

Artificial Intelligence and Optimization in Food Waste Management: A Systematic Review of Sustainability and Profitability

Jesus Adrian Santa Cruz Chuman¹; Christian Abraham Dios Castillo²

¹Universidad Tecnológica del Perú, Perú, U22207688@utp.edu.pe, jaswork2025@gmail.com

²Universidad Tecnológica del Perú, Perú, C16763@utp.edu.pe

Abstract– Food waste represents a critical structural challenge to the sustainability and profitability of the global food service industry. This study presents a Systematic Literature Review (SLR) under the PRISMA protocol, analyzing 59 high-impact articles indexed in Scopus and Web of Science during the period 2023–2026. The objective was to evaluate the effectiveness of predictive and optimization technologies in mitigating waste and improving operational efficiency. The results reveal a technological dichotomy: while optimization models predominate (54.55%) for resource planning, machine learning (40.00%) is established as the superior tool for demand forecasting in volatile environments. However, a critical implementation gap was identified: 59.32% of the studies validate their models exclusively using mathematical error metrics (RMSE, MAPE), while only 25.42% report tangible operational KPIs such as return on investment or volumetric waste reduction. It is concluded that, in order to move from theoretical precision to industrial utility, future research must integrate economic loss functions into algorithmic training.

Keywords-- Food Waste, Artificial Intelligence, Machine Learning, Optimization, Supply Chain Management.

Inteligencia Artificial y Optimización en la Gestión del Desperdicio Alimentario: Una Revisión Sistemática de Sostenibilidad y Rentabilidad

Jesús Adrian Santa Cruz Chuman¹; Christian Abraham Dios Castillo²

¹Universidad Tecnológica del Perú, Perú, U22207688@utp.edu.pe, jaswork2025@gmail.com

²Universidad Tecnológica del Perú, Perú, C16763@utp.edu.pe

Resumen– El desperdicio de alimentos representa un desafío estructural crítico para la sostenibilidad y rentabilidad del sector gastronómico global. El presente estudio realiza una Revisión Sistemática de Literatura (RSL) bajo el protocolo PRISMA, analizando 59 artículos de alto impacto indexados en Scopus y Web of Science durante el periodo 2023-2026. El objetivo fue evaluar la efectividad de las tecnologías predictivas y de optimización en la mitigación de mermas y la eficiencia operativa. Los resultados revelan una dicotomía tecnológica: mientras los modelos de Optimización predominan con un 54.55% para la planificación de recursos, el Machine Learning (40.00%) se consolida como la herramienta superior para la predicción de demanda en entornos volátiles. Sin embargo, se identificó una brecha crítica de implementación: el 59.32% de las investigaciones valida sus modelos exclusivamente mediante métricas de error matemático (RMSE, MAPE), mientras que solo el 25.42% reporta KPIs operativos tangibles como el retorno de inversión o la reducción volumétrica de residuos. Se concluye que, para transitar de la precisión teórica a la utilidad industrial, la investigación futura debe integrar funciones de pérdida económica en el entrenamiento algorítmico.

Palabras Clave- Food Waste, Artificial Intelligence, Machine Learning, Optimization, Supply Chain Management.

I. INTRODUCCIÓN

La gestión de desperdicio alimentario se define como el conjunto de estrategias sistémicas orientadas a prevenir la pérdida de productos aptos para el consumo y optimizar la recuperación de recursos en la cadena de suministro [1]. Bajo este marco, se entiende que los paisajes alimentarios urbanos influyen significativamente en los hábitos dietéticos y los resultados de salud, donde una gestión ineficiente de los recursos contribuye a disparidades en el acceso a alimentos saludables y al incremento de la obesidad, particularmente en sectores socioeconómicamente desfavorecidos [2]. En paralelo, surgen preocupaciones vinculadas a la alimentación de poblaciones jóvenes, cuyas prácticas dietéticas evidencian una pérdida progresiva de calidad nutricional. La adherencia de los jóvenes a la dieta mediterránea es cada vez más preocupante, ya que sus hábitos alimentarios presentan varios desafíos críticos. Es crucial explorar cómo las instituciones

educativas pueden intervenir, particularmente a través de comedores escolares, que son fundamentos importantes para moldear los hábitos alimentarios de los estudiantes con el potencial de promover un estilo de vida saludable y sostenible[3]. A nivel global, esta problemática se entrelaza con dificultades adicionales: crisis económicas, fluctuaciones de suministro y escasez hídrica han dificultado la recolección y distribución de alimentos frescos para poblaciones en situación de pobreza, un escenario en el que los bancos de alimentos se han convertido en actores clave para reducir el desperdicio y redistribuir excedentes de manera estratégica. La industria de servicios de alimentos, un motor económico y cultural a gran escala, opera inmersa en estas tensiones. Hoy en día, la recolección y distribución de productos alimenticios con alto valor nutricional y fresca para personas en situación de pobreza se ha convertido en un problema global debido a crisis financieras, sequías u otras. Los bancos de alimentos son entidades importantes que mitigan el desperdicio de alimentos mediante la reutilización de alimentos excedentes en puntos críticos de la cadena de suministro[4]. Aunque impulsa empleo, crecimiento y dinamismo urbano, también constituye uno de los sectores con mayor impacto ambiental debido al incremento constante de residuos, emisiones y uso intensivo de recursos. La industria global de servicios de alimentos desempeña un papel vital en las economías modernas, impulsando el empleo, el crecimiento económico y el intercambio cultural. Sin embargo, este sector enfrenta una contradicción crítica, ya que es uno de los principales contribuyentes a la degradación ambiental, generando desperdicios crecientes, emisiones de gases de efecto invernadero y agotamiento de recursos[5]. No obstante, incluso iniciativas locales más acotadas, como programas escolares basados en alimentos fortificados o estrategias comunitarias de nutrición, dejan entrever que la evidencia científica aún es limitada para determinar su verdadero alcance operativo y su capacidad para mejorar la sostenibilidad alimentaria. Un enfoque local basado en alimentos, que incluye almuerzos escolares con galletas fortificadas con múltiples micronutrientes (MMB) como refrigerios complementarios, puede mejorar la adecuación dietética,

aunque la evidencia actual sigue siendo limitada[6]. Todo este panorama dialoga directamente con la realidad del sector gastronómico peruano, un ecosistema reconocido mundialmente por su riqueza culinaria, pero sostenido sobre una estructura operativa que genera desperdicios significativos y una huella ambiental insostenible. Las estrategias actuales, centradas en acciones reactivas como la donación de excedentes, resultan insuficientes; el problema no reside en el destino final de los sobrantes, sino en el origen mismo de las pérdidas, asociado a una planificación ineficiente de la demanda, inventarios desestructurados y procesos logísticos fragmentados. Ante ello, se vuelve imprescindible transitar hacia modelos predictivos y de optimización que permitan anticipar necesidades, coordinar operaciones y reducir desperdicios desde su raíz, un enfoque que articula Inteligencia Artificial, métodos matemáticos y gestión logística como un todo integrado. En esa dirección, la presente Revisión Sistemática de Literatura se propone explorar la evidencia reciente, identificar qué modelos son aplicados con mayor frecuencia, qué criterios metodológicos sustentan su validación y qué indicadores operativos permiten evaluar su impacto. Con ello, busca no solo describir el estado del arte, sino también abrir un marco analítico que favorezca la transformación sostenible del sector gastronómico. La importancia de realizar esta investigación radica en encontrar una solución al problema oculto de la gastronomía peruana: un sector de prestigio global cimentado en una ineficiencia operativa sistémica que causa un desperdicio de alimentos y una huella ambiental desproporcionada. Las soluciones actuales, siendo meramente reactivas (como la donación de excedentes), no consiguen erradicar la causa raíz del problema, que reside en la deficiente planificación de la demanda y una gestión de inventarios desestructurada. Por lo tanto, se justifica la necesidad crítica de trascender la reactividad mediante la sistematización y validación de tecnologías predictivas y modelos de optimización (IA), con el fin de guiar la toma de decisiones. Esta revisión busca contribuir al conocimiento teórico mediante la identificación y clasificación rigurosa de los modelos de mayor precisión y eficacia y sus KPIs de impacto operativo, ofreciendo un marco proactivo que asegure la sostenibilidad económica y ambiental del sector gastronómico peruano. El objetivo principal de esta revisión sistemática es analizar y sintetizar las tecnologías predictivas y los métodos de optimización basados en Inteligencia Artificial y la Investigación Operativa aplicados a la gestión de la cadena de suministro en el sector gastronómico.

