



Industria 4.0 y su relación con la automatización en la industria Alimentaria: Una revisión sistemática y bibliométrica

Industry 4.0 and its relation to automation in the food industry: A systematic and bibliometric review

Gina Jahaira Damián Moran¹; Jhasmin Mayhua Ayuque¹; Judith Erika Inga Quinto¹
Christian Omar Larrea Cerna¹; David Callirgos Romero^{2*}

1 Facultad de Ingeniería en Industrias Alimentarias, Universidad Nacional Autónoma de Tayacaja Daniel Hernández Morillo, Huancavelica.

2 Facultad de Agronomía Eliseu Maciel, Universidad Federal de Pelotas, Pelotas, Río Grande del Sur, Brasil.

* Autor corresponsal: callirgosromerod@gmail.com (D. Callirgos Romero).

ORCID de los autores:

G. J. Damián Moran: <https://orcid.org/0009-0008-6225-2381>

J. E. Inga Quinto: <https://orcid.org/0009-0004-1751-6596>

D. Callirgos Romero: <https://orcid.org/0009-0004-7428-4154>

J. Mayhua Ayuque: <https://orcid.org/0009-0006-8086-4248>

C. O. Larrea Cerna: <https://orcid.org/0009-0009-5402-7747>

RESUMEN

Este artículo de revisión examina las aplicaciones actuales de la automatización en la industria alimentaria y su vínculo con el paradigma de la Industria 4.0, analizando las principales tendencias, beneficios y desafíos asociados con la adopción de tecnologías emergentes. Se realizó una revisión sistemática de la literatura utilizando la base de datos Scopus, aplicando el enfoque PICOC y el protocolo PRISMA, lo que permitió seleccionar 120 estudios relevantes. El análisis bibliométrico, efectuado con VOSviewer y Bibliometrix, respaldó la búsqueda y facilitó la identificación de temáticas consolidadas. Los hallazgos evidencian que la Industria 4.0 ofrece múltiples oportunidades para mejorar la eficiencia, trazabilidad y capacidad de respuesta del sector alimentario, mediante la incorporación de inteligencia artificial, aprendizaje automático, aprendizaje profundo y blockchain. No obstante, su implementación enfrenta barreras como la escasez de personal calificado y la resistencia al cambio organizacional. Se sugiere que futuras investigaciones analicen el impacto de estas transformaciones en el desarrollo de competencias laborales, así como en el diseño de estrategias que permitan superar los desafíos identificados. Además, resulta crucial evaluar cómo estas tecnologías pueden contribuir a una producción más sostenible, optimizando el uso de recursos y reduciendo el impacto ambiental, en concordancia con los Objetivos de Desarrollo Sostenible.

Palabras clave: Industria 4.0; industria alimentaria; automatización; inteligencia artificial.

ABSTRACT

This review article examines current applications of automation in the food industry and its connection to the Industry 4.0 paradigm, analyzing key trends, benefits, and challenges associated with the adoption of emerging technologies. A systematic literature review was conducted using the Scopus database, applying the PICOC framework and the PRISMA protocol, which led to the selection of 120 relevant studies. Bibliometric analysis, carried out using VOSviewer and Bibliometrix, supported the search process and helped identify consolidated themes. The findings show that Industry 4.0 offers multiple opportunities to enhance efficiency, traceability, and responsiveness in the food sector through the integration of artificial intelligence, machine learning, deep learning, and blockchain technologies. However, its implementation faces significant barriers, such as the shortage of qualified personnel and resistance to change within traditional organizational structures. Future research should explore the impact of these transformations on workforce skill development and the design of strategies to overcome the identified challenges. Moreover, it is essential to assess how these technologies can contribute to more sustainable production by optimizing resource use and reducing environmental impact, in alignment with the Sustainable Development Goals.

Keywords: Industry 4.0; food industry; automation; artificial intelligence.

Recibido: 05/03/2025

Aceptado: 09/06/2025



Esta obra está publicada bajo la licencia [CC BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

INTRODUCCIÓN

La automatización se define como el uso de tecnologías que requieren mínima intervención humana (Qazi et al., 2022). En el contexto de la Industria 4.0, esta transformación de la industria alimentaria se logra mediante la integración de sistemas avanzados de tecnología de la información (TI), optimizando los procesos y mejorando la eficiencia (Akyazi et al., 2020). Un aspecto clave de esta evolución es la inteligencia artificial (IA), que permite la optimización de procesos complejos, la informatización de sistemas y la transformación de productos en las industrias alimentarias (Rawat et al., 2021).

La automatización y las tecnologías de la información son esenciales para incrementar la productividad, mejorar la calidad y alcanzar una mayor eficiencia en la industria alimentaria (Nolasco et al., 2023). Desde una perspectiva financiera, la principal justificación para adoptar la automatización radica en la mejora de los productos (Seaton, 2022). Según Alquodhaibi et al. (2024), la Industria 4.0 aprovecha tecnologías inteligentes que optimizan los sistemas de control en los procesos de fabricación, mejorando la automatización, el análisis de datos y la toma de decisiones autónoma a través de la interconexión de equipos y maquinaria (Lin & Prasetyo, 2025).

El objetivo principal de estas tecnologías es la optimización de recursos, particularmente mediante la reducción de tiempos improductivos en las líneas de producción (De Savas et al., 2023). Los beneficios que ofrece la Industria 4.0 a la industria alimentaria incluyen menores tiempos de preparación, entregas más rápidas, reducción de costos, mayor flexibilidad de producción y mayor productividad (Vargas et al., 2023). Además, contribuye a la reducción de la intervención humana y a la disminución de los costos laborales (Arshad et al., 2023).

A nivel global, la automatización en la industria alimentaria se beneficia de tecnologías emergentes, como la industria inteligente propuesta por la Industria 4.0 (Majid et al., 2022). La Figura 1 ilustra las principales tecnologías de la Industria 4.0 aplicadas en el sector alimentario, agrupadas en tres categorías: tecnologías físicas, digitales y biológicas. Estas incluyen desde sistemas físicos como la robótica y la automatización de procesos, hasta tecnologías digitales como el Internet de las Cosas (IoT) y la inteligencia artificial (IA), y tecnologías biológicas que están revolucionando el procesamiento y la trazabilidad de los productos alimentarios.

Estudios recientes indican que las redes 5G potencian el Internet de las Cosas (IoT) y las aplicaciones de automatización inteligente, mejorando la eficiencia en el procesamiento de ingredientes alimentarios funcionales (Attaran, 2023; Yi Ting Neo et al., 2023). La automatización robótica se ha implementado exitosamente en procesos como empaquetado, paletización y etiquetado (Xu et al., 2023), con innovaciones como una pinza robótica inteligente con sensores para manipular carne, superando desafíos previos (Takacs et al., 2024). Además, la automatización ha

mejorado la eficiencia en el sacrificio y faenado de animales (Sawangwong et al., 2020), y la Resonancia Magnética Nuclear (RMN) se ha consolidado como una herramienta para el control en tiempo real de la calidad alimentaria (McCarney et al., 2023). Por otro lado, la automatización también reduce el consumo de energía y optimiza procesos en industrias azucareras, mejorando la eficiencia en la pre-molienda (Osore et al., 2020).

En la industria pesquera, la automatización ha demostrado mejoras significativas en la velocidad de procesamiento y el rendimiento (Einarsdóttir et al., 2022). En el sector de la carne roja, la automatización, junto con tecnologías como la sensorización y IoT, facilita tareas automáticas en el procesamiento (Hamill et al., 2024). Además, la integración de la IA ha optimizado la clasificación, detección de calidad y procesamiento de carne (Mingyu & Xinxing, 2024). Las tecnologías como RFID (identificación por radiofrecuencia) también están revolucionando la trazabilidad y la calidad percibida en la cadena de suministro de carnes (Barge et al., 2020).

Por otro lado, el uso de tecnologías avanzadas como Machine Learning (ML) y Visión Artificial (CV) está mejorando la gestión y detección de defectos en pollos de engorde mediante técnicas no invasivas (Tran et al., 2024). Una innovación destacada es la medición del peso de los pollos utilizando videos de vista superior, aprovechando las CNN (redes neuronales convolucionales) 3D. Además, las operaciones unitarias en el procesamiento de granos alimenticios se benefician de tecnologías de visión artificial que mejoran la clasificación, limpieza y selección (Ghangha et al., 2024).

Una Revisión Sistemática de la Literatura (RSL) sobre la automatización en la industria alimentaria es fundamental para comprender su impacto en la eficiencia y sostenibilidad del sector. El uso de herramientas como bases de datos confiables (SCOPUS), criterios metodológicos (PICOC), análisis bibliométrico (Bibliometrix) y pautas de transparencia (PRISMA) permite estructurar y analizar de manera rigurosa la información disponible. Este enfoque facilita la identificación de tendencias, beneficios y desafíos en la adopción de tecnologías automatizadas, proporcionando una base sólida para futuras investigaciones y estrategias dentro de la Industria 4.0.

El objetivo principal de esta revisión es analizar las aplicaciones actuales de la automatización en la industria alimentaria y su vínculo con la Industria 4.0. A través de la recopilación y evaluación crítica de la literatura existente, se identifican las principales tendencias, beneficios y desafíos asociados a la adopción de tecnologías automatizadas en el sector alimentario. Además, se resalta cómo estas innovaciones mejoran la eficiencia operativa, la trazabilidad de los productos y permiten una respuesta más ágil a las necesidades del mercado. Esta revisión sistemática de la literatura ofrece una base sólida para futuras investigaciones, contribuyendo al avance hacia industrias alimentarias más inteligentes y sostenibles.

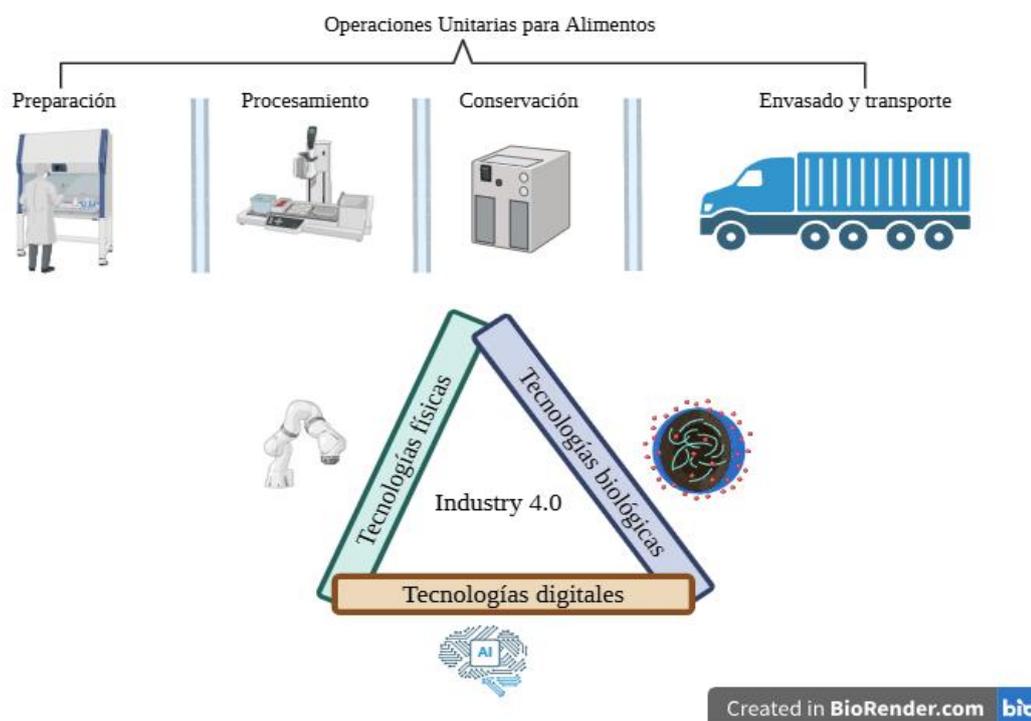


Figura 1. Tecnologías de la Industria 4.0 utilizadas en las operaciones unitarias del sector alimentario.

