation, farm productivity and economics," *Sustainability*, vol. 9, no. 8, p. 1339, 2017. <https://doi.org/10.3390/su9081339>
- [5] Z. Ali, A. Muhammad, N. Lee, M. Waqar, and S. W. Lee, "Artificial Intelligence for sustainable agriculture: A comprehensive review of AI-driven technologies in crop production," *Sustainability*, vol. 17, no. 5, p. 2281, 2025. <https://doi.org/10.3390/su17052281>
- [6] R. Finger, S. M. Swinton, N. El Benni, and A. Walter, "Precision farming at the nexus of agricultural production and the environment," *Annu. Rev. Resour. Economics*, vol. 11, no. 1, pp. 313–335, 2019. <https://doi.org/10.1146/annurev-resource-100518-093929>
- [7] J. Ammann, C. Umstätter, and N. El Benni, "The adoption of precision agriculture enabling technologies in Swiss outdoor vegetable

- production: a Delphi study," *Precis. Agric.*, vol. 23, no. 4, pp. 1354–1374, 2022. <https://doi.org/10.1007/s11119-022-09889-0>
- [8] R. Akhter and S. A. Sofi, "Precision agriculture using IoT data analytics and machine learning," *J. King Saud Univ. - Comput. Inf. Sci.*, vol. 34, no. 8, pp. 5602–5618, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2021.05.013>
- [9] C. Fiechter, B. Brewer, J. Ifft, and M. Boehlje, "Farm efficiency and Precision agriculture technology," *J. Agric. Appl. Econ.*, pp. 1–23, 2025. <https://doi.org/10.1017/aae.2025.10029>
- [10] H. Barrett and D. C. Rose, "Perceptions of the fourth agricultural revolution: What's in, what's out, and what consequences are anticipated?," *Sociol. Ruralis*, vol. 62, no. 2, pp. 162–189, 2022. <https://doi.org/10.1111/soru.12324>
- [11] L. Klerkx, E. Jakku, and P. Labarthe, "A review of social science on digital agriculture, smart farming and agriculture 4.0: New contributions and a future research agenda," *NJAS Wageningen J. Life Sci.*, vol. 90–91, no. 1, pp. 1–16, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.njas.2019.100315>
- [12] M. Yıldız and T. Karakaş Yılmaz, "Bibliometric analysis in scientific research using R: A review of Scopus and web of science databases," *joda*, vol. 0, no. 2, pp. 31–46, 2024. <https://doi.org/10.26650/JODA.1462396>
- [13] V. Z. Pessin, C. A. S. Santos, L. H. Yamane, R. R. Siman, R. de L. Baldam, and V. L. Júnior, "A method of Mapping Process for scientific production using the Smart Bibliometrics," *MethodsX*, vol. 11, no. 102367, p. 102367, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.mex.2023.102367>
- [14] J. Schmidhuber, "Deep learning in neural networks: an overview," *Neural Netw.*, vol. 61, pp. 85–117, 2015. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.09.003>
- [15] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," *Nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, 2015. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- [16] T. van Klompenburg, A. Kassahun, and C. Catal, "Crop yield prediction using machine learning: A systematic literature review," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 177, no. 105709, p. 105709, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105709>
- [17] R. Gebbers and V. I. Adamchuk, "Precision agriculture and food security," *Science*, vol. 327, no. 5967, pp. 828–831, 2010. <https://doi.org/10.1126/science.1183899>
- [18] O. Rozenstein *et al.*, "Data-driven agriculture and sustainable farming: friends or foes?," *Precis. Agric.*, vol. 25, no. 1, pp. 520–531, 2024. <https://doi.org/10.1007/s11119-023-10061-5>
- [19] D. J. Mulla, "Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: Key advances and remaining knowledge gaps," *Biosyst. Eng.*, vol. 114, no. 4, pp. 358–371, 2013. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2012.08.009>
- [20] L. Solaque, A. Velasco, and A. Riveros, "Planificación de trayectorias por técnica de A* y suavizado por curvas de Bezier para la herramienta del sistema de remoción de maleza de un robot dedicado a labores de agricultura de precisión," *Entre Ciencia e Ingeniería*, vol. 12, no. 24, pp. 43–51, Dec. 2018, doi: 10.31908/19098367.3814.
- [21] G. Papadopoulos, S. Arduini, H. Uyar, V. Psiroukis, A. Kasimati, and S. Fountas, "Economic and environmental benefits of digital agricultural technologies in crop production: A review," *Smart Agric. Technol.*, vol. 8, no. 100441, p. 100441, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.atech.2024.100441>
- [22] Y. S. Tey and M. Brindal, "Factors influencing the adoption of precision agricultural technologies: a review for policy implications," *Precis. Agric.*, vol. 13, no. 6, pp. 713–730, 2012. <http://dx.doi.org/10.1007/s11119-012-9273-6>
- [23] F. Fuentes-Peñailillo, K. Gutter, R. Vega, and G. C. Silva, "Transformative technologies in digital agriculture: Leveraging Internet of Things, remote sensing, and artificial intelligence for smart crop management," *J. Sens. Actuator Netw.*, vol. 13, no. 4, p. 39, 2024. <https://doi.org/10.3390/jsan13040039>
- [24] A. L. Duguma and X. Bai, "How the internet of things technology improves agricultural efficiency," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 58, no. 2, 2024. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-11046-0>