II.METODOLOGIA

El presente estudio se llevó a cabo mediante una revisión sistemática de literatura, la cual fue estructurada en torno a la formulación de preguntas específicas de investigación. Este enfoque metodológico permitió guiar de forma rigurosa tanto la estrategia de búsqueda bibliográfica como el subsiguiente análisis de los textos más relevantes para abordar el tema central de la gestión sostenible y rentable en el sector gastronómico. Con este marco de referencia, se definió la siguiente Pregunta Principal de Investigación: ¿Cómo la aplicación de tecnologías predictivas y métodos de optimización (Inteligencia Artificial e Investigación Operativa) en la gestión de la demanda y el inventario impacta en la eficiencia operativa, la rentabilidad y la reducción del desperdicio de alimentos en el sector gastronómico, según la literatura científica reciente? Para abordar esta interrogante, se formularon tres preguntas específicas, mostradas en la TABLA I, cuyos planteamientos buscan definir aspectos clave que se desprenden de la pregunta principal. El Ítem 1 se orientó a identificar los modelos de AI y optimización y sus métricas de eficacia y precisión, estableciendo una clasificación tecnológica para la planificación. El Ítem 2 se dirigió a definir la metodología de validación y la robustez de la evidencia científica, buscando documentar los diseños experimentales y las metodologías de evaluación que demuestran la aplicabilidad de los modelos en el contexto operativo. Finalmente, el Ítem 3 se enfocó en cuantificar los beneficios operativos y financieros, determinando los indicadores de desempeño KPIs clave utilizados para medir la rentabilidad y la reducción del desperdicio. Además, se identificaron palabras clave (keywords) asociadas para cada pregunta específica, lo que permitió la construcción de las cadenas de búsqueda que delimitaron el universo de estudios a analizar, asegurando la pertinencia de la muestra.

El presente estudio se fundamentó en una investigación bibliográfica exhaustiva, realizada mediante una búsqueda automatizada en las bases de datos de alto impacto Web of Science(WOS) y SCOPUS. La ecuación de búsqueda fue construida a partir de las palabras clave (keywords) identificadas en las preguntas específicas de investigación (TABLA I), asegurando la interconexión de los tres pilares temáticos: el Contexto Operativo (Gastronomía/HORECA), la Tecnología de Solución (AI/Optimización) y la Métrica de Impacto (Desperdicio/Rentabilidad). La estructura de la cadena de búsqueda se diseñó utilizando el conector lógico AND entre las secciones principales para garantizar la relevancia temática, mientras que el conector OR se empleó dentro de cada sección para incluir sinónimos y términos relacionados, maximizando así el alcance de la búsqueda. La cadena base sin filtros utilizada en SCOPUS fue la siguiente: TITLE-ABS-KEY ("food waste" OR "food loss" OR "food surplus" OR "food supply chain" OR "desperdicio de alimentos" OR "merma alimentaria" OR "pérdida de alimentos" OR "excedente de alimentos" OR "restaurant" OR

"bakery" OR "HORECA" OR "food service" OR "catering") AND ("predictive analytics" OR "demand forecasting" OR "sales prediction" OR "análisis predictivo" OR "previsión de la demanda" OR "predicción de ventas" OR "machine learning" OR "deep learning" OR "AI" OR "artificial intelligence" OR "aprendizaje automático" OR "inteligencia artificial" OR "linear programming" OR "optimization" OR "operations research" OR "programación lineal" OR "optimización" OR "investigación operativa")

TABLA I
TABLA DE PREGUNTAS ESPECIFICAS

Pregunta Especifica	Propósito de la pregunta	Keywords
¿Qué modelos de AI y optimización se han aplicado, y cuáles son sus características clave, en la predicción de la demanda y la gestión de inventarios en el sector gastronómico?	Identificar, clasificar y evaluar la eficacia (precisión) de los algoritmos y tecnologías utilizados para la planificación.	("machine learning" OR "deep learning" OR "forecasting model" OR "time series" OR "optimización lineal" OR "linear programming") AND ("food waste" OR "inventory management" OR "demand prediction" OR "short shelf life") AND ("gastronomy" OR "restaurant" OR "food service" OR "catering") AND ("accuracy" OR "MAPE" OR "RMSE" OR "precision")
¿Qué requisitos de datos, criterios de validación y métricas de evaluación utiliza la literatura científica para comprobar la precisión y aplicabilidad real de los modelos predictivos y de optimización en el sector gastronómico?	Identificar las metodologías usadas para validar la fiabilidad técnica y la utilidad práctica de los modelos en gastronomía	"experimental design food waste reduction"OR "diseño experimental reducción desperdicio"OR "evaluation of demand forecasting models"OR "evaluación modelos previsión demanda"OR "case study operations research food service"OR "estudio de caso investigación operativa gastronomía"OR "data requirements for food waste models"OR "requisitos de datos modelos desperdicio"
¿Cómo se han cuantificado los resultados de los modelos de optimización o predicción? ¿Qué indicadores de desempeño (KPIs) específicos se utilizan para medir la rentabilidad y la eficiencia operativa de estas intervenciones en el sector gastronómico?	Determinar el marco de métricas KPIs de negocio y sostenibilidad para validar el beneficio económico y ambiental de la IA en el sector.	"KPIs for food waste reduction"OR "indicadores clave de rendimiento desperdicio"OR "metrics for operational efficiency food service"OR "métricas eficiencia operativa gastronomía"OR "profitability analysis food waste"OR "análisis de rentabilidad desperdicio de alimentos"OR "cost reduction food supply chain"OR "reducción de costos cadena de suministro"

El proceso de búsqueda bibliográfica se estructuró a partir de un conjunto de criterios de elegibilidad y términos clave detallados en la TABLA II, lo que ha derivado en una ecuación final: TITLE-ABS-KEY ((("food waste" OR "food loss" OR "food surplus" OR "food supply chain" OR "desperdicio de alimentos" OR "merma alimentaria" OR "pérdida de alimentos" OR "excedente de alimentos" OR "restaurant" OR "bakery" OR "HORECA" OR "food service" OR "catering") AND ("predictive analytics" OR "demand forecasting" OR "sales prediction" OR "análisis predictivo" OR "previsión de la demanda" OR "predicción de ventas" OR "machine learning" OR "deep learning" OR "AI" OR "artificial intelligence" OR "aprendizaje automático" OR "inteligencia artificial" OR "linear programming" OR "optimization" OR "operations research" OR "programación lineal" OR "optimización" OR "investigación operativa"))) AND PUBYEAR > 2022 AND PUBYEAR < 2026 AND (LIMIT-TO (OA , "all")) AND (LIMIT-TO (DOCTYPE , "ar") OR LIMIT-TO (DOCTYPE , "re")) AND (LIMIT-TO (LANGUAGE , "English")) AND (LIMIT-TO (EXACTKEYWORD , "Food Waste") OR LIMIT-TO (EXACTKEYWORD , "Food Loss And Waste") OR LIMIT-