METODOLOGÍA

A. Formulación de preguntas de investigación

La metodología PICOC permite clasificar las palabras de búsqueda, además de que la formulación de las preguntas será clave para obtener las primeras respuestas para la investigación (Pinho et al., 2023) (Tabla 1).

1. Pregunta General:

Q1: ¿Cuáles son los principales beneficios de la implementación de tecnologías de la Industria 4.0 en la industria alimentaria?

2. Preguntas Específicas:

EQ1: ¿Cuáles son las principales tecnologías de automatización en la Industria 4.0 que se están implementando dentro de la industria alimentaria?

EQ2: ¿Cuáles son las barreras que enfrentan las empresas de la industria alimentaria para implementar tecnologías de la Industria 4.0?

EQ3: ¿Qué mejoras existen al implementar tecnologías de la Industria 4.0 en la industria alimentaria?

B. Especificación de palabras claves

Se empleó palabras clave en español, llevándolos al idioma inglés, con el fin de recopilar la mayor cantidad de estudios verídicos y provenientes de

revistas indexadas en la base de datos Scopus.

C. Formulación de ecuaciones y motores de búsqueda

Se formularon las palabras clave obtenidas mediante enlaces con el objetivo de realizar una búsqueda detallada y precisa. Para lograrlo, se empleó operadores booleanos: OR para separar cada palabra clave, comillas (") para agrupar frases precisas y AND para separar varios campos de búsqueda. Esto permitió una búsqueda más precisa y detallada y disminuyó el número de artículos de menor relevancia. El motor de búsqueda seleccionado fue SCOPUS.

En la Tabla 2 se muestran los resultados de búsqueda con las respectivas ecuaciones de palabras clave.

D. Criterios de inclusión y exclusión

Se desarrolló la metodología del diagrama de flujo PRISMA (Agrawal et al., 2024). este último está relacionado a la declaración de elementos de informes preferidos para emplearlos en Revisiones Sistemáticas y metaanálisis, además de asegurar la consistencia y exhaustividad en la investigación. Asimismo, un diagrama de flujo de cuatro etapas que son los siguientes; identificación, selección, elegibilidad y estudios incluidos. Para filtrar las investigaciones se aplicaron los criterios de inclusión y exclusión adicionales observados en la Tabla 3.

Tabla 1
Matriz PICOC de la investigación

Metodología	Descripción	Palabras Clave en español	Palabras Clave en inglés
P Problema	Factores como la globalización, la demanda de productos de alta calidad, la presión por cumplir con regulaciones estrictas de seguridad alimentaria y la competencia internacional impulsan la necesidad de modernizar los procesos productivos.	Automatización Industria Alimentaria Seguridad Alimentaria Fabricación inteligente Fabricación de alimentos	Automation Food industry Food safety Smart manufacturing Food manufacturing
I Intervención	Implementación de tecnologías de automatización, que pueden incluir robots, sistemas de inteligencia artificial (IA), sensores, máquinas controladas por software, líneas de producción automáticas, entre otras tecnologías, para mejorar la eficiencia.	Clasificación Aprendizaje automático Tecnologías Costos Alimentos Automatización	Classification Match Learning Technologies Costs Food Automation
C Comparación	Procesos manuales o semi-automatizados tradicionales utilizados en la industria alimentaria. También se pueden comparar con otros sectores que han implementado automatización de manera más intensiva, como la industria automotriz o electrónica.	Innovación tecnológica Robots de servicio Sistemas ciberfísicos Industrias Automatización	Technology innovation Service robots Cyber-physical systems Industries Automation
O Resultado	Mayor eficiencia en la producción, con una reducción significativa en el tiempo de fabricación y los errores humanos. Además, con este sistema se mejora la calidad y seguridad de los alimentos, al minimizar la manipulación directa de los productos. Impacto en el empleo, como la disminución de trabajos manuales, pero con el aumento de la demanda de personal capacitado en tecnología. Reducción de costos a largo plazo y aumento de la competitividad.	Automatización Tecnologías 4.0 Inteligencia artificial Aprendizaje automático	Automation Technologies 4.0 Artificial intelligence Automated learning
C Contexto	La automatización en la industria alimentaria se inserta en un contexto global de digitalización y adopción de tecnologías 4.0.	Industria alimentaria Tecnologías 4.0 Digital	Food industry Technologies 4.0 Digital

Tabla 2
Ecuación general de búsqueda – resultados obtenidos en Scopus

Base de Datos	Palabras /Ecuación de búsqueda	Resultados
Scopus	("Automation" or "food industry" or "food safety" or "Smart manufacturing" or "Food manufacturing") AND ("Segmentation" or "Classification" or "Match Learning" or "Technologies" or "Costs" or " food" or "innovation") AND ("Technology innovation" or "Service robots" or "Cyber-physical systems" or "Industries" or "Automation") AND ("Automation" or "Technologies 4.0" or "Artificial intelligence" or "Automation" or "Automated learning") AND "Food industry" or "Technologies 4.0" or "Digital system"	1432

Tabla 3
Criterios para la búsqueda de artículos científicos

Tipo	Criterios de Inclusión	Tipo	Criterios de Exclusión
CI1	Artículos de los últimos 4 años (2020 - 2024)	CE1	Todos los artículos publicados antes del 2020.
CI2	Área temática - Todo	CE2	Todas las demás investigaciones que no sean artículos.
CI3	Tipo de documento - Artículo	CE3	Artículos cerrados o de pago.
CI4	Idiomas - Español e Inglés	CE4	Falta de DOI.
CI5	Países - Todo		

En la Figura 1 se muestra el proceso de la búsqueda de información para el estudio dando como resultado 1510 artículos en su etapa inicial con búsqueda intuitiva, empleando la base de datos de Scopus. Sin embargo, aplicando los algoritmos de PICOC obtuvimos 1432 y mientras que del diagrama PRISMA se excluyó 1275, se aplicó los criterios de inclusión y exclusión, además, tomando en cuenta su acceso a texto completo y abierto se encontraron 612 artículos,

excluyendo así 512 artículos. Se evaluaron 495 artículos de forma individual y detallada, de igual forma, aquellos artículos que sean afín a la Industria 4.0 y automatización, pero enfocados en la industria de alimentos, finalmente se seleccionaron 120 artículos más relacionados a la temática, para ello se aplicó como criterio de inclusión CI1, CI2, CI3, CI4 y CI5; asimismo, como criterio de exclusión CE1, CE2, CE3 y CE4.

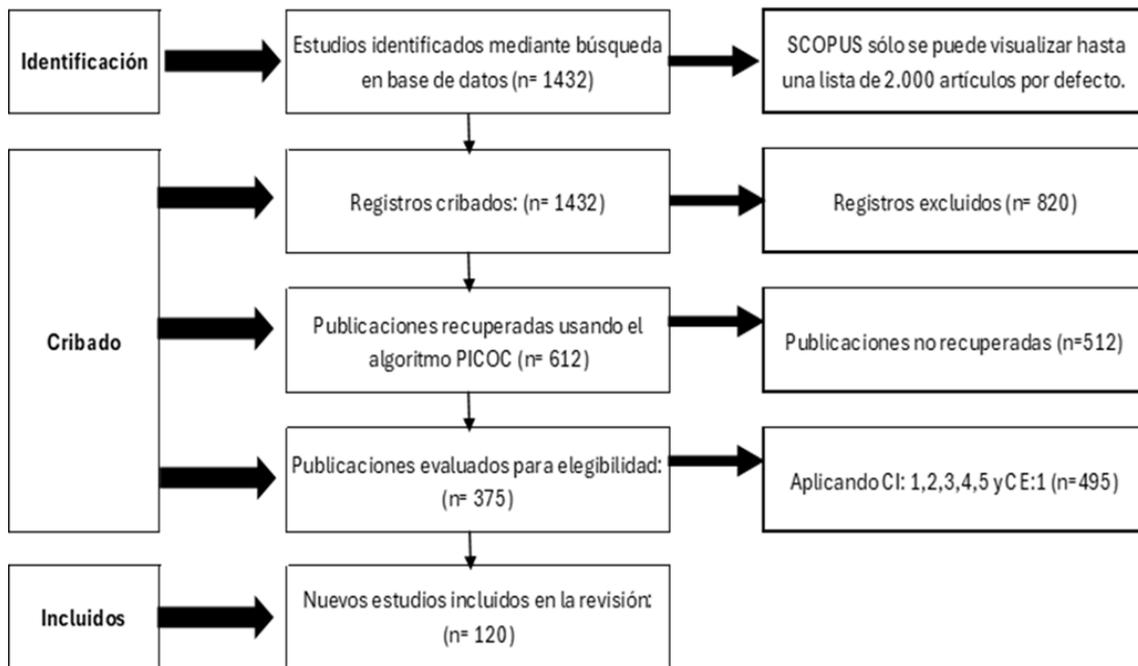


Figura 1. Diagrama de Flujo Prisma.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1. Análisis Bibliométrico de palabras clave: Dinámicas temporales y núcleos temáticos en la industria alimentaria 4.0

Para identificar tendencias temáticas emergentes en la convergencia entre la Industria 4.0 y la automatización en el sector alimentario, se realizó un análisis de co-ocurrencia de palabras clave de autor, utilizando los 1432 artículos obtenidos por PICOC. El análisis fue procesado mediante el software VOSviewer, estableciendo un umbral mínimo de cinco ocurrencias por término, lo que permitió incluir únicamente aquellas palabras

clave con mayor representatividad en el corpus analizado.

La Figura 3A muestra el mapa de co-ocurrencias resultante, donde cada nodo representa una palabra clave, cuyo tamaño es proporcional a su frecuencia de aparición. A su vez, las conexiones entre nodos indican co-ocurrencias en un mismo artículo, y los diferentes colores agrupan los términos en clústeres temáticos identificados automáticamente mediante el algoritmo de agrupamiento de VOSviewer.

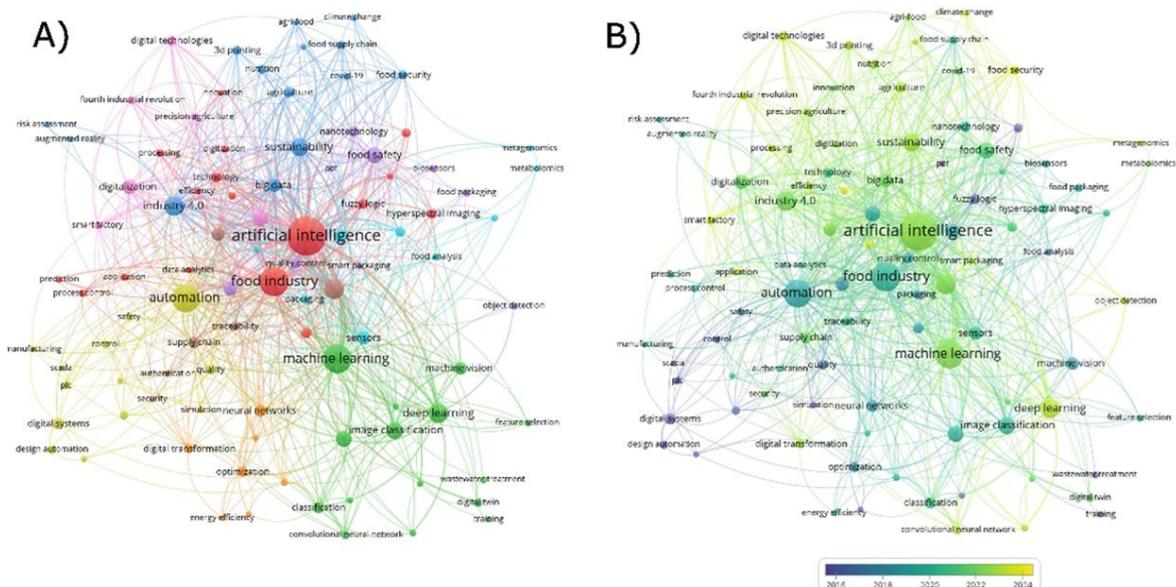


Figura 3. Mapas de coocurrencia de palabras clave de autor relacionadas con Industria 4.0 y automatización en el sector alimentario. Se consideraron únicamente los términos con una ocurrencia mínima de cinco apariciones en los documentos analizados. A) Agrupación por clúster temático. B) Distribución temporal de los términos (2016–2024).