- [25] K. Wu *et al.*, "A comprehensive review of AI methods in agri-food engineering: Applications, challenges, and future directions," *Electronics (Basel)*, vol. 14, no. 20, p. 3994, 2025. <https://doi.org/10.3390/electronics14203994>
- [26] S. Ghazal, A. Munir, and W. S. Qureshi, "Computer vision in smart agriculture and precision farming: Techniques and applications," *Artificial Intelligence in Agriculture*, vol. 13, pp. 64–83, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.iaia.2024.06.004>
- [27] N. Donthu, S. Kumar, D. Mukherjee, N. Pandey, and W. M. Lim, "How to conduct a bibliometric analysis: An overview and guidelines," *J. Bus. Res.*, vol. 133, pp. 285–296, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.04.070>
- [28] I. Zupic and T. Čater, "Bibliometric methods in management and organization," *Organ. Res. Methods*, vol. 18, no. 3, pp. 429–472, 2015. <https://doi.org/10.1177/1094428114562629>
- [29] M. J. Page *et al.*, "The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews," *BMJ*, vol. 372, p. n71, 2021, doi: 10.1136/bmj.n71.
- [30] N. J. van Eck and L. Waltman, "Citation-based clustering of publications using CitNetExplorer and VOSviewer," *Scientometrics*, vol. 111, no. 2, pp. 1053–1070, 2017. <https://doi.org/10.1007/s11192-017-2300-7>
- [31] Q. Liu, N. L. Ali, and H. Y. Lee, "Applying VOSviewer in a bibliometric review on English language teacher education research: an analysis of narratives, networks and numbers," *Cogent Educ.*, vol. 12, no. 1, 2025. <https://doi.org/10.1080/2331186X.2025.2449728>
- [32] M. Aria and C. Cuccurullo, "Bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis," *Journal of Informetrics*, vol. 11, no. 4, pp. 959–975, 2017, doi: 10.1016/j.joi.2017.08.007.
- [33] F. Ju, "Mapping the knowledge structure of image recognition in cultural heritage: A scientometric analysis using CiteSpace, VOSviewer, and bibliometrix," *J. Imaging*, vol. 10, no. 11, p. 272, 2024. <https://doi.org/10.3390/jimaging10110272>
- [34] H. Baier-Fuentes, M. H. González-Serrano, M. Alonso-Dos Santos, W. Inzunza-Mendoza, and V. Pozo-Estrada, "Emotions and sport management: A bibliometric overview," *Front. Psychol.*, vol. 11, p. 1512, 2020. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.01512>
- [35] X. Ding and Z. Yang, "Knowledge mapping of platform research: a visual analysis using VOSviewer and CiteSpace," *Electron. Commer. Res.*, vol. 22, no. 3, pp. 787–809, 2022. <https://doi.org/10.1007/s10660-020-09410-7>
- [36] S. Kumar, W. M. Lim, U. Sivarajah, and J. Kaur, "Artificial intelligence and blockchain integration in business: Trends from a bibliometric-content analysis," *Inf. Syst. Front.*, vol. 25, no. 2, pp. 871–896, 2023. <https://doi.org/10.1007/s10796-022-10279-0>
- [37] R. Parvanda and P. Kala, "Trends, opportunities, and challenges in the integration of the additive manufacturing with Industry 4.0," *Prog. Addit. Manuf.*, vol. 8, no. 3, pp. 587–614, 2023. <https://doi.org/10.1007/s40964-022-00351-1>
- [38] K. Tanvir, R. Sharma, M. S. Kabir, T. S. Sintheia, S. Basu, and S. Banerjee, "PCNN-based grape leaf disease detection using MobileNetV2 and ViT with XAI," in *Lecture Notes in Networks and Systems*, Singapore: Springer Nature Singapore, 2025, pp. 281–292. https://doi.org/10.1007/978-981-96-4880-1_22
- [39] S. A. Shaik Mazhar and D. Akila, "Machine learning and sensor roles for improving livestock farming using big data," in *Cyber Technologies and Emerging Sciences*, Singapore: Springer Nature Singapore, 2023, pp. 181–190. https://doi.org/10.1007/978-981-19-2538-2_17
- [40] N. Gouiza, H. Jebari, and K. Reklouli, "IoT in Smart Farming: A Review," in *International Conference on Advanced Intelligent Systems for Sustainable Development (AI2SD'2023)*, Cham: Springer Nature Switzerland, 2024, pp. 149–161. https://doi.org/10.1007/978-3-031-54318-0_13
- [41] E. Navarro, N. Costa, and A. Pereira, "A systematic review of IoT solutions for smart farming," *Sensors (Basel)*, vol. 20, no. 15, p. 4231, 2020. <https://doi.org/10.3390/s20154231>
- [42] S. Neethirajan, "The role of sensors, big data and machine learning in modern animal farming," *Sens. BioSensing Res.*, vol. 29, no. 100367, p. 100367, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.sbsr.2020.100367>
- [43] S. Fountas *et al.*, "Farm management information systems: Current situation and future perspectives," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 115, pp. 40–50, 2015. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2015.05.011>
- [44] C. Liu, D. Xu, X. Dong, and Q. Huang, "A review: Research progress of SERS-based sensors for agricultural applications," *Trends Food Sci. Technol.*, vol. 128, pp. 90–101, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.tifs.2022.07.012>
- [45] A. Sharma, M. Georgi, M. Tregubenko, A. Tselykh, and A. Tselykh, "Enabling smart agriculture by implementing artificial intelligence and embedded sensing," *Comput. Ind. Eng.*, vol. 165, no. 107936, p. 107936, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.107936>