TO (EXACTKEYWORD , "Food Supply") OR LIMIT-TO (EXACTKEYWORD , "Food")). La restricción temporal de esta revisión al periodo 2023-2026 se fundamenta en un criterio de obsolescencia tecnológica acelerada. La literatura anterior a 2023 aborda la gestión de residuos predominantemente desde enfoques estadísticos convencionales o de gestión manual. Sin embargo, es a partir de 2023 donde se observa la convergencia crítica de tres vectores tecnológicos: la democratización de algoritmos de IA generativa, la accesibilidad de plataformas IoT de bajo costo y la computación en la nube elástica. Incluir estudios previos a esta fecha habría diluido los hallazgos con metodologías que carecen de la capacidad de procesamiento en tiempo real y la integración de Big Data que definen la 'Industria 4.0' actual. Por tanto, este rango garantiza que los resultados reflejen el estado del arte de soluciones resilientes post-pandemia, descartando modelos teóricos que ya no responden a la complejidad dinámica de las cadenas de suministro modernas.

TABLA II
FILTROS APLICADOS A LA CADENA DE BÚSQUEDA

Ítem	Filtro	Nomenclatura	Descripción
1	Tiempo	PUBYEAR > 2022 AND PUBYEAR < 2026	Limitar la búsqueda a documentos publicados entre un rango de fechas específico, delimitándolo a solo 3 años de antigüedad
2	Tipo de Documento	LIMIT-TO (DOCTYPE, "ar") OR LIMIT-TO (DOCTYPE, "re")	Se filtraron los resultados para incluir únicamente documentos clasificados como artículos (ar) y revisiones literarias
3	Lenguaje	LIMIT-TO (LANGUAGE, "English")	Se restringió el idioma de los documentos a inglés
4	Acceso	LIMIT-TO (OA, "all")	Se limitaron los resultados a documentos de acceso abierto

En consecuencia, se establecieron los criterios de inclusión y exclusión detallados en la TABLA III para filtrar las fuentes identificadas y seleccionar aquellas que fueran pertinentes para el análisis. Estos parámetros aseguran que los documentos elegidos cumplan con las características metodológicas y temáticas necesarias para abordar adecuadamente los objetivos de la investigación.

TABLA III
CRITERIOS DE INCLUSIÓN Y EXCLUSIÓN

Criterios de Inclusión (CI)	Criterios de Exclusión (CE)
El estudio debe tener como objetivo principal la reducción o prevención del desperdicio/pérdida de alimentos (food waste/loss), o la mejora de la rentabilidad/eficiencia operativa mediante la gestión de inventario, stock o producción.	El artículo es de naturaleza conceptual, revisión de literatura, encuesta, o propuesta teórica y no describe la implementación de un modelo predictivo (ML/DL) o de optimización (PL).
El estudio debe aplicar la solución tecnológica en el sector gastronómico ("Food Service", "Restaurant", "HORECA") o en el comercio minorista de alimentos ("Retail", "Grocery", "Supermarket") en la etapa final de la cadena de suministro.	La solución que plantea el estudio se limita a técnicas estadísticas tradicionales o software de gestión genérico sin la implementación de algoritmos avanzados.
El estudio debe aplicar y evaluar explícitamente la efectividad de modelos de Machine Learning (ML) o Deep Learning (DL) para la predicción de demanda o ventas de productos alimenticios.	Se excluirán estudios que se centren exclusivamente en el sector primario agricultura, acuicultura o ganadería.
El artículo debe presentar una evaluación cuantitativa de la solución, midiendo el impacto en términos de reducción del desperdicio (FWP, C/FW) o precisión del modelo (Forecasting Error).	Se excluirán estudios donde la aplicación de Machine Learning (ML) o Deep Learning (DL) no sea la predicción de demanda o ventas, sino la clasificación de imágenes, visión por computadora (ej. detección de calidad o enfermedad de alimentos), o la valoración y tratamiento de residuos (economía circular).

El proceso de selección de la literatura se estructuró siguiendo el modelo PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses), un marco metodológico ampliamente reconocido por su efectividad en la reducción del sesgo y en la garantía de que las conclusiones se basen en evidencia científica de alta calidad. Este enfoque metódico se ilustra en el diagrama de flujo que se presenta en la Fig. 1 (Diagrama de Flujo PRISMA). El proceso de identificación inicial se llevó a cabo en las bases de datos SCOPUS y Web of Science (WOS), la búsqueda de la cadena completa se ejecutó y reportó el día 05/11/2025 a las 17:33 horas, arrojando un total de 464 registros identificados (299 de SCOPUS y 165 de WOS). De estos, se eliminaron 22 registros duplicados antes del cribado, quedando un total de 442 registros para la revisión inicial. La fase de cribado se realizó mediante la evaluación del título y el resumen de los 442 registros, aplicando los criterios de inclusión y exclusión definidos en la TABLA III. Tras esta evaluación inicial, se excluyeron 375 registros por no cumplir con los criterios definidos, quedando 67 publicaciones recuperadas para su evaluación a texto completo. En la siguiente etapa, 3 publicaciones fueron descartadas por no ser recuperables debido a restricciones de acceso (no eran de libre acceso), dejando 64 publicaciones evaluadas para elegibilidad. Finalmente, al someter el texto completo a la revisión rigurosa de los criterios de inclusión y exclusión detallados en la TABLA III, 5 artículos adicionales fueron excluidos al confirmarse que no cumplían con los criterios específicos, principalmente por enfocarse en valorización de residuos criterio de exclusión 4 o por no describir modelos algorítmicos avanzados criterio de exclusión 2. Como resultado de este riguroso proceso de selección, se incluyeron 59 estudios en la revisión sistemática, garantizando que solo los artículos que aplicaron modelos AI/Optimización para la gestión proactiva de la demanda y el desperdicio en el servicio de alimentos fuesen considerados para el análisis final.

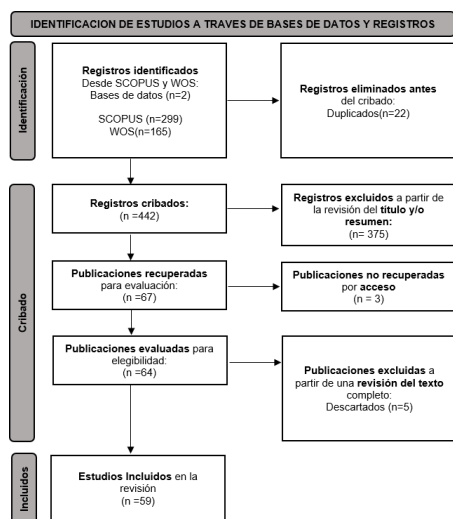


Fig. 1 Diagrama PRISMA

III. RESULTADOS Y DISCUSIONES

A continuación, se presentan los hallazgos de la revisión sistemática en la TABLA IV, iniciando con el análisis bibliométrico general para luego detallar la evidencia que responde a cada una de las preguntas de investigación formuladas.