Se identificaron ocho clústeres principales, los cuales reflejan las áreas de investigación más activas en la integración de tecnologías digitales con los sistemas alimentarios:

Clúster rojo: Liderado por los términos “artificial intelligence”, “food industry” y “quality control”, este grupo destaca la aplicación de la inteligencia artificial (IA) en procesos industriales orientados a la eficiencia, calidad y automatización del procesamiento alimentario. Un ejemplo representativo es el estudio de (Alsaedi et al., 2024), en el cual se empleó un sistema adaptativo de inferencia neurodifusa (ANFIS) para predecir el contenido de humedad y grasa en leche pasteurizada sometida a campos eléctricos moderados, a partir de parámetros de color (L^* , a^* , b^*), diferencias totales de color (ΔE), ángulo de tono (h), croma (C), blancura (WI), amarillez (YI) e índice de pardeamiento (BI).

Clúster verde: Incluye términos como “machine learning”, “deep learning”, “image classification” y “convolutional neural networks”, evidenciando el desarrollo de algoritmos avanzados para inspección visual y control de calidad. Rokhva et al. (2024) empleó el modelo MobileNetV2 preentrenado para el reconocimiento automático de alimentos del conjunto Food11, alcanzando una precisión del 92,97 %. Por su parte, Hsieh & Hykin (2024) aplicaron modelos de redes neuronales (ANN), máquinas de vectores de soporte (SVM) y regresión lineal (LR) para predecir el pH y el equivalente de dextrosa (DE) en jarabe de maíz, con precisiones entre el 91 % y 96 %, demostrando su aplicabilidad en pymes.

Clúster amarillo: Centrado en términos como “automation”, “process control”, “SCADA” y “digital systems”, este grupo representa el enfoque tradicional de automatización industrial, ahora modernizado mediante tecnologías ciberfísicas. Por ejemplo, Kim & Kim, (2024) desarrollaron el sistema FPRIS, un brazo robótico de seis ejes con visión por computador e IA, capaz de controlar en tiempo real el grado de tostado de granos de café mediante sensores de gas e imagen. **Clúster azul:** Incluye términos como Industry 4.0, sustainability, climate change y food security, reflejando la preocupación por la sostenibilidad y la resiliencia alimentaria. Markovic et al. (2024) evaluaron el uso de sensores IoT e IA para optimizar recursos y reducir huella de carbono en producción de frutos rojos y cervecera, subrayando desafíos como la calidad de los datos y la adopción tecnológica. Asimismo, Decardi-Nelson & You, (2024) demostraron que la IA puede optimizar los sistemas de iluminación y regulación climática en fábricas de plantas (PFAL), contribuyendo al ahorro energético y a la sostenibilidad.

Clúster rosa: Enfocado en términos como “precision agricultura”, “digitalization”, “smart factory” y “technology”, este grupo representa el eje conceptual de la transformación digital agroalimentaria. Neri et al. (2024) desarrollaron un sistema hiperespectral asistido por IA para la

identificación en tiempo real de plantas como lechuga y rúcula, con posibilidad de ser adaptado al monitoreo de plagas y enfermedades en invernaderos o campo abierto.

Clúster celeste: Reúne términos vinculados a tecnologías analíticas y ómicas, como “biosensors”, “hyperspectral imaging”, “metabolomics” y “food análisis”. La combinación de inteligencia artificial con técnicas cromatográficas ha permitido identificar firmas metabólicas en muestras de *Corylus avellana* con distintos orígenes, procesamientos y condiciones de almacenamiento, lo cual resulta clave para la trazabilidad y la toma de decisiones en la industria alimentaria (Squara et al., 2024).

Clúster morado: Centrado en “food safety”, este grupo agrupa estudios donde se aplican modelos de IA, redes neuronales artificiales (ANN) y sistemas ANFIS para predecir la actividad antimicrobiana de bacterias ácido-lácticas frente a patógenos como *Listeria monocytogenes*, *Staphylococcus aureus* y *Escherichia coli* en matrices fermentadas como el kéfir (Bali et al., 2024).

Clúster marrón: Agrupa investigaciones sobre supply chain, en las que se destaca la integración de tecnologías de industria 4.0 en cadenas de suministro circulares (CSCY). Bui et al. (2023) mostraron que la CSCY mejora la eficiencia económica y reduce impactos ambientales. Asimismo, Sawangwong & Chaopaisarn (2023) identificaron que pilares como automatización, seguridad y conectividad en tiempo real impactan positivamente en indicadores como eficiencia, fiabilidad y costos logísticos.

La Figura 3B presenta, además del mapa de co-ocurrencia de palabras clave, una escala cromática que indica la evolución temporal de los términos utilizados en los artículos analizados, abarcando el período comprendido entre 2016 y 2024. Esta codificación de colores (de violeta a amarillo) permite identificar los temas emergentes y aquellos que han perdido relevancia con el tiempo. En este sentido, términos como “digital systems” tienden a ubicarse en el extremo violeta del espectro, lo que sugiere una menor frecuencia en publicaciones recientes. En contraste, conceptos como “Industry 4.0”, “artificial intelligence”, “machine learning”, “deep learning” y “sustainability” aparecen en tonos más cercanos al amarillo, indicando su creciente protagonismo en investigaciones actuales dentro del campo de la automatización y transformación digital en el sector alimentario.

En conjunto, es evidente la fuerte interconexión entre los conceptos de inteligencia artificial, digitalización y sostenibilidad en el contexto de la automatización alimentaria. El término “artificial intelligence” destaca como el nodo de mayor centralidad y co-ocurrencia, reflejando su papel clave como tecnología habilitadora en la industria alimentaria 4.0.

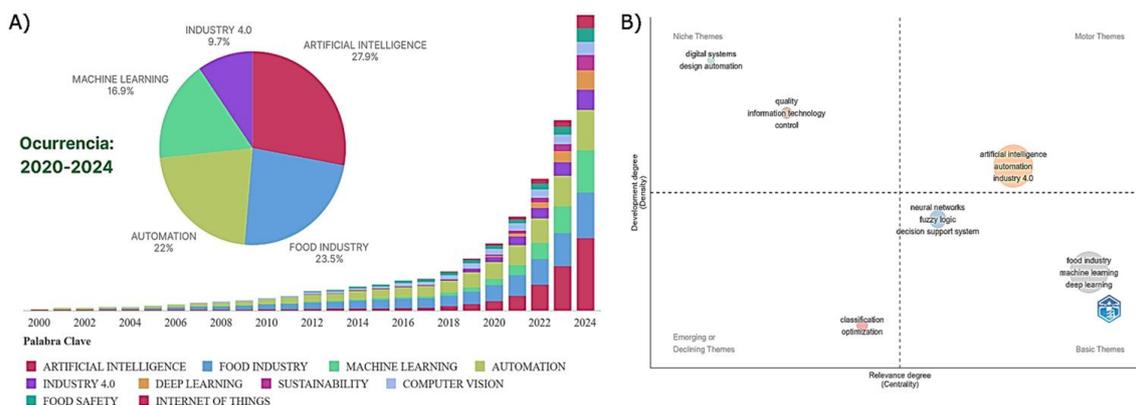


Figura 4. Análisis temporal y temático de palabras clave en publicaciones sobre Industria 4.0 en alimentos. **A)** Evolución anual de las ocurrencias de palabras clave de autor entre 2000 y 2024. El gráfico de pastel representa las cinco palabras clave más frecuentes en el período 2020–2024, calculadas a partir del total de ocurrencias acumuladas. **B)** Mapa temático, que clasifica los temas según su densidad (nivel de desarrollo interno) y centralidad (relevancia en la red temática).

Por otra parte, la Figura 4A presenta el crecimiento de términos clave a lo largo del tiempo. En este sentido, el año 2000 se muestra como un punto inicial, con investigaciones enfocadas en inteligencia artificial aplicada a alimentos, como el trabajo de Grenier et al. (2000) en vinos, o el de Goyache et al. (2001), que promovía el uso de técnicas de IA para evaluar la calidad de productos alimenticios. Ilyukhin et al. (2001) ya señalaban un aumento significativo en la automatización de procesos alimentarios, aunque advertían que la adopción era muy variable entre plantas, siendo las de mayor escala las más automatizadas, pero también las menos interesadas en futuras innovaciones tecnológicas.

Este contexto dio paso a una creciente producción científica, donde la automatización y su relación con la industria alimentaria comenzaron a ganar protagonismo desde 2003. Posteriormente, términos como “machine learning” emergen con fuerza a partir de 2012, coincidiendo con las primeras menciones de “industry 4.0”. Todas estas palabras clave han mostrado un crecimiento exponencial, siendo “artificial intelligence” la de mayor incremento acumulado.

El gráfico de pastel complementa este análisis, mostrando que los términos más utilizados durante el período 2020–2024, en orden descendente, son: “artificial intelligence”, “food industry”, “automation”, “machine learning” e “industry 4.0”. Esta tendencia guarda relación directa con lo mostrado en la Figura 3B, que también reflejaba la evolución temporal de los términos.

La Figura 4B, por su parte, clasifica las palabras clave en función de su densidad (grado de desarrollo interno) y centralidad (relevancia dentro de la red temática). En este contexto, el término “digital systems” (clúster celeste), ubicado en el cuadrante superior izquierdo, presenta alta densidad, pero baja centralidad, lo que sugiere que, aunque su desarrollo técnico ha sido significativo, su relevancia temática ha disminuido. Esta aparente contradicción se aclara al considerar que “digital systems” es un concepto consolidado, pero ha sido progresivamente desplazado por enfoques

más integradores y actuales como “smart systems” o “cyber-physical systems” (Hassoun et al., 2023; Koulouris et al., 2021). Algo similar ocurre con “information technology” (clúster marrón), cuyo desarrollo previo no se traduce en una centralidad temática destacada en el contexto reciente.

En el cuadrante inferior izquierdo, con baja densidad y centralidad, se encuentran términos como “classification” y “optimization” (clúster rosado), considerados como temas emergentes aún en proceso de consolidación. Ejemplo de ello es el trabajo de Mansourvar et al. (2024), que desarrollaron un enfoque de clasificación automática de imágenes mediante redes neuronales profundas para identificar hongos como *Fusarium graminearum*, y el de Duan et al. (2024), que utilizaron un modelo multcaracterística lenguaje-imagen (MFLI) para clasificar pomelos según su calidad.