- [46] O. A. Sanuade, A. M. Hassan, A. O. Akanji, A. A. Olajo, M. A. Oladunjoye, and A. Abdulaheem, "New empirical equation to estimate the soil moisture content based on thermal properties using machine learning techniques," *Arab. J. Geosci.*, vol. 13, no. 10, 2020. <https://doi.org/10.1007/s12517-020-05375-x>
- [47] M. Trabucco and P. De Giovanni, "Achieving resilience and business sustainability during COVID-19: The role of lean supply chain practices and digitalization," *Sustainability*, vol. 13, no. 22, p. 12369, 2021. <https://doi.org/10.3390/su132212369>

Angelica María Jiménez Coronado. Profesora de la Facultad de Ciencias Económicas de la Universidad del Atlántico. Ingeniera de Sistemas, especialista en Redes de Computadores, magíster en Administración de Empresas y doctora en Administración. Investigadora Asociada (IA) reconocida por Minciencias. Sus áreas de interés se relacionan con administración, sistemas de información, gestión organizacional y aplicación de tecnologías digitales en procesos productivos.
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5067-1721>.

Hugo Gaspar Hernández Palma. Profesor de planta de la Universidad del Atlántico, adscrito a la Facultad de Ciencias Económicas y al Programa de Administración de Empresas. Ingeniero Industrial, especialista en Diseño y Evaluación de Proyectos, magíster en Sistemas de Gestión y doctorando en Gerencia de Proyectos. Sus líneas de trabajo se relacionan con gestión organizacional, proyectos, productividad, calidad y sistemas de gestión aplicados al sector empresarial.
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3873-0530>.

Daniel Alfonso Mendoza Casseres. Profesor asociado del Programa de Ingeniería Industrial de la Universidad del Atlántico, Barranquilla, Colombia. Ingeniero Químico de la Universidad del Atlántico y magíster en Ingeniería Industrial de la Universidad de Los Andes. Su experiencia académica e investigativa se ha orientado hacia procesos industriales, gestión de operaciones, productividad y análisis aplicado a sistemas de producción.
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5514-750X>.