Al examinar las palabras clave presentes en los documentos analizados, y observadas en la tabla correspondiente emerge un mapa conceptual que revela tanto las preocupaciones dominantes del campo como las tensiones temáticas que lo atraviesan. En primer lugar, destaca "food waste", registrada en el 37.30% de los estudios y convertida en un eje transversal que articula discusiones sobre sostenibilidad, eficiencia y gestión operativa. Su presencia no sorprende; más bien, subraya la urgencia con la que el sector gastronómico enfrenta el desperdicio como desafío estructural. A continuación, aparece "machine learning" (32.20%), consolidándose como la técnica más citada y funcionando casi como una columna metodológica que sostiene la mayor parte de las propuestas predictivas. Le sigue "sustainability" 13.60% que actúa como un paraguas semántico donde convergen aspectos ecológicos, económicos y sociales; un término cuya amplitud conceptual permite múltiples interpretaciones y aplicaciones. Más abajo, términos como "demand forecasting", "artificial intelligence (ai)" e "internet of things (iot)" [8.50% cada uno] delinean la dimensión tecnológica de estos estudios, abriendo paso a arquitecturas donde la predicción, la sensorización y la automatización se entrelazan de manera natural. Finalmente, nociones como "genetic algorithm", "food loss", "food supply chain" o "customer satisfaction" con frecuencias menores, funcionan como hilos secundarios que enriquecen la trama conceptual, indicando que la literatura no solo se orienta hacia la eficiencia, sino también hacia la experiencia del cliente y la optimización multiescalar. En conjunto, estas palabras clave no solo nombran campos de interés; construyen, además, el imaginario contemporáneo desde el cual la investigación gastronómica articula sus retos, sus posibilidades y sus fronteras por venir.

TABLA IV
TABLA DE KEYWORDS

Keyword	Frequency	% Respecto al Total de documentos analizados
food waste	22	37.30%
machine learning	19	32.20%
sustainability	8	13.60%
demand forecasting	5	8.50%
artificial intelligence (ai)	5	8.50%
internet of things (iot)	5	8.50%
genetic algorithm	3	5.10%
multi-objective optimization	3	5.10%
food loss	3	5.10%
food supply chain	3	5.10%
food waste reduction	2	3.40%
customer satisfaction	2	3.40%

Nota. Elaboración propia basada en la frecuencia de ocurrencia de palabras clave identificadas en los 59 documentos incluidos en la revisión sistemática.

Al observar la distribución temporal en la TABLA V de las publicaciones y las cifras que la acompañan se advierte una trayectoria ascendente que habla, casi por sí sola, del creciente interés que ha despertado este campo de estudio. En 2023, el registro inicial de 11 trabajos marcó un punto de partida modesto, pero ya insinuaba la emergencia de una línea temática prometedora. No obstante, el verdadero impulso se manifestó en 2024, año en el que la frecuencia se duplicó 22 documentos, equivalentes a un crecimiento del 100% revelando una aceleración significativa en la producción científica. Posteriormente, 2025 mantuvo la tendencia con 25 estudios y un incremento del 18.18%, lo que sugiere no un fenómeno pasajero, sino un fortalecimiento sostenido. ¿Qué indica esta progresión? Que la atención académica hacia estas tecnologías aplicadas al sector gastronómico no solo se ha intensificado, sino que continúa expandiéndose; un signo inequívoco de que el tema gana relevancia, pertinencia y profundidad a medida que se avanza en el periodo contemplado [2023-2026].

TABLA V
TABLA PUBLICACIONES POR AÑO

Año	Frecuencia	%Tasa de Crecimiento
2023	11	0%
2024	22	100%
2025	25	18.18%
Total	59	

Nota. Elaboración propia a partir de la distribución temporal de los artículos seleccionados y analizados durante el periodo 2023-2025.

En respuesta a la primera pregunta específica sobre los modelos aplicados se muestra en la TABLA VI, el análisis cuantitativo revela que la categoría de Optimización es la más frecuente (54.55%). Este predominio no es fortuito, sino que responde a su consolidación histórica en la resolución de problemas estructurales y deterministas, como el diseño de redes de cadena de suministro y el enrutamiento de vehículos. Sin embargo, al contrastar estos datos con la evolución temporal, se observa una transición tecnológica significativa: mientras la optimización lineal se mantiene como el estándar para la planificación estática, el Machine Learning (40.00%) emerge como la respuesta dominante ante la volatilidad del mercado. A diferencia de los enfoques tradicionales que asumen parámetros fijos, los estudios recientes recurren al ML para capturar la no linealidad de la demanda alimentaria, integrando variables exógenas complejas (clima, festividades, tendencias en redes sociales) que la optimización rígida no logra procesar. Esta tendencia sugiere que el sector gastronómico está migrando de un enfoque "reactivo-estructural" (optimizar los recursos existentes) a uno "proactivo-predictivo" (anticipar la demanda futura para mitigar la merma desde el origen).

Al desagregar la 'caja negra' de los modelos de Inteligencia Artificial, se identifica una clara especialización algorítmica según la naturaleza del problema gastronómico. En el ámbito de la predicción de demanda (series temporales), los algoritmos de ensamble, específicamente Random Forest y XGBoost, demuestran una superioridad consistente sobre los modelos estadísticos clásicos, debido a su capacidad para manejar datos tabulares con ruido y valores atípicos, comunes en las ventas de restaurantes. Por otro lado, el Deep Learning (5.45%) no compite en el mismo terreno, sino que encuentra su nicho en tareas de percepción visual y secuencias complejas. Se destaca el uso de Redes Neuronales Convolucionales (CNN) para la detección automática de calidad y frescura de alimentos mediante imágenes, y redes LSTM (Long Short-Term Memory) para proyecciones de demanda a largo plazo con dependencias temporales profundas. Esta segmentación evidencia que no existe un 'algoritmo universal', sino una arquitectura híbrida donde el ML resuelve la eficiencia operativa diaria y el DL aborda problemas de percepción sensorial y patrones complejos.

TABLA VI
MODELOS ABORDADOS

Detalle Modelos Abordados	Frecuencia	% respecto al total de documentos estudiados
Deep Learning	3	5.45%
Machine Learning	22	40.00%
Optimización	30	54.55%
Total General	59	100.00%

Nota. Elaboración propia basada en la clasificación de las técnicas metodológicas y algoritmos predominantes reportados en la literatura estudiada.

En respuesta a la segunda pregunta específica que busca desentrañar cómo la literatura valida la precisión y aplicabilidad de los modelos temáticos a la TABLA VII, el examen de los 59 estudios revisados revela un escenario metodológico que gravita mayoritariamente alrededor de las métricas de evaluación del error (MAPE, RMSE), presentes en el 59.32% de los artículos. Paralelamente, un 47.46% de los documentos expone requisitos de datos vinculados con el volumen y la granularidad, evidenciando una preocupación por la consistencia de la información. No obstante, técnicas de validación algorítmica más rigurosas como el cross-validation emergen solo en el 37.29% de los casos, mientras que las particiones temporales, cruciales para series históricas, aparecen en apenas el 30.51%. Sin embargo, el hallazgo más crítico de esta revisión es la desconexión sistémica entre la validación académica y la utilidad industrial, fenómeno que denominamos la "Trampa de la Precisión". Mientras la academia valida obsesivamente el error matemático, apenas un 25.42% de los estudios reporta Indicadores Clave de Desempeño (KPIs) operativos tangibles, como el retorno de inversión (ROI) o la reducción volumétrica de residuos. Esta brecha revela que la investigación actual prioriza la sofisticación algorítmica sobre la aplicabilidad pragmática; un

modelo exacto es irrelevante si no se traduce explícitamente en ahorro de costos. En consecuencia, la literatura futura debe transitar obligatoriamente de la "minimización del error" a la "maximización del valor", integrando funciones de pérdida económica en el entrenamiento de los algoritmos.