En el cuadrante inferior derecho, que representa tópicos con alta centralidad, pero menor densidad, se sitúan “food industry”, “machine learning” y “deep learning” (clúster gris), lo que sugiere que, si bien son temas relevantes, aún tienen espacio para un mayor desarrollo teórico y metodológico. En este mismo cuadrante destaca “fuzzy logic” (clúster azul), aplicada por De Pilli (2022) para optimizar la producción de pizza tanto industrial como artesanal, a través de software y herramientas digitales.

Finalmente, en el cuadrante superior derecho, se ubican los términos con alta densidad y centralidad, es decir, los más desarrollados y relevantes para la comunidad científica. Aquí destacan “artificial intelligence”, “automation” e “industry 4.0” (clúster naranja), considerados fundamentales para las investigaciones actuales sobre la digitalización de la industria alimentaria. Estos resultados refuerzan lo ya discutido en la Figura 3.

En síntesis, los análisis bibliométricos y temáticos expuestos no solo permiten visualizar la evolución conceptual y temporal de la digitalización en el ámbito alimentario, sino que también evidencian tendencias consolidadas, áreas en expansión y temas emergentes aún poco explorados. Todo ello

refuerza la necesidad de una revisión sistemática que profundice en el abordaje de la Industria 4.0 y su vinculación con los procesos de automatización en el rubro alimentario, la cual se desarrolla a continuación.

3.2. Análisis de información y desarrollo de preguntas PICOC

Se recolectaron datos de las investigaciones más recientes. Tras llevar a cabo una rigurosa investigación, se detectaron 157 artículos en total, de los cuales solo se tomaron en cuenta 120 artículos de literatura. Por lo tanto, fueron escogidos meticulosamente para cumplir con los criterios de selección y calidad, con la finalidad de asegurar la pertinencia del contenido en esta revisión sistemática.

A continuación, se expone a fondo la lista de trabajos escogidos, y se exponen las cuestiones propuestas de la matriz PICOC.

Q1: ¿Cuáles son las principales tecnologías de la implementación de la industria 4.0 dentro de la industria alimentaria?

Para responder la primera pregunta se ha encontrado 23 respuestas, lo cual esa cantidad de autores no responden a la respuesta planteada (Figura 5). Seguidamente, hemos encontrado 13 respuestas donde algunos autores, al menos han dado 1 respuesta, lo que más destaca son los **sistemas cibernéticos** el cual hace referencia la integración de sistemas ciberfísicos que permite automatizar los niveles operativos y tácticas de la cadena de suministro, facilitando una respuesta más rápida y eficiente a las necesidades del mercado. Asimismo, 36 autores argumentan 2 respuestas de 3 respuestas planteadas, el cual viene hacer el **IoT y el big data** lo cual estos modernizan y optimizan la cadena productiva mejorando la trazabilidad de los productos, igualmente los **Brazos robóticos** aumentan la productividad como también mejoran las condiciones de trabajo. El sistema **"Food Forecast"** de IA optimiza la previsión de ventas en panaderías, automatizando decisiones que tradicionalmente implican errores humanos y reduciendo así el desperdicio alimentario. Lo cual nos indica que se tiene mayor conocimiento frente a las respuestas que se tienen representando el 30% que es un porcentaje aceptable, por otro lado, 43 autores responden 3 respuestas, que más resalta es el uso de **redes neuronales artificiales (RNA) máquinas de vectores de soporte (SVR)** predice CO₂ y etileno, crucial para vida útil de los productos, la tecnología **blockchain (BCT)** que permite la automatización de procesos, mejorar la eficiencia operativa dentro de la cadena de suministro, representando un 35,83% del 100% que es un porcentaje admisible, por último tenemos que al menos los artículos que se tiene responden las 4 respuestas planteadas lo que significa que hay menor conocimiento de estos temas por los 5 autores que se están tratando que es 4,17% del 100%.

A continuación, se responde a la interrogante de investigación planteada.

El beneficio clave de la implementación de tecnologías de la Industria 4.0 en la industria agroalimentaria es la mejora en la precisión de la detección y localización de objetos en 3D para operaciones robóticas (Rapado et al., 2023).

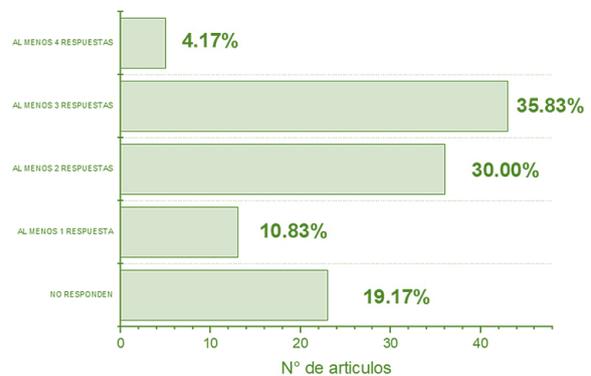


Figura 5. Principales beneficios de la implementación de la industria 4.0 dentro de la industria alimentaria.

Según Kumar et al. (2021) menciona que la automatización basada en la inteligencia artificial (IA), aprendizaje automático (ML) y aprendizaje profundo (DL) permite mejorar los procesos de producción y entrega de alimentos, por lo tanto, también reduce la dependencia de la mano de obra humana. Asimismo, Squara et al. (2024) y Wright et al. (2024) coinciden que la implementación de tecnologías de la Industria 4.0 en la industria alimentaria incluyen el uso de técnicas avanzadas de perfilado de metaboloma y fusión de datos para mejorar la predicción de la calidad de productos como las avellanas, mejora en la automatización y en el sector del procesamiento de carne, ya que está afectado por la escasez de mano de obra.

Kim et al. (2024) afirma que la aplicación de inteligencia artificial para el control de la información del frente del paquete (FOP) brinda ventajas significativas, tales como la capacidad de control rápido y eficiente, lo cual disminuye la necesidad de procesos manuales intensos en el trabajo. Para facilitar la automatización, la eficiencia y la consistencia en la producción de grandes cantidades de jarabe de maíz las grandes fábricas suelen utilizar procesos de producción continua (Jen et al., 2024).

Sin embargo, Heinzova et al. (2024) indican que las tecnologías de automatización y digitalización ayudan a gestionar mejor los flujos de producción, especialmente importante en un contexto de escasez de mano de obra. De la misma manera, Vargas et al. (2024) aborda la adopción de un modelo híbrido Lean/Six Sigma, junto con una red neuronal de tensión superficial (STNN), contribuye a la automatización de los procesos en la elaboración de sal de ajo. En comparación con Zarikhani & Mostafae (2024) mencionan que el sistema "Food Forecast", (previsión de alimentos) de IA optimiza la previsión de ventas en panaderías, automatizando decisiones que tradicionalmente implican errores humanos y reduciendo así el desperdicio alimentario.

Por otro lado, Bhatia (2023) destaca sobre el uso de códigos QR y tecnología blockchain que permite a los consumidores acceder fácilmente a información sobre la calidad y seguridad de los productos alimenticios. Los Robots móviles transportan materiales, reduciendo la mano de obra (Pawananont & Kritchanan, 2022). Mientras que Misra et al. (2022) destaca que el *lot* y el *big data* ayudan a modernizar la cadena de suministro, optimizando procesos y mejorando la trazabilidad de los productos, mientras que otros autores como Ramirez et al. (2022) y Voipio et al. (2023) se enfocan en que la tecnología de autoservicio inteligente (ISS) posibilita la automatización de diversos aspectos del servicio en la industria de alimentos, tales como el procesamiento de pedidos, el pago y la gestión de inventario en tiempo real.

EQ1: ¿Cuáles son las principales tecnologías de automatización y de la industria 4.0 que se están implementando dentro de la industria alimentaria?

Para responder esta pregunta sobre las principales tecnologías de automatización dentro de la industria alimentaria tenemos 26 artículos que no responden ninguna de las 5 respuestas planteadas (Figura 6), pero tenemos 44 artículos que responden al menos 1 respuesta el cual nos habla sobre la *inteligencia artificial* que se está utilizando en la industria alimentaria para optimizar *los procesos de producción, reducir errores humanos y mejorar la eficiencia operativa* también los sistemas ciber físicos son fundamentales para la automatización dentro de la cadena de suministro. Permiten la interacción entre el mundo físico y el digital, facilitando la automatización y el control eficiente de procesos clave en la industria y también nos habla sobre las tecnologías de la Industria 4.0 que se aplican al secado incluyen la automatización, la inteligencia artificial, el aprendizaje automático, la IoT y los sistemas ciber físicos. Estas herramientas se combinan con técnicas de secado híbridas para mejorar los resultados en la conservación de alimentos funcionales. También tenemos 31 artículos que responden al menos 2 respuestas sobre *Machine learning (ML)* la cual estas tecnologías ayudan a mejorar la toma de decisiones en tiempo real al analizar grandes volúmenes de datos, otro autor menciona que el modelo GI-AAE se apoya en técnicas de ML para aprender patrones en los datos y realizar predicciones precisas también la tecnología de autoservicio inteligente la ISS, el ML se utiliza para personalizar recomendaciones de alimentos según las preferencias del cliente, mejorando la experiencia de autoservicio. Seguidamente tenemos 15 artículos que responden al menos 3 respuestas que hablan sobre *Deep Learning (DL)* esta tecnología DL ayudan a analizar patrones complejos en los datos microbiológicos, además estos modelos de aprendizaje profundo (DL), el VGG16 ayuda para la clasificación de enfermedades en cultivos también ayuda para la clasificación de alimentos secos, aplicados para clasificar la fruta según parámetros de calidad como madurez, tamaño y color, luego

tenemos 4 artículos que responden al menos 4 respuestas que no hacen mención sobre *tecnología de Blockchain*, nos dicen que el Blockchain es empleado para la trazabilidad digital, mejorando la seguridad y transparencia en la cadena de suministro alimentaria, la entrada de un producto del fabricante al comprador es seguida por una red de almacenamiento de cultivo. Una etapa razonable que otorga a los miembros de la asociación a la granja en conjunto es una red de almacenamiento de cultivo basada en blockchain y por último tenemos 0 artículos que no responden ninguna respuesta, este análisis nos ayudará saber mejor que artículo responden a cada una de nuestras respuestas para hacer más énfasis en ese tema.

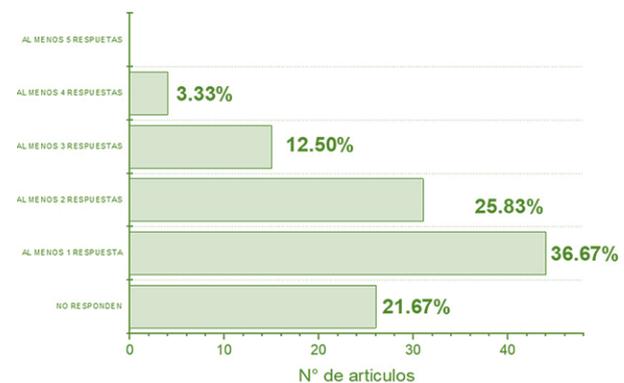


Figura 6. Principales tecnologías de automatización dentro de la industria alimentaria.

A continuación, se responde a la interrogante de investigación planteada.

Las principales tecnologías de la Industria 4.0 en el sector alimentario se centran en herramientas como Inteligencia Artificial (IA), Machine Learning (ML), Deep Learning (DL), Blockchain y otras tecnologías emergentes. A pesar de estas coincidencias, los enfoques específicos varían según cada autor, lo que refleja tanto la diversidad como la especificidad de las aplicaciones.