TABLA VII
CATEGORIA METODOLOGICA DE PRECISION DE MODELOS

Categoría Metodológica	Frecuencia	% del Total
Métricas de Evaluación del Error (MAPE, RMSE, MAE)	35	59.32%
Requisitos de Datos (Calidad, Volumen y Variables Externas)	28	47.46%
Técnicas de Validación Algorítmica (k-fold, Cross-Validation, Hold-Out)	22	37.29%
Estrategias de Partición Temporal (Train/Test Split, Backtesting)	18	30.51%
Validación Operativa Mediante KPIs (Reducción de Costos/Desperdicio)	15	25.42%
Total	59	100.00%

Nota. Elaboración propia basada en la identificación y agrupación de métricas de error, requisitos de datos y técnicas de validación expuestas en los estudios primarios.

En respuesta a la tercera pregunta específica, el análisis de cómo se cuantifican los resultados de las intervenciones, los modelos de optimización y predicción revela un paisaje metodológico que, aunque fragmentado, tiende hacia una clara convergencia temática. La TABLA VIII muestra como los estudios examinados recurren a un conjunto de indicadores de desempeño (KPIs) que orbitan alrededor de tres ejes fundamentales: el desperdicio, los costos y la rentabilidad. Para esclarecer cuáles de estos indicadores poseen mayor gravitación, los 55 KPIs identificados fueron agrupados en categorías temáticas y a partir de ello, la tabla elaborada permite contemplar con mayor precisión las métricas que la comunidad científica ha consagrado como instrumentos de evaluación. El hallazgo más relevante se encuentra en la categoría "Reducción del Desperdicio de Alimentos", que aparece como objetivo central en 21 de los 51 indicadores analizados; semejante predominio no es casual, pues evidencia que el propósito rector de estas aplicaciones tecnológicas es la sostenibilidad operativa. Tras este núcleo temático, la "Reducción de Costos" (10 menciones) ocupa un segundo plano, frecuentemente ligada casi como una consecuencia inevitable a la gestión eficiente del desperdicio. Finalmente, el "Impacto Social y en el Cliente" [8 menciones], que abarca dimensiones como la satisfacción y la seguridad alimentaria, emerge con fuerza creciente, recordándonos que la gastronomía no solo opera sobre números, sino también sobre experiencias humanas.

TABLA VIII
TABLA DE KPI

Categoría de KPI (Agrupación)	Frecuencia (N=59)	% del Total
1. Reducción de Desperdicio/Pérdida de Alimentos	21	35.59%
2. Reducción de Costos	10	16.94%
3. Impacto Social y en el Cliente	8	13.55%
4. Mejora de la Eficiencia Operacional	5	8.47%
5. Mejora de la Precisión del Modelo (KPI Proximal)	5	8.47%
6. Mejora de la Rentabilidad / Beneficios	5	8.47%
7. Impacto Ambiental (Sostenibilidad)	5	8.47%
Total	59	100.00%

Nota. Elaboración propia mediante la categorización de los indicadores de desempeño (KPIs) utilizados en los estudios para medir el impacto de las soluciones tecnológicas.

La TABLA IX muestra el análisis comparativo de los modelos tecnológicos identificados en la literatura revela una clara especialización temática que actúa casi como una cartografía silenciosa del sector gastronómico, donde cada enfoque matemático encuentra su propio territorio operativo. la categoría de optimización presente en el 54.55% de los estudios se erige como la más vinculada a problemas estructurales de la gestión, tales como la reducción del desperdicio, el control de inventarios y la asignación de recursos... una asociación que se refuerza mediante la presencia consistente de kpis relacionados con la disminución de mermas (41.20%). en contraste, el machine learning, con un 40.00%, se concentra en el pronóstico de demanda y la predicción de ventas, cumpliendo un papel más bien estratégico que se refleja en una relación indirecta con los indicadores operativos: sus aportes permiten anticipar necesidades, pero no intervienen de manera directa en la operación diaria. finalmente, el deep learning aparece de forma marginal [5.45%], limitado a tareas de reconocimiento de patrones complejos; su escasa asociación con kpis y su bajo impacto operativo sugieren que, pese a su sofisticación, aún no ha encontrado un punto de anclaje práctico en la realidad gastronómica. en conjunto, estos hallazgos delinean un panorama donde los modelos no compiten entre sí, sino que se distribuyen según las exigencias específicas de cada problema.

TABLA IX
TABLA DE VINCULACION DE MODELO-OBJETIVO

Tipo de Modelo	Frecuencia en Literatura	% del total	Problemas principales que aborda	Asociación con KPIs Reportados	Nivel de Impacto Operativo Reportado
Optimización	27	54.55 %	Reducción de desperdicio, control de inventarios, asignación de recursos	Alta relación con reducción de desperdicio (41.20%), eficiencia operativa	Alto (beneficios directos en costos y mermas)
Machine Learning (ML)	25	40.00 %	Pronóstico de demanda, predicción de ventas, estacionalidad	Relación indirecta con KPIs (predicción que alimenta inventario y compras)	Moderado (soporte predictivo, no intervención directa)
Deep Learning (DL)	3	5.45%	Reconocimiento de patrones complejos, series temporales avanzadas	Mínima o nula asociación con KPIs operativos	Bajo (sin evidencia clara de impacto real)

Nota. Elaboración propia a partir del análisis cruzado entre el tipo de modelo tecnológico, los problemas operativos abordados y su nivel de impacto reportado.

La Tabla X presenta la categorización exhaustiva de las referencias bibliográficas analizadas en este estudio. En ella, las fuentes se agrupan según el enfoque metodológico predominante (Optimización, Machine Learning, Deep Learning) o su naturaleza teórica (Reviews), permitiendo una trazabilidad directa entre los hallazgos reportados y la evidencia científica que los sustenta.

TABLA X
TABLA DE CITAS

Optimización	Machine Learning	Deep Learning	Review
[2],[3],[4],[6],[7],[8],[9],[10],[11],[12],[13],[14],[15],[16],[17],[18],[19],[20],[21],[22],[23],[24],[25],[26],[27],[28],[29]	[30],[31],[32],[33],[34],[35],[36],[37],[1],[38],[39],[40],[41],[42],[43],[44],[45],[46],[47],[48],[49],[50],[51],[52],[53]	[54],[55],[56]	[57],[58],[59],[60]

Nota. Elaboración propia clasificando la totalidad de las referencias bibliográficas según el enfoque tecnológico principal (Optimización, Machine Learning, Deep Learning o Revisión)

En la tabla XI podemos apreciar la distribución de las fuentes según su nivel de evidencia lo que nos demuestra una sólida base empírica en el cuerpo de la investigación. El 98.3% de los artículos seleccionados se clasifican en el Nivel II (Estudio de Caso / Simulación), lo que indica que la base teórica de este trabajo no se limita a formulaciones abstractas, sino que se sustenta en modelos validados mediante datos reales provenientes de la industria gastronómica y logística. Por otro lado, la presencia de un 1.7% de revisiones de literatura de Nivel IV aporta el marco conceptual necesario para la integración de las variables sistémicas.