Según Kumar et al. (2021) menciona que la principal tecnología de automatización es la IA ya que subrayan su capacidad para optimizar procesos, reducir errores humanos y mejorar la eficiencia operativa. Mientras que Bader et al. (2020) señala su uso potencial junto a robots industriales para abordar soluciones flexibles de automatización mediante la metodología FIRM. Asimismo, Gružauskas et al. (2022) enfocan la IA en sistemas ciberfísicos para la automatización dentro de la cadena de suministro, un componente clave en la transformación digital.

Por otro lado, Ramachandran et al. (2024) y Burgdorf et al. (2024) discrepan en los procesos específicos de la IA, los primeros autores destacan su aplicación en procesos específicos como el secado, una etapa crucial en la conservación de alimentos, y los segundos autores asocian la IA con la visión artificial para monitorear la cristalización, evidenciando su uso en procesos especializados.

Kumar et al. (2021) y Akyazi et al. (2020) destacan Machine Learning (ML) y Deep Learning (DL) como

extensiones de la IA, particularmente en el análisis de grandes volúmenes de datos y en la mejora de la toma de decisiones en tiempo real.

NN Misra et al. (2022) y Kumar et al. (2021) coinciden en el uso de la IA en Análisis de grandes volúmenes de datos para mejorar la eficiencia operativa y la toma de decisiones en tiempo real.

Nikhil Ghag et al. (2024) señala aplicaciones específicas como la cadena de suministro de alimentos, mientras que Wright et al. (2024) es aplicado en el procesamiento de carne, en cambio Squara et al. (2024) aplicado en la clasificación de productos mediante cromatografía de gases.

Rapado (2023) y Mokhtar et al. (2024) ambos autores coinciden en técnicas avanzadas como detección y seguimiento de objetos en 3D y modelos predictivos para producción agrícola.

En tanto Squara et al. (2024) y Ma et al. (2022) destacan la capacidad de DL para clasificar datos complejos y detectar microorganismos con alta precisión, subrayando su potencial en análisis microbiológicos.

Mientras que Voipio et al. (2023) menciona como principal tecnología al ML, destacando su uso en la personalización de recomendaciones de alimentos basadas en preferencias del cliente.

En relación a las discrepancias Kumar et al. (2021) y Ma et al. (2022) destacan el impacto en la eficiencia operativa y la detección rápida de microorganismos, mientras que Squara et al. (2024) se centran en mejorar técnicas analíticas complejas. En el mismo contexto Nikhil Ghag et al. (2024) y Gružasuskas & Burinskienė (2022) identifican la IA como esencial para mejorar la logística y trazabilidad en la cadena de suministro, un enfoque que otros no mencionan. Mokhtar et al. (2024) son los únicos en enfocarse en la predicción de cultivos como el arroz, un área menos explorada por otros autores.

EQ2: ¿Cuáles son las barreras que enfrentan las empresas de la industria alimentaria para implementar tecnologías de la Industria 4.0?

Para responder a la pregunta EQ2 de los 120 artículos 84 artículos no responden a ninguna de las 3 preguntas, además 36 artículos responden al menos 1 pregunta de las 2 preguntas planteadas y no hay artículos que respondan 2 preguntas, los artículos que responden al menos 1 hablan acerca de que existen desafíos en la adopción de estas tecnologías (Figura 7). La automatización en la industria alimentaria, específicamente con el uso de **robots industriales**, ha sido más lenta en comparación con otros sectores de fabricación, también Los obstáculos incluyen la necesidad de contar con una **fuerza laboral calificada, límites financieros, complejidad regulatoria y limitaciones tecnológicas**, esto nos conlleva a una integración lenta de la Automatización en la FSC y por último una barrera es la **poca flexibilidad de los sistemas** de automatización en la industria de la carne.

A continuación, se responde a la interrogante de investigación planteada.

En la integración lenta de la automatización existen desafíos en la adopción de estas tecnologías. La

automatización en la industria alimentaria, específicamente con el uso de robots industriales, ha sido más lenta en comparación con otros sectores de fabricación (Farah et al., 2020).

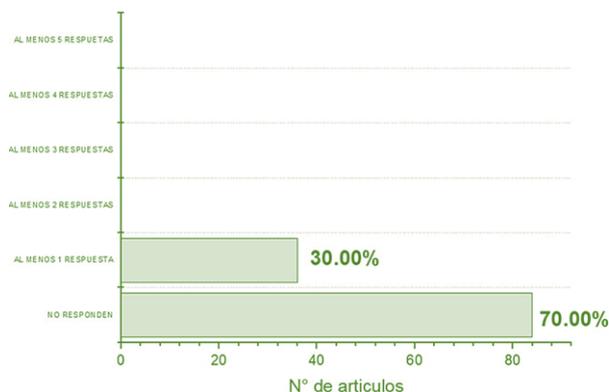


Figura 7. Barreras para la implementación del sistema 4.0 en la industria alimentaria.

Por otro lado, Ghag et al. (2024) indica que los obstáculos incluyen la urgencia de disponer de una fuerza laboral debidamente calificada, límites financieros, complejidad regulatoria y limitaciones tecnológicas, lo cual nos conduce a una integración rápida de la automatización en la FSC. Asimismo, Wright et al. (2024) aborda que la escasa flexibilidad de los sistemas de automatización en la industria de la carne es insuficiente.

Cui et al. (2024) señala que las tecnologías de industria 4.0, tales como el GI-AAE, requiere inversiones significativas en infraestructura, equipos y formación. Para muchas organizaciones alimentarias, particularmente las pequeñas y medianas, estos costos pueden ser irracionales. En la Integración Lenta de la Automatización muchas empresas del sector alimentario aún dependen de procesos manuales y tradicionales. La transición a sistemas automatizados puede ser lenta debido a la resistencia al cambio (Hubener et al., 2024).

Pitjamit et al. (2024) y Tariq et al. (2024) coinciden en que se implementaron tecnologías como IoT y automatización en áreas críticas (cocción al vapor, pesaje, sellado, y envasado), la transición completa hacia un sistema totalmente automatizado requiere varios pasos y enfrenta algunos desafíos.

EQ3: ¿Qué mejoras existen al implementar tecnologías de la Industria 4.0 en la industria alimentaria?

Para responder la pregunta EQ3 sobre que mejoras existen al implementar la tecnología 4.0 dentro de la industria alimentaria, de los 120 artículos tenemos 32 artículos que no responden a ninguna respuesta (Figura 8), pero tenemos 25 artículos que responden al menos 1 pregunta las cuales hablan sobre la mejora de la automatización de procesos; uno de los artículos habla sobre la adopción de la automatización basada en IA, ML y DL para gestionar de manera más eficiente la producción y la entrega de alimentos, otros artículos habla sobre la introducción de los robots industriales que se ha convertido en un aspecto esencial en la adaptación de la industria

alimentaria a los nuevos desafíos también otro artículo habla sobre el uso de técnicas de secado híbridas combinadas con tecnologías de la Industria 4.0, lo que indica un cambio hacia procesos más eficientes y controlados en la operación de secado. También tenemos 25 artículos que responden al menos 2 respuestas las cuales hablan acerca de la calidad y seguridad alimentaria como una mejora al implementar tecnologías de 4.0 uno de los artículos habla sobre la inteligencia artificial, el uso de esta tecnología ha mejorado los sistemas de envasado, aumentando la vida útil de los alimentos y haciendo más transparentes las cadenas de suministro, por otro lado un artículo menciona que la industria alimentaria ha comenzado a adaptarse a un modelo de cadena de suministro para mantener una alta calidad del producto, garantizando así la seguridad alimentaria, por otro lado la cadena de suministro alimentaria se está digitalizando mediante el uso de blockchain para garantizar la trazabilidad de los productos. Además de que se están empleando métodos avanzados de análisis, como la fusión de sensores y la secuenciación genética, para mejorar la calidad y la seguridad de los alimentos y así tenemos más artículos que hablan referente a la seguridad alimentaria y por último tenemos 9 artículos que responden al menos 3 preguntas la cual nos indican que la digitalización de la información sobre productos alimenticios a través de códigos QR permite a los consumidores y a los profesionales del sector obtener información relevante de manera rápida y fácil, también en otra parte las tecnologías de la Industria 4.0 permiten el uso racional de agua, energía y fertilizantes, lo que hace que la producción sea más sostenible y así también reducir errores humanos - Adaptabilidad y versatilidad de igual manera facilita un enfoque integrado en la gestión del nexo WEF, promoviendo políticas que combinan datos científicos y sostenibilidad y así tenemos artículos que responden a nuestras preguntas.

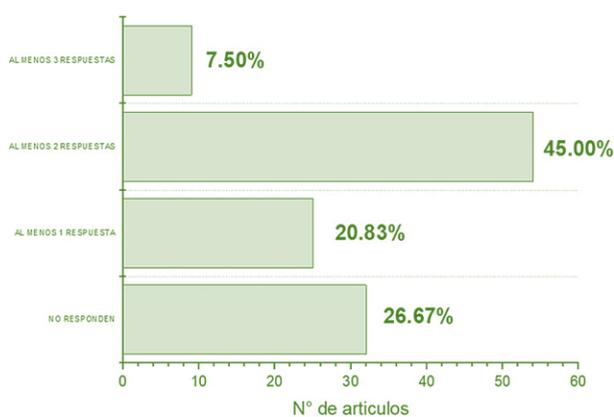


Figura 8. Mejoras que existen al implementar tecnologías de la Industria 4.0 en la industria alimentaria.

A continuación, se responde a la interrogante de investigación planteada.

Un ejemplo claro de esta evolución es el uso de sistemas basados en visión artificial, como lo destacan Xiong et al. (2024). Estos sistemas automatizan el control de calidad en el envasado de

alimentos, permitiendo evaluar factores visuales e informativos de manera rápida y precisa. Esto no solo reduce los desperdicios en la producción, sino que también mejora el desempeño económico y ambiental de las empresas. Este tipo de innovación refleja cómo las tecnologías de datos pueden integrarse exitosamente en aplicaciones industriales prácticas.

Por otro lado, Kumar et al. (2021) enfatizan la importancia de la inteligencia artificial (IA) y el aprendizaje automático (ML) en la gestión de la cadena de suministro también Nasurudeen & Ahamed (2021) destacan la utilidad de blockchain y Big Data para garantizar la trazabilidad de los productos, fortaleciendo la confianza entre productores y consumidores, estas herramientas han optimizado la previsión de la demanda, aumentado la transparencia y mejorado la seguridad alimentaria, eliminando errores humanos que previamente dificultan la eficiencia en la producción.

Además, las tecnologías de monitoreo remoto han revolucionado la detección de riesgos en la industria alimentaria. Ramalingam et al. (2020) proponen un sistema innovador que combina IoT y aprendizaje profundo para resolver problemas de forma temprana y con alta precisión de la misma manera Gružauskas & Burinskienė (2022) proponen un marco que aplica sistemas ciberfísicos para gestionar la complejidad en la cadena de suministro alimentaria donde permite a las industrias adaptarse a las exigencias del mercado, respondiendo con rapidez a las tendencias de consumo, como la preferencia por productos orgánicos.

Sheng-Jen et al. (2024) y Raamets et al. (2024) coinciden en que la automatización de procesos es una de las principales mejoras enfatizando en mayor precisión en el control de parámetros de calidad (pH y DE) en el jarabe de maíz, asimismo la confiabilidad del proceso. Asimismo, mejora en la eficiencia de procesos.

Una perspectiva más humana en la integración tecnológica es explorada por Holzinger et al. (2024), quienes destacan la relevancia de la Agricultura 5.0. Este modelo incorpora inteligencia artificial centrada en el ser humano, lo que permite combinar la destreza tecnológica con la experiencia y el juicio humano, especialmente en contextos agrícolas. Esto no solo facilita la toma de decisiones en condiciones cambiantes, como fenómenos climáticos extremos, sino que también refuerza la sostenibilidad a largo plazo.