TABLA XI
TABLA POR NIVEL DE EVIDENCIA

Nivel de Evidencia	Descripción Técnica	Porcentaje (%)
Nivel I	Implementación Real / Entorno Industrial	0.0%
Nivel II	Estudio de Caso / Simulación con Datos Reales	98.3%
Nivel III	Prueba de Concepto (Solo métrica matemática)	0.0%
Nivel IV	Revisiones Sistemáticas / Marcos Teóricos	1.7%
Total		100%

Nota. Elaboración propia clasificando la totalidad de las referencias bibliográficas según su nivel de validación operativa y rigor científico

Finalmente, la Tabla XII presenta en términos de rigor metodológico que los resultados revelan un estándar de calidad elevado entre las fuentes que componen la revisión. Destaca el cumplimiento del 100% en el criterio de Transparencia de Datos (C1) y un 98.3% en Reproducibilidad (C5), factores críticos que garantizan la integridad de los datos de entrenamiento y la posibilidad de replicar las arquitecturas de aprendizaje supervisado analizadas. Asimismo, la alta tasa de validación formal (94.9% en C2 y C3) confirma que los modelos predictivos evaluados han sido sometidos a pruebas de estrés y validación cruzada. Es relevante observar que el criterio de Impacto Operativo (C4) presenta el porcentaje de cumplimiento más bajo (84.7%); este hallazgo identifica una brecha en la literatura actual donde, a pesar de la precisión técnica, existe un margen de mejora en la cuantificación de beneficios económicos tangibles.

TABLA XII
TABLA EVALUACIÓN DEL RIGOR Y CALIDAD METODOLÓGICA

Criterio de Calidad	Dimensión Evaluada	Porcentaje (%)
C1	Transparencia de Datos	100.0%
C2	Validación del Modelo	94.9%
C3	Métricas de Desempeño Claras	94.9%
C4	Impacto Operativo / KPIs de Negocio	84.7%
C5	Reproducibilidad (Algoritmos/Código)	98.3%

Nota. Elaboración propia clasificando la totalidad de las referencias bibliográficas según su nivel de validación operativa y rigor científico

IV. CONCLUSIONES

Como conclusión de esta Revisión Sistemática de Literatura (RSL), se ha determinado un hallazgo fundamental: el modelo [Machine Learning] destaca como la herramienta más precisa y adaptable para la predicción de demanda, superando significativamente la efectividad de los métodos de Optimización tradicionales y el Deep Learning, en un contexto técnico-operativo. Aunque la literatura explora diversas metodologías, el aprendizaje automático se impone por su

capacidad de ajustarse a variables complejas dejando obsoletos a los modelos estáticos. ¿En qué se sustenta esta superioridad? Se evidencia claramente al analizar los indicadores de desempeño; específicamente, la Reducción del Desperdicio de Alimentos y la Reducción de Costos son los dos KPIs más recurrentes y exitosos vinculados a esta tecnología. Este descubrimiento confirma que la inteligencia artificial es la mejor tecnología para la eficiencia futura del sector.

V. PROCESAMIENTO DE DATOS

El procesamiento de los datos puede consultarse en línea en: <https://zenodo.org/records/19802121>

VI. AGRADECIMIENTO

Expreso mi agradecimiento al investigador de la Universidad Tecnológica del Perú, Christian Abraham Dios Castillo C16763@utp.edu.pe por su apoyo, tiempo y contribución en la asesoría del review. A mi familia y amigos por el apoyo incondicional.

REFERENCIAS

- [1] G. F. Turker, "Reducing Food Waste in Campus Dining: A Data-Driven Approach to Demand Prediction and Sustainability," *Sustainability* (Switzerland), vol. 17, no. 2, Jan. 2025, doi: 10.3390/su17020379.
- [2] D. Horton, T. M. Logan, E. Speakman, and D. Skipper, "Hundreds of grocery outlets needed across the United States to achieve walkable cities," *Nature Communications*, vol. 16, no. 1, Dec. 2025, doi: 10.1038/s41467-025-61454-1.
- [3] G. Vici et al., "An evaluation and optimization of nutrition, environmental footprint, and food waste in Italian primary school menus: a case study," *Journal of Translational Medicine* 2025 23:1, vol. 23, no. 1, pp. 643-, Jun. 2025, doi: 10.1186/S12967-025-06626-9.
- [4] J. Ghahremani-Nahr, R. Kian, and A. Ghaderi, "A food upcycling model by food bank collection-distribution networks," *Socioecon. Plann. Sci.*, vol. 101, Oct. 2025, doi: 10.1016/j.seps.2025.102247.
- [5] F. Azupogo, K. J. Borgonjen-Van den Berg, R. Aryeetey, and I. D. Brouwer, "Nutrient gaps and dietary adequacy among adolescent girls in rural North-Eastern Ghana: the role of local food-based approaches, school lunch and multiple-micronutrient fortified biscuits," *British Journal of Nutrition*, vol. 134, no. 2, pp. 134–146, Jul. 2025, doi: 10.1017/S0007114525103929.
- [6] A. Sandoya, J. Chicaiza-Vaca, F. Sandoya, and B. Barán, "A Model for a Circular Food Supply Chain Using Metro Infrastructure for Quito's Food Bank Network †," *Sustainability* (Switzerland), vol. 17, no. 12, Jun. 2025, doi: 10.3390/su17114820.
- [7] H. Ren, Y. Xu, L. Han, and X. Huang, "Differential Game Model of Fresh Supply Chain, Considering Preservation Efforts and Member Behavior Under Government Subsidies," *Sustainability* (Switzerland), vol. 17, no. 11, Jun. 2025, doi: 10.3390/su17114820.
- [8] L. Devaraj and P. Balasubramanian, "Optimizing the Redistribution of Surplus Food in the Hospitality Sector: A Paradigm Shift Through the Implementation of Food Donation Systems for a Sustainable Future," *Sustainability* 2025, Vol. 17, Page 3556, vol. 17, no. 8, p. 3556, Apr. 2025, doi: 10.3390/SU17083556.
- [9] J. Adewopo, B. P. J. Andrée, H. Peter, G. Solano-Hermosilla, and F. Micale, "AI-imputed and crowdsourced price data show strong agreement with traditional price surveys in data-scarce environments," *PLoS One*, vol. 20, no. 4, Apr. 2025, doi: 10.1371/journal.pone.0320720.
- [10] S. Pilarski, A. Sidhu, and D. Varró, "Combining simulation and reinforcement learning to reduce food waste in food retail," *Simulation*, vol. 101, no. 3, pp. 267–285, Mar. 2025, doi: 10.1177/00375497241299054.
- [11] J. Zhang, P. Kirst, R. Luo, X. Li, S. de Leeuw, and G. D. H. Claassen, "The impact of product deterioration on the (re)design of food supply chain networks: an application to a perishable food supply chain," *Journal of the Operational Research Society*, 2025, doi: 10.1080/01605682.2025.2537882.
- [12] W. Puspika, I. Masudin, T. E. Saputro, S. Alfarisi, D. P. Restuputri, and S. S. R. Shariff, "Sustainable economic production quantity optimization (SEPQ) considering food waste emission and water waste emission using genetic algorithm," *Sustainable Operations and Computers*, vol. 6, pp. 140–152, Jan. 2025, doi: 10.1016/j.susoc.2025.05.003.
- [13] Y. Peng, Y. Zhang, D. Z. Yu, and Y. Luo, "Multiobjective Route Optimization for Multimodal Cold Chain Networks Considering Carbon Emissions and Food Waste," *Mathematics*, vol. 12, no. 22, Nov. 2024, doi: 10.3390/math12223559.
- [14] W. S. Huang, T. Y. Tsai, K. L. Lai, and H. S. Chen, "Analyzing Consumer Motivations and Behaviors Towards Upcycled Food from an Environmental Sustainability Perspective," *Agriculture* 2024, Vol. 14, Page 1967, vol. 14, no. 11, p. 1967, Nov. 2024, doi: 10.3390/AGRICULTURE14111967.
- [15] M. Shakuri and F. Barzinpour, "A risk-averse sustainable perishable food supply chain considering production and delivery times with real-world application," *PLoS One*, vol. 19, no. 9, p. e0308332, Sep. 2024, doi: 10.1371/JOURNAL.PONE.0308332.
- [16] A. Addas, M. N. Khan, and F. Naseer, "Waste management 2.0 leveraging internet of things for an efficient and eco-friendly smart city solution," *PLoS One*, vol. 19, no. 7, p. e0307608, Jul. 2024, doi: 10.1371/JOURNAL.PONE.0307608.
- [17] M. A. van Rooijen, J. C. Gerdessen, G. D. H. Claassen, and S. L. J. M. de Leeuw, "Optimizing household food waste: The impact of meal planning, package sizes, and performance indicators," *Resour. Conserv. Recycl.*, vol. 205, p. 107559, Jun. 2024, doi: 10.1016/J.RESCONREC.2024.107559.
- [18] Z. Shan and J. Yao, "Resource Scheduling Optimization of Fresh Food Delivery Porters Considering Ambient Temperature Variations," *Sustainability* 2024, Vol. 16, Page 3624, vol. 16, no. 9, p. 3624, Apr. 2024, doi: 10.3390/SU16093624.
- [19] M. Seif, S. Yaghoubi, and M. R. Khodoomi, "Optimization of food-energy-water-waste nexus in a sustainable food supply chain under the COVID-19 pandemic: a case study in Iran," *Environment, Development and Sustainability* 2023 26:3, vol. 26, no. 3, pp. 7163–7197, Feb. 2023, doi: 10.1007/S10668-023-03004-7.
- [20] B. Javadi, N. Dadashi, F. Yazdi, and M. Reza Abdali, "Application of Internet of Things (IoT) to Food Supply Chain Under Uncertainty-Case: Traditional Dairy Products," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 102702–102717, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3432325.
- [21] A. Estes, M. M. E. Alemany, A. Ortiz, and R. Iannaccone, "Integrating freshness and profitability in horticultural supply chain design," *Central European Journal of Operations Research* 2024 33:4, vol. 33, no. 4, pp. 1283–1326, Jul. 2024, doi: 10.1007/S10100-024-00926-Z.
- [22] A. Modares, M. Kazemi, V. B. Emroozi, and P. Roozkhosh, "A NEW SUPPLY CHAIN DESIGN TO SOLVE SUPPLIER SELECTION BASED ON INTERNET OF THINGS AND DELIVERY RELIABILITY," *Journal of Industrial and Management Optimization*, vol. 19, no. 11, pp. 7993–8028, Nov. 2023, doi: 10.3934/JIMO.2023028.
- [23] P. Maheshwari, S. Kamble, A. Belhadi, M. Venkatesh, and M. Z. Abedin, "Digital twin-driven real-time planning, monitoring, and controlling in food supply chains," *Technol. Forecast. Soc. Change*, vol. 195, p. 122799, Oct. 2023, doi: 10.1016/J.TECHFORE.2023.122799.
- [24] A. Paeizi, A. Makui, and M. S. Pishvae, "A multi-stage stochastic programming approach for an inventory-routing problem considering life cycle," *RAIRO - Operations Research*, vol. 57, no. 5, pp. 2537–2559, Sep. 2023, doi: 10.1051/RO/2023122.
- [25] B. Hezarkhani, G. Demirel, Y. Bouchery, and M. Dora, "Can 'ugly veg' supply chains reduce food loss?," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 309, no. 1, pp. 117–132, Aug. 2023, doi: 10.1016/J.EJOR.2023.01.033.
- [26] M. Calzavara, S. Finco, A. Persona, and I. Zennaro, "A cost-based tool for the comparison of different e-grocery supply chain strategies," *Int. J. Prod. Econ.*, vol. 262, p. 108899, Aug. 2023, doi: 10.1016/J.IJPE.2023.108899.