Finalmente, en el ámbito del servicio alimentario, Hye Jin Sung & Hyeon Mo Jeon (2020) subrayan la aceptación positiva de los consumidores hacia tecnologías innovadoras, como los robots baristas. Esto demuestra que las herramientas tecnológicas no solo optimizan los procesos, sino que también mejoran la experiencia del cliente, un factor clave para su adopción exitosa.

Las generalizaciones del caso tienen énfasis en las mejoras que existen en tecnologías de la Industria 4.0 en la industria alimentaria está redefiniendo los estándares operativos y estratégicos. Desde la automatización del control de calidad y la

optimización de la cadena de suministro hasta la humanización de la inteligencia artificial, estas innovaciones están transformando el sector, haciéndolo más eficiente, sostenible y resiliente. Sin embargo, es fundamental seguir avanzando en su implementación de manera que estas herramientas no sólo respondan a las necesidades del mercado, sino que también sean accesibles y alineadas con las expectativas de la sociedad. La implementación de la Industria 4.0 y la automatización en el sector alimentario en América Latina, y específicamente en Perú, no solo representa una evolución tecnológica, sino una transformación cultural y operativa en las empresas del sector. A medida que tecnologías emergentes como la inteligencia artificial, el machine learning y la blockchain continúan desarrollándose, se espera que la industria alimentaria de la región adopte un enfoque más proactivo en la integración de estas innovaciones. En el contexto latinoamericano, el futuro de esta industria se perfila hacia una mayor eficiencia, con procesos más ágiles y sostenibles que optimizan la producción y responden a las demandas cambiantes de los consumidores, quienes cada vez son más conscientes de la calidad y sostenibilidad de los productos. Las empresas que prioricen la formación continua de su personal y la adaptación a nuevas tecnologías estarán mejor posicionadas para enfrentar los desafíos del mercado, especialmente en un entorno competitivo y en constante cambio.

En Perú, la colaboración entre diferentes actores de la cadena de suministro —incluyendo productores, distribuidores y consumidores— será crucial para maximizar los beneficios de la automatización. Además, la implementación de estándares internacionales y regulaciones claras facilitará la adopción de estas tecnologías, asegurando un marco sólido para su desarrollo. La promoción de políticas públicas que apoyen la innovación y la capacitación técnica puede ser un motor clave para que el sector alimentario peruano se integre exitosamente en la economía global.

La importancia de los resultados en este trabajo es; resaltar cómo tecnologías como el Internet de las Cosas (IoT), la inteligencia artificial (IA), y la robótica están revolucionando la producción y distribución de alimentos. Estos avances permiten una mayor eficiencia, reducción de costos y mejora en la calidad de los productos. Además de discutir cómo la automatización y la digitalización contribuyen a prácticas más sostenibles, optimizando el uso de recursos y reduciendo desperdicios en el proceso alimentario. Finalmente analizar la importancia de la automatización en el monitoreo y control de calidad, garantizando que los productos cumplan con las normativas de seguridad alimentaria.

Según los resultados encontrados pueden ser aplicados por empresas del sector alimentario para implementar tecnologías que optimicen sus procesos, mejoren la trazabilidad y respondan rápidamente a las demandas del mercado.

CONCLUSIONES

La revisión sistemática de la literatura evidencia que la Industria 4.0 presenta un amplio abanico de beneficios y oportunidades para la automatización en el sector alimentario. La integración de tecnologías avanzadas, como el Internet de las Cosas (IoT) y la inteligencia artificial, no solo optimiza la eficiencia operativa y la trazabilidad de los productos, sino que también facilita una respuesta más ágil a las dinámicas del mercado. A pesar de estos avances, la adopción de estas tecnologías enfrenta barreras significativas, tales como la escasez de mano de obra calificada y la resistencia al cambio en procesos tradicionales. Es crucial que las empresas del sector alimentario reconozcan la importancia de invertir en innovación y en la capacitación de su personal para maximizar las ventajas que la Industria 4.0 ofrece. La colaboración y el intercambio de conocimientos

entre los distintos actores de la cadena de suministro serán fundamentales para implementar una transformación efectiva y sostenible en la industria alimentaria.

De cara al futuro, se sugiere profundizar en investigaciones que analicen el impacto de la automatización en el desarrollo de competencias laborales, así como en el diseño de estrategias que ayuden a superar las barreras actuales, facilitando la transición hacia modelos operativos más innovadores y eficientes. Asimismo, resulta relevante explorar cómo la inteligencia artificial (como componente clave de la Industria 4.0) influye en la sostenibilidad del sector alimentario, permitiendo establecer una relación directa entre estas tecnologías emergentes y el desarrollo de una industria más resiliente y ecológica.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alqudhaibi, A., Albarrak, M., Jagtap, S., Williams, N., & Saloni, K. (2025). Securing industry 4.0: Assessing cybersecurity challenges and proposing strategies for manufacturing management. *Cyber Security and Applications*, 3, 100067. <https://doi.org/10.1016/j.csa.2024.100067>
- Ahamed, N. N., & Vignesh, R. (2022). Smart agriculture and food industry with blockchain and artificial intelligence. *Journal of Computer Science*, 18(1), 1-17. <https://doi.org/10.3844/jcssp.2022.1.17>
- Qazi, A. M., Mahmood, S. H., Haleem, A., Bahl, S., Javaid, M., & Gopal, K. (2022). The impact of smart materials, digital twins (DTs) and Internet of things (IoT) in an industry 4.0 integrated automation industry. *Materials Today: Proceedings*, 62, 18-25. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2022.01.387>
- Akyazi, T., Goti, A., Oyarbide, A., Alberdi, & E., Bayon, F. (2020). A Guide for the Food Industry to Meet the Future Skills Requirements Emerging with Industry 4.0. *Foods*, 9(4), 492. <https://doi.org/10.3390/foods9040492>
- Alsaedi, A.W.M., Al-Hilphy, A.R., Al-Mousawi, A.J., & Gavahian, M. (2024). Artificial intelligence-based modeling of novel non-thermal milk pasteurization to achieve desirable color and predict quality parameters during storage. *Journal of Food Process Engineering*, 47(7), e14658. <https://doi.org/10.1111/JFPE.14658>
- Ananias, E., Gaspar, P. D., Soares, V. N., & Caldeira, J. M. (2021). Artificial intelligence decision support system based on artificial