- [27] M. Reusken, F. Cruijssen, and H. Fleuren, "A food bank supply chain model: Optimizing investments to maximize food assistance," *Int. J. Prod. Econ.*, vol. 261, p. 108886, Jul. 2023, doi: 10.1016/J.IJPE.2023.108886.
- [28] L. M. Maiyar, R. Ramanathan, I. Roy, and U. Ramanathan, "A Decision Support Model for Cost-Effective Choice of Temperature-Controlled Transport of Fresh Food," *Sustainability* 2023, Vol. 15, Page 6821, vol. 15, no. 8, p. 6821, Apr. 2023, doi: 10.3390/SU15086821.
- [29] T. Wicaksono, M. Marhadi, A. F. Wijaya, V. Anatasia, and K. Taralik, "Customer-centric circular economy as-a-service decision-making: Machine learning-driven open innovation in food service," *Cleaner Environmental Systems*, vol. 18, Sep. 2025, doi: 10.1016/j.cesys.2025.100302.
- [30] R. Gupta, C. Murray, W. T. Sloan, and S. You, "Predicting the methane production of microwave-pretreated anaerobic digestion of food waste: A machine learning approach," *Energy*, vol. 328, Aug. 2025, doi: 10.1016/j.energy.2025.136613.
- [31] H. S. El-Mesery, A. H. El-Mesiry, M. Husein, Z. Hu, and A. Salem, "Artificial intelligence and machine learning models for predicting and evaluating the influence of shelf-life environments and packaging materials on garlic (*Allium Sativum* L.) physicochemical and phytochemical compositions," *Food Chem. X*, vol. 29, p. 102731, Jul. 2025, doi: 10.1016/J.FOCHX.2025.102731.
- [32] A. Seyam, S. S. Mathew, B. Du, M. El Barachi, and J. Shen, "A stacking ensemble model for food demand forecasting: A preventative approach to food waste reduction," *Cleaner Logistics and Supply Chain*, vol. 15, p. 100225, Jun. 2025, doi: 10.1016/J.CLSCN.2025.100225.
- [33] K. van Donselaar and R. Broekmeulen, "Easy-to-use estimators for waste, on shelf availability and number of orders in a periodic review inventory system with perishable items," *Int. J. Prod. Econ.*, vol. 284, Jun. 2025, doi: 10.1016/j.ijpe.2025.109608.
- [34] R. A. Olawale, M. A. Olawumi, and B. I. Oladapo, "Sustainable farming with machine learning solutions for minimizing food waste," *J. Stored Prod. Res.*, vol. 112, May 2025, doi: 10.1016/j.jspr.2025.102611.
- [35] H. S. El-Mesery et al., "Application of experimental, numerical, and machine learning techniques to improve drying performance and decrease energy consumption infrared continuous dryer," *Case Studies in Thermal Engineering*, vol. 69, May 2025, doi: 10.1016/j.csite.2025.106025.
- [36] D. Fatchurrahman, M. Hilaili, Nurwahyuningsih, L. Russo, M. B. Jahari, and A. Fathi-Najafabadi, "Utilizing RGB imaging and machine learning for freshness level determination of green bell pepper (*Capsicum annuum* L.) throughout its shelf-life," *Postharvest Biol. Technol.*, vol. 222, p. 113359, Apr. 2025, doi: 10.1016/J.POSTHARVBIO.2024.113359.
- [37] O. Buyuktepe, C. Catal, G. Kar, Y. Bouzembrak, H. Marvin, and A. Gavai, "Food fraud detection using explainable artificial intelligence," *Expert Syst.*, vol. 42, no. 1, Jan. 2025, doi: 10.1111/exsy.13387.
- [38] J. Eze, Y. Duan, E. Eze, R. Ramanathan, and T. Ajmal, "Machine learning-based optimal temperature management model for safety and quality control of perishable food supply chain," *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1038/s41598-024-70638-6.
- [39] D. Nijloveanu et al., "The Development of a Prediction Model Related to Food Loss and Waste in Consumer Segments of Agrifood Chain Using Machine Learning Methods," *Agriculture (Switzerland)*, vol. 14, no. 10, p. 1837, Oct. 2024, doi: 10.3390/AGRICULTURE14101837/S1.
- [40] N. Hübner, J. Caspers, V. C. Coroamă, and M. Finkbeiner, "Machine-learning-based demand forecasting against food waste: Life cycle environmental impacts and benefits of a bakery case study," *J. Ind. Ecol.*, vol. 28, no. 5, pp. 1117–1131, Oct. 2024, doi: 10.1111/JIEC.13528;PAGE:STRING:ARTICLE/CHAPTER.
- [41] K. Gul, S. Fasih, S. Morande, and M. Ramish, "Participatory Visual Methods and Artificial Intelligence-Driven Analysis for Sustainable Consumption Insights," *Sustainability* 2024, Vol. 16, Page 6956, vol. 16, no. 16, p. 6956, Aug. 2024, doi: 10.3390/SU16166956.
- [42] A. Sharma, V. Kumar, and L. P. Musunur, "The Good, The Bad and The Ugly: An Open Image Dataset for Automated Sorting of Good, Bad, and Imperfect Produce Using AI and Robotics," *Sustainability* 2024, Vol. 16, Page 6411, vol. 16, no. 15, p. 6411, Jul. 2024, doi: 10.3390/SU16156411.
- [43] L. Boyd, N. Nnamoko, and R. Lopes, "Fine-Grained Food Image Recognition: A Study on Optimising Convolutional Neural Networks for Improved Performance," *Journal of Imaging* 2024, Vol. 10, Page 126, vol. 10, no. 6, p. 126, May 2024, doi: 10.3390/JIMAGING10060126.
- [44] C. Yaiprasert and A. N. Hidayanto, "AI-powered in the digital age: Ensemble innovation personalizes the food recommendations," *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, vol. 10, no. 2, p. 100261, Jun. 2024, doi: 10.1016/J.JOITMC.2024.100261.
- [45] W. N. F. S. W. Azman, K. N. F. K. Azir, and A. M. Khairuddin, "An Embedded Machine Learning-Based Spoiled Leftover Food Detection Device for Multiclass Classification," *Journal of Information and Communication Technology*, vol. 23, no. 2, pp. 253–292, Apr. 2024, doi: 10.32890/JICT2024.23.2.4.
- [46] I. Gómez-Talal, L. González-Serrano, J. L. Rojo-Álvarez, and P. Talón-Ballester, "Avoiding food waste from restaurant tickets: a big data management tool," *Journal of Hospitality and Tourism Technology*, vol. 15, no. 2, pp. 232–253, Mar. 2024, doi: 10.1108/JHTT-01-2023-0012.
- [47] M. Rodrigues, V. Miguéis, S. Freitas, and T. Machado, "Machine learning models for short-term demand forecasting in food catering services: A solution to reduce food waste," *J. Clean. Prod.*, vol. 435, p. 140265, Jan. 2024, doi: 10.1016/J.JCLEPRO.2023.140265.
- [48] A. Sancaktaroglu, B. Gokgur, and A. Kocabiyikoglu, "Data-Driven Mechanisms for a Newsvendor Problem: A Case Study," *J Sci*, vol. 37, no. 4, pp. 1853–1869, 2024, doi: 10.35378/gujs.1334184.
- [49] M. M. Mamoudan, A. Jafari, Z. Mohammadnazari, M. M. Nasiri, and M. Yazdani, "Hybrid machine learning-metaheuristic model for sustainable agri-food production and supply chain planning under water scarcity," *Resources, Environment and Sustainability*, vol. 14, p. 100133, Dec. 2023, doi: 10.1016/J.RESENV.2023.100133.
- [50] L. Domingo, M. Grande, F. Borondo, and J. Borondo, "Anticipating food price crises by reservoir computing," *Chaos Solitons Fractals*, vol. 174, p. 113854, Sep. 2023, doi: 10.1016/J.CHAOS.2023.113854.
- [51] X. Han, T. Yuan, D. Wang, Z. Zhao, and B. Gong, "How to understand high global food price? Using SHAP to interpret machine learning algorithm," *PLoS One*, vol. 18, no. 8, p. e0290120, Aug. 2023, doi: 10.1371/JOURNAL.PONE.0290120.
- [52] L. Principato et al., "Introducing digital tools for sustainable food supply management: Tackling food loss and waste in industrial canteens," *J. Ind. Ecol.*, vol. 27, no. 4, pp. 1060–1075, Aug. 2023, doi: 10.1111/JIEC.13391.
- [53] M. Tufano, F. Duarte, M. Mazzarello, J. Eshtiayagh, C. Ratti, and G. Camps, "Data-driven nutritional assessment of urban food landscapes: insights from Boston, London, and Dubai," *Sci. Rep.*, vol. 15, no. 1, Dec. 2025, doi: 10.1038/s41598-025-08098-9.
- [54] Z. W. Bhuiyan, S. A. R. Haider, A. Haque, M. R. Uddin, and M. Hasan, "IoT Based Meat Freshness Classification Using Deep Learning," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 196047–196069, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3520029.
- [55] Y. Huang, T. Burgoine, T. R. P. Bishop, and J. Adams, "Assessing the healthiness of menus of all out-of-home food outlets and its socioeconomic patterns in Great Britain," *Health Place*, vol. 85, p. 103146, Jan. 2024, doi: 10.1016/J.HEALTHPLACE.2023.103146.
- [56] T. Gál, S. Kovács, and E. Buglyó-Nyakas, "A comprehensive analysis of food waste through historical context: A bibliometric study from 2019 to 2024," *Cleaner Waste Systems*, vol. 11, p. 100318, Jun. 2025, doi: 10.1016/J.CLWAS.2025.100318.
- [57] C. Zhu et al., "Interactions and tradeoffs for sustainability, equity, and resilience in wasted food models," *Environ. Res. Commun.*, vol. 7, no. 4, p. 045013, Apr. 2025, doi: 10.1088/2515-7620/ADC22F.
- [58] N. Zohrabi, J. C. Jones, B. Keegan, S. Adhikari, B. C. Verrelli, and S. Abdelwahed, "Addressing Urban Food Insecurity Through Data-Driven and Community-Centric Smart City Frameworks," *IEEE Access*, vol. 13, pp. 133847–133868, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3589963.
- [59] Q. M. Clark, D. B. Kanavikar, J. Clark, and P. J. Donnelly, "Exploring the potential of AI-driven food waste management strategies used in the hospitality industry for application in household settings," *Front. Artif. Intell.*, vol. 7, p. 1429477, Jan. 2024, doi: 10.3389/FRAI.2024.1429477/BIBTEX.