- neural networks to predict the commercialization time by the evolution of peach quality. *Electronics*, 10(19), 2394. <https://doi.org/10.3390/electronics10192394>
- Ashad, S., Kazmi, H., Javed, M., & Mohammed, S. (2023). Applicability of machine learning techniques in predicting wheat yield based on remote sensing and climate data in Pakistan, South Asia. *European Journal of Agronomy*, 1161-0301. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2023.126837>
- Attaran, M. (2023). The impact of 5G on the evolution of intelligent automation and industry digitization. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 14, 5977–5993. <https://doi.org/10.1007/s12652-020-02521-x>
- Bader, F., & Rahimifard, S. (2020). A methodology for the selection of industrial robots in food handling. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, 64, 102379. <https://doi.org/10.1016/j.ifset.2020.102379>
- Bali, K.C., Kaya Yıldırım, F., & Ulusoy, B.H. (2024). Artificial intelligence-based model for evaluating the inhibition of *Listeria monocytogenes*, *Staphylococcus aureus*, and *Escherichia coli* in kefir matrix. *Quality Assurance and Safety of Crops & Foods*, 16(4), 80–98. <https://doi.org/10.15586/QAS.V16I4.1459>
- Banús, N., Boada, I., Xiberla, P., Toldrà, P., & Bustins, N. (2021). Deep learning for the quality control of thermoforming food packages. *Scientific Reports*, 11(1), 21887. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-01254-x>
- Barbut, S. (2020). Meat Industry 4.0: A Distant Future?. *Animal Frontiers*, 10(4), 38–47. <https://doi.org/10.1093/af/vfaa038>
- Barge, P., Biglia, A., Comba, L., Ricauda Aimonino, D., Tortia, C., & Gay, P. (2020). Radio Frequency Identification for Meat Supply-Chain Digitalisation. *Sensors*, 20(17), 4957. <https://doi.org/10.3390/s20174957>
- Bhat, W., Manzoor, A., Ahmad, Z., & Qureshi, D. (2023). How to Conduct Bibliometric Analysis Using R-Studio: A Practical Guide. *European Economics Letters*, 13, 681–700. <https://doi.org/10.52783/eel.v13i3.350>
- Bhatia, S., & Albarak, A.S. (2023). A Blockchain-Driven Food Supply Chain Management Using QR Code and XAI-Faster RCNN Architecture. *Sustainability*, 15(3), 2579. <https://doi.org/10.3390/su15032579>
- Borras, E., Wang, Y., Shah, P., Bellido, K., Hamera, K. L., Arlen, R. A., ... & Turpen, T. H. (2023). Active sampling of volatile chemicals for non-invasive classification of chicken eggs by sex early in incubation. *Plos one*, 18(5), e0285726. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0285726>
- Bui, T.D., Tseng, J.W., Tran, P.T.T., Ha, H.M., Lim, M.K., & Tseng, M.L. (2023). Circular supply chain strategy in Industry 4.0: The canned food industry in Vietnam. *Business Strategy and the Environment*, 32(8), 6047–6073. <https://doi.org/10.1002/BSE.3472>
- Burgdorf, S., Roddelkopf, T., & Thurow, K. (2024). Automated Crystallization Monitoring in Material Development using Computer Vision and Neuronal Networks. *Chemie Ingenieur Technik*, 96(3). <https://doi.org/10.1002/cite.202300049>
- Casablanca, P.M., & Arroyo-Barrigüete, J.L. (2023). Productividad en la Industria 4.0. Evidencias empíricas en el sector de embotellado. *Revista de Ingeniería de Organización*, 79. <https://doi.org/10.37610/dyo.v0i79.636>
- Chard, L. (2021). Lab Techniques for a More Sustainable World. *BioTechniques*, 71(4), 501–504. <https://doi.org/10.2144/btn-2021-0081>
- Chen, T.-C., & Yu, S.-Y. (2022). The review of food safety inspection system based on artificial intelligence, image processing, and robotic. *Food Science and Technology*, 42, e35421. <https://doi.org/10.1590/fst.35421>
- Chiras, D., Stamatopoulou, M., Paraskevis, N., Moustakidis, S., Tzimitra-Kalogianni, I., & Kokkotis, C. (2023). Explainable Machine Learning Models for Identification of Food-Related Lifestyle Factors in Chicken Meat Consumption Case in Northern Greece. *BioMedInformatics*, 3(3), 817–828. <https://doi.org/10.3390/biomedinformatics3030051>
- D'Amore, G., Di Vaio, A., Balsalobre-Lorente, D., & Boccia, F. (2022). Artificial intelligence in the water-energy-food model: a holistic approach towards sustainable development goals. *Sustainability*, 14(2), 867. <https://doi.org/10.3390/su14020867>
- Dadi, V., Nikhil, S. R., Mor, R., Agarwal, T., & Arora, S. (2021). Agri-food 4.0 and innovations: Revamping the supply chain operations. *Production Engineering Archives*, 27(2), 75–89. <https://doi.org/10.30657/pea.2021.27.10>
- Dawid, H., & Neugart, M. (2023). Effects of technological change and automation on industry structure and (wage-) inequality: insights from a dynamic task-based model. *Journal of Evolutionary Economics*, 33(1), 35–63. <https://doi.org/10.1007/s00191-022-00803-5>
- De Pilli, T. (2022). Application of fuzzy logic system for the pizza production processing optimisation. *Journal of Food Engineering*, 319, 110906. <https://doi.org/10.1016/J.JFOODENG.2021.110906>
- Konur, S., Lan, Y., Thakker, D., Morkyina, G., Polovina, N., & Sharp, J. (2023). Towards design and implementation of Industry 4.0 for food manufacturing. *Neural Computing and Applications*, 35, 23753–23765. <https://doi.org/10.1007/s00521-021-05726-z>
- Decardi-Nelson, B., & You, F. (2024). Artificial intelligence can regulate light and climate systems to reduce energy use in plant factories and support sustainable food production. *Nature Food*, 5(10), 869–881. <https://doi.org/10.1038/S43016-024-01045-3>
- Di Vaio, A., Boccia, F., Landriani, L., & Palladino, R. (2020). Artificial Intelligence in the Agri-Food System: Rethinking Sustainable Business Models in the COVID-19 Scenario. *Sustainability*, 12(12), 4851. <https://doi.org/10.3390/su12124851>
- Duan, J.L., Lai, L.Q., Yang, Z., Luo, Z.J., & Yuan, H.T. (2024). Multi-feature language-image model for fruit quality image classification. *Computers and Electronics in Agriculture*, 227, 109462. <https://doi.org/10.1016/J.COMPAG.2024.109462>
- Einarsdóttir, H., Guðmundsson, B., & Ómarsson, V. (2022). Automation in the fish industry. *Animal Frontiers*, 12(2), 32–39. <https://doi.org/10.1093/af/vfac020>
- Farah Bader., & Shahin Rahimifard (2020). A methodology for the selection of industrial robots in food handling. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, 64, 102379. <https://doi.org/10.1016/j.ifset.2020.102379>
- Friege, H., & Eger, Y. (2022). Best practice for bio-waste collection as a prerequisite for high-quality compost. *Waste Management & Research*, 40(1), 104–110. <https://doi.org/10.1177/0734242X211033714>
- Fries, M., & Ludwig, T. (2024). ‘why are the sales forecasts so low?’ socio-technical challenges of using machine learning for forecasting sales in a bakery. *Computer Supported Cooperative Work (CSCW)*, 33(2), 253–293. <https://doi.org/10.1007/s10606-022-09458-z>
- Ghanghas, S., Kumar, N., Singh, V. K., Kumar, S., Birania, S., & Kumar, A. (2024). Image processing technology, imaging techniques, and their application in the food processing sector. *Nonthermal Food Engineering Operations*, 193–223. <https://doi.org/10.1002/9781119776468.ch6>
- van der Burg, S., Giesbers, E., Bogaardt, M. J., Ouweltjes, W., & Lokhorst, K. (2024). Ethical aspects of AI robots for agri-food; a relational approach based on four case studies. *AI & SOCIETY*, 39(2), 541–555. <https://doi.org/10.1007/s00146-022-01429-8>
- Goyache, F., Bahamonde, A., Alonso, J., López, S., Del Coz, J. J., Quevedo, J. R., ... & Diez, J. (2001). The usefulness of artificial intelligence techniques to assess subjective quality of products in the food industry. *Trends in Food Science & Technology*, 12(10), 370–381. [https://doi.org/10.1016/S0924-2244\(02\)00010-9](https://doi.org/10.1016/S0924-2244(02)00010-9)
- Grenier, P., Alvarez, I., Roger, J.M., Steinmetz, V., Barre, P., & Sablayrolles, J.M. (2000). Artificial intelligence in wine-making. *OENO One*, 34(2), 61–68. <https://doi.org/10.20870/OENO-ONE.2000.34.2.1007>
- Gružasuskas, V., & Burinskienė, A. (2022). Managing Supply Chain Complexity and Sustainability: The Case of the Food Industry. *Processes*, 10(5), 852. <https://doi.org/10.3390/pr10050852>
- Hamill, R.M., Ferragina, A., Mishra, J.P., Kavanagh, A., Hibbett, M., Gagaoua, M., Colreavy, J., & Rady, A. (2024). Toward Meat Industry 4.0: opportunities and challenges for digitalized red meat processing. *Food Industry*, 4(0), 259–281. <https://doi.org/10.1016/B978-0-443-15516-1.00013-X>
- Hassoun, A., Jagtap, S., Trollman, H., Garcia-Garcia, G., Abdullah, N. A., Goksen, G., ... & Lorenzo, J. M. (2023). Food processing 4.0: Current and future developments spurred by the fourth industrial revolution. *Food Control*, 145, 109507. <https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2022.109507>
- Heinzova, R., Strohmändl, J., & Janova, N. (2024). Production and logistics 4.0 in the food industry in the Czech Republic. *International Scientific Journal about Logistica*, 11, 421–427. <https://doi.org/10.22306/al.v1i13.527>
- Heuson, E., Etchegaray, A., Filipe, S. L., Beretta, D., Chevalier, M., Phalip, V., & Coutte, F. (2019). Screening of lipopeptide-producing strains of *Bacillus* sp. using a new automated and sensitive fluorescence detection method. *Biotechnology Journal*, 14(4), 1800314. <https://doi.org/10.1002/biot.2018003>
- Einarsdóttir, H., Guðmundsson, B., & Ómarsson, V. (2022). Automation in the fish industry. *Animal Frontiers*, 12(2), 32–39. <https://doi.org/10.1093/af/vfac020>
- Hobbs, J.E. (2021). The Covid-19 pandemic and meat supply chains. *Meat Science*, 181, 108459. <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2021.108459>
- Holzinger, I., Fister, I., Fister, H.-P., Kaul, H.P., & Asseng, S. (2024). Human-Centered AI in Smart Farming: Toward

- Agriculture 5.0. *IEEE Access*, 12, 62199-62214. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3395532>
- Hsieh, S.-J., & Hykin, J. (2024). Multi-Stage Corn-to-Syrup Process Monitoring and Yield Prediction Using Machine Learning and Statistical Methods. *Sensors*, 24(19), 6401. <https://doi.org/10.3390/S24196401>
- Ibn-Mohammed, T., Mustapha, K. B., Godsell, J., Adamu, Z., Babatunde, K. A., Akintade, D. D., ... & Koh, S. C. L. (2021). A critical analysis of the impacts of COVID-19 on the global economy and ecosystems and opportunities for circular economy strategies. *Resources, Conservation and Recycling*, 164, 105169. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2020.105169>
- Ilyukhin, S.V., Haley, T.A., & Singh, R.K. (2001). A survey of automation practices in the food industry. *Food Control*, 12(5), 285-296. [https://doi.org/10.1016/S0956-7135\(01\)00015-9](https://doi.org/10.1016/S0956-7135(01)00015-9)
- Jha, R., Lang, W., & Jedermann, R. (2023). Ultrasonic measurement setup for monitoring pre-thawing stages of food. *Journal of Sensors and Sensor Systems*, 12, 133-139. <https://doi.org/10.5194/jsss-12-133-2023>
- Jossa-Bastidas, O., Sanchez, A. O., Bravo-Lamas, L., & Garcia-Zapirain, B. (2023). IoT system for gluten prediction in flour samples using NIRS technology, deep and machine learning techniques. *Electronics*, 12(8), 1916. <https://doi.org/10.3390/electronics12081916>
- Jung, D. H., Kim, N. Y., Moon, S. H., Jhin, C., Kim, H. J., Yang, J. S., ... & Park, S. H. (2021). Deep learning-based cattle vocal classification model and real-time livestock monitoring system with noise filtering. *Animals*, 11(2), 357. <https://doi.org/10.3390/ani11020357>
- Saraji, M. K., Aliasgari, E., & Streimikiene, D. (2023). Assessment of the challenges to renewable energy technologies adoption in rural areas: A Fermatean CRITIC-VIKOR approach. *Technological Forecasting and Social Change*, 189, 122399. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122399>
- Katiyar, S., Khan, R., & Kumar, S. (2021). Artificial bee colony algorithm for fresh food distribution without quality loss by delivery route optimization. *Journal of Food Quality*, 2021(1), 4881289. <https://doi.org/10.1155/2021/4881289>
- Koulouris, A., Misailidis, N., & Petrides, D. (2021). Applications of process and digital twin models for production simulation and scheduling in the manufacturing of food ingredients and products. *Food and Bioprocess Processing*, 126, 317-333. <https://doi.org/10.1016/j.fbp.2021.01.016>
- Krishna, S., Kumar, R., Rose, J., Patidar, V. Soni, A., Mehta, D., & Ranadive, A. (2023). Artificial intelligence and big data analytics-based optimization of crop yields in sustainable agriculture. *Carpathian Journal of Food Science and Technology*, Special Issue, 1-15. <https://doi.org/10.34302/SI/238>
- Kumar, I., Rawat, J., Mohd, N., & Husain, S. (2021). Opportunities of artificial intelligence and machine learning in the food industry. *Journal of Food Quality*, 2021(1), 4535567. <https://doi.org/10.1155/2021/4535567>
- Lee, J., Kim, Y., & Kim, S. (2023). The study of an adaptive bread maker using machine learning. *Foods*, 12(22), 4160. <https://doi.org/10.3390/foods12224160>
- Li, X., & Sharma, A. (2024). Development of NC Program Simulation Software Based on AutoCAD Swarm Optimization Algorithm. *Computer-Aided Design and Applications*, 21(S6), 30-40. <https://doi.org/10.14733/cadaps.2024.S6.30-40>
- Lievano-Martinez, F. A., Fernández-Ledesma, J. D., Burgos, D., Branch-Bedoya, J. W., & Jimenez-Builes, J. A. (2022). Intelligent process automation: An application in manufacturing industry. *Sustainability*, 14(14), 8804. <https://doi.org/10.3390/su14148804>
- Lin, C.J., & Prasetyo, R. (2025). Learning performance and physiological feedback-based evaluation for human-robot collaboration. *Applied Ergonomics*, 124, 104425. <https://doi.org/10.1016/j.apergo.2024.104425>
- Luiz, L.da C., Nascimento, C.A., Bell, M.J.V., Batista, R.T., Meruva, S., & Anjos, V. (2022). Use of mid infrared spectroscopy to analyze the ripening of Brazilian bananas. *Food Science and Technology*, 42, e74221. <https://doi.org/10.1590/fst.74221>
- Lutoslawski, K., Hernes, M., Radomska, J., Hajdas, M., Walaszczyk, E., & Kozina, A. (2021). Food demand prediction using the nonlinear autoregressive exogenous neural network. *IEEE Access*, 9, 146123-146136. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3123255>
- Madhavan, M., Sharafuddin, M. A., & Wangtueai, S. (2024). Impact of Industry 5.0 Readiness on Sustainable Business Growth of Marine Food Processing SMEs in Thailand. *Administrative Sciences*, 14(6), 110. <https://doi.org/10.3390/admsci14060110>
- Makridis, G., Mavrepis, P., & Kyriazis, D. (2023). A deep learning approach using natural language processing and time-series forecasting towards enhanced food safety. *Machine Learning*, 112, 1287-1313. <https://doi.org/10.1007/s10994-022-06151-6>
- Mansourvar, M., Funk, J., Petersen, S. D., Tavakoli, S., Hoof, J. B., Corcoles, D. L., ... & Frandsen, R. J. N. (2024). Automatic classification of fungal-fungal interactions using deep learning models. *Computational and Structural Biotechnology Journal*, 23, 4222-4231. <https://doi.org/10.1016/J.CSBJ.2024.11.027>
- Markovic, M., Li, A., Ayall, T. A., Watson, N. J., Bowler, A. L., Woods, M., ... & Leontidis, G. (2024). Embedding AI-Enabled Data Infrastructures for Sustainability in Agri-Food: Soft-Fruit and Brewery Use Case Perspectives. *Sensors*, 24(22), 7327. <https://doi.org/10.3390/S24227327>
- McCarney, E. R., Dykstra, R., Dykstra, C. G., & FitzPatrick, A. (2023). Automated Eating Quality Measurements on Lamb Carcasses in a Processing Plant Using Unilateral NMR. *Applied Magnetic Resonance*, 54(11), 1377-1389. <https://doi.org/10.1007/s00723-023-01615-x>
- Wang, M., & Li, X. (2024). Application of artificial intelligence techniques in meat processing: A review. *Journal of Food Process Engineering*, 47(3), e14590. <https://doi.org/10.1111/jfpe.14590>
- Mokhtar, A., He, H., Nabil, M., Kouadri, S., Salem, A., & Elbeltagi, A. (2024). Securing China's rice harvest: Unveiling dominant factors in production using multi-source data and hybrid machine learning models. *Scientific Reports*, 14(1), 14699. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-64269-0>
- Neo, Y.T., Chia, W.Y., Lim, S.S., Ngan, C.L., Kurniawan, T.A., & Chew, K.W. (2023). Smart systems in producing algae-based protein to improve functional food ingredients industries. *Food Research International*, 165, 112480. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2023.112480>
- Neri, I., Caponi, S., Bonacci, F., Clementi, G., Cottone, F., Gammaitoni, L., ... & Mattarelli, M. (2024). Real-Time AI-Assisted Push-Broom Hyperspectral System for Precision Agriculture. *Sensors*, 24(2), 344. <https://doi.org/10.3390/S24020344>
- Nobel, S. N., Wadud, M. A. H., Rahman, A., Kundu, D., Aishi, A. A., Sazzad, S., ... & Bhuiyan, T. A. U. H. (2024). Categorization of dehydrated food through hybrid deep transfer learning techniques. *Statistics, Optimization & Information Computing*, 12(4), 1004-1018. <https://doi.org/10.19139/soic-2310-5070-1896>
- Nolasco-Mamani, M. A., Vidaurre, S. M. E., & Choque-Salcedo, R. E. (2022). Innovación y Transformación Digital en la Empresa. *ACVENISPROH Académico*. <https://doi.org/10.47606/ACVEN/ACLIB0039>
- Anam, K., & Al-Jumaily, A. (2020). Performance evaluation of SRELM on bio-signal pattern recognition using two electromyography channels. *International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology*, 10(5), 1963-1969. <https://doi.org/10.18517/ijaseit.10.5.9261>
- Suchacka, M., Pabian, A. M., & Ulewicz, R. (2023). Industry 4.0 and socio-economic evolution. *Polish Journal of Management Studies*, 28. <https://doi.org/10.17512/pjms.2023.28.1.18>
- Park, J. Y., Park, K., Ok, G., Chang, H. J., Park, T. J., Choi, S. W., & Lim, M. C. (2020). Detection of Escherichia coli O157: H7 using automated immunomagnetic separation and enzyme-based colorimetric assay. *Sensors*, 20(5), 1395. <https://doi.org/10.3390/s20051395>
- Ponce, J. M., Aquino, A., & Andujar, J. M. (2019). Olive-fruit variety classification by means of image processing and convolutional neural networks. *IEEE Access*, 7, 147629-147641. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2947160>
- Raamets, T., Majak, J., Karjust, K., Mahmood, K., & Hermaste, A. (2024). Autonomous mobile robots for production logistics: a process optimization model modification. *Proceedings of the Estonian Academy of Sciences*, 73(2). <https://doi.org/10.3176/proc.2024.2.06>
- Ramachandran, R. P., Nadimi, M., Cenkowski, S., & Paliwal, J. (2024). Advancement and Innovations in Drying of Biopharmaceuticals, Nutraceuticals, and Functional Foods. *Food Engineering Reviews*, 1-27. <https://doi.org/10.1007/s12393-024-09381-7>
- Ramalingam, B., Mohan, R. E., Pookkuttath, S., Gómez, B. F., Sairam Borusu, C. S. C., Wee Teng, T., & Tamilselvam, Y. K. (2020). Remote Insects Trap Monitoring System Using Deep Learning Framework and IoT. *Sensors*, 20(18), 5280. <https://doi.org/10.3390/s20185280>
- Ramirez-Asis, E., Vilchez-Carcamo, J., Thakar, C.M., Phasinam, K., Kassaruk, T., & Naved, M. (2022). A review on role of artificial intelligence in food processing and manufacturing industry. *Materials Today: Proceedings*, 51(8), 2462-2465. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.11.616>
- Rapado-Rincón, D., Nap, H., Smolenova, K., Van-Henten, E., & Koostra, G. (2023). MOT-DETR: 3D single-shot detection and tracking with transformers to create 3D renderings for agri-food robots. *Computers and Electronics in Agriculture*, 225, 109275. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2311.15674>

- Rashvand, M., Altieri, G., Abbaszadeh, R., Matera, A., Genovese, F., Feyissa, A. H., & Di Renzo, G. C. (2023). Prediction of CO₂ and ethylene produced in re-packaged apricot under cold plasma treatment by machine learning approach. *Journal of Food Process Engineering*, 46(9), e14418. <https://doi.org/10.1111/jfpe.14418>
- Redchuk, A., Walas Mateo, F., Pascal, G., Tornillo, J.E. (2023). Adoption Case of IIoT and Machine Learning to Improve Energy Consumption at a Process Manufacturing Firm, under Industry 5.0 Model. *Big Data and Cognitive Computing*, 7(1), 42. <https://doi.org/10.3390/bdcc7010042>
- Rokhva, S., Teimourpour, B., & Soltani, A.H. (2024). Computer vision in the food industry: Accurate, real-time, and automatic food recognition with pretrained MobileNetV2. *Food and Humanity*, 3, 100378. <https://doi.org/10.1016/J.FOOHUM.2024.100378>
- Sawangwong, A., & Chaopaisarn, P. (2023). The impact of applying knowledge in the technological pillars of Industry 4.0 on supply chain performance. *Kybernetes*, 52(3), 1094–1126. <https://doi.org/10.1108/K-07-2021-0555>
- Seaton, M. (2022). Lessons in automation of meat processing. *Animal Frontiers*, 12(2), 25–31. <https://doi.org/10.1093/af/vfac022>
- Seifi, M. R., Alimardani, R., Mohtasebi, S. S., Mobli, H., & Firouz, M. S. (2023). A Supervisory Control System for Automation of Horizontal Form-Fill-Seal Packaging Plant Based on Modified Atmosphere Technology. *Acta Mechanica et Automatica*, 17(3), 423–434. <https://doi.org/10.2478/ama-2023-0049>
- Shimizu, R., & Momoda, S. (2023). Does automation technology increase wage. *Journal of Macroeconomics*, 77, 103541. <https://doi.org/10.1016/j.jmacro.2023.103541>
- Sindermann, D., Heidhues, J., Kirchner, S., Stadermann, N., & Kühl, A. (2021). Industrial processing technologies for insect larvae. *Journal of Insects as Food and Feed*, 7(5), 857–876. <https://doi.org/10.3920/JIFF2020.0103>
- Squara, S., Caratti, A., Fina, A., Liberto, E., Koljančić, N., Španik, I., ... & Cordero, C. (2024). Artificial intelligence decision making tools in food metabolomics: Data fusion unravels synergies within the hazelnut (*Corylus avellana* L.) metabolome and improves quality prediction. *Food Research International*, 194, 114873. <https://doi.org/10.1016/J.FOODRES.2024.114873>
- Starynina, J., & Ustinovichius, L. (2020). A multi-criteria decision-making synthesis method to determine the most effective option for modernising a public building. *Technological and Economic Development of Economy*, 26(6), 1237–1262. <https://doi.org/10.3846/tede.2020.13398>
- Takács, K., Takács, B., Garamvölgyi, T., Tarsoly, S., Alexy, M., Móra, K., Rudas, I.J., Galambos, P., & Haidegger, T. (2024). Sensor-Enhanced Smart Gripper Development for Automated Meat Processing. *Sensors*, 24(14), 4631. <https://doi.org/10.3390/s24144631>
- Tell, F., López, J.M., Sánchez, I.Y., Paredes, C.A., & Pisano, E. (2023). Evaluation of the degree of automation and digitalization using a diagnostic and analysis tool for a methodological implementation of Industry 4.0. *Computers & Industrial Engineering*, 177, 109097. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109097>
- Tleuvelessova, D., Medvedkov, Y., Kairbayeva, A., & Nazymbekova, A. (2023). Mechanisation of the primary processing of watermelons without destroying the rind. *Food Science and Technology*, 43, e86622. <https://doi.org/10.1590/fst.86622>
- Tran, M., Troung, S., Fernandez, A., Kidd, M., & Le, N. (2024). CarcassFormer: an end-to-end transformer-based framework for simultaneous localization, segmentation and classification of poultry carcass defect. *Poultry Science*, 103(8), 103765. <https://doi.org/10.1016/j.psj.2024.103765>
- Vargas, M., Mosquera, R., Fuertes, G., Alfaro, M., & Perez-Varga, G. (2024). Process optimisation in a condiment SME through Lean Six Sigma improvement with a neural network of surface tension. *Processes*, 12(9), 2001. <https://doi.org/10.3390/pr12092001>
- Verma, P.K., Pathak, P., Kumar, B., Himani, H., & Preety, P. (2023). Automatic Optical Imaging System for Mango Fruit using Hyperspectral Camera and Deep Learning Algorithm. *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication*, 11(5s), 112–117. <https://doi.org/10.17762/ijritcc.v11i5s.6635>
- Voipio, C., Vilko, J., Calvo, E., & Korpela, J. (2023). The future of work: skills and knowledge perspective on service automation in the foodservice industry. *Technology Analysis & Strategic Management*, 36(10), 2846–2860. <https://doi.org/10.1080/09537325.2023.2165440>
- Vrchota, J., Vlčková, M., & Frantíková, Z. (2020). Division of Enterprises and Their Strategies in Relation to Industry 4.0. *Central European Business Review*, 9(4), 27–44. <https://doi.org/10.18267/j.cebr.243>
- Vujičić, S., Hasanspahić, N., Car, M., & Čampara, L. (2020). Distributed Ledger Technology as a Tool for Environmental Sustainability in the Shipping Industry. *Journal of Marine Science and Engineering*, 8(5), 366. <https://doi.org/10.3390/jmse8050366>
- Wang, Z., Makiyama, Y., & Hirai, S. (2021). A Soft Needle Gripper Capable of Grasping and Piercing for Handling Food Materials. *Journal of Robotics and Mechatronics*, 33(4), 935–943. <https://doi.org/10.20965/jrm.2021.p0935>
- Wright, R., Parekh, S., & White, R. (2024). Safely and autonomously cutting meat with a collaborative robot arm. *Scientific Reports*, 14, 299. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-50569-4>
- Xu, W., He, Y., Li, J., Zhou, J., Xu, E., Wang, W., & Liu, D. (2023). Robotization and intelligent digital systems in the meat cutting industry: From the perspectives of robotic cutting, perception, and digital development. *Trends in Food Science & Technology*, 135, 234–251. <https://doi.org/10.1016/j.tifs.2023.03.018>
- Zarikhani, Z., Mostafaei, K., & Azar, A. (2024). Route mapping of artificial intelligence technologies for the food industry: a TDE approach. *Journal of Industrial and Production Management*, 39, 299–326. <https://doi.org/10.22034/jipm.2024.711533>