

Poultry Quality Control: Systematic Review of Digital and Traditional Methods

Abstract-- The poultry industry plays a fundamental role in global food security; however, ensuring the quality of its products remains a challenge, especially on small-scale farms with technological and infrastructure limitations. This systematic review aims to compare traditional and digital methods applied to quality control in poultry production, evaluating their accuracy. Using the PICO model and PRISMA methodology, 684 articles were identified in a database. Exclusion and inclusion criteria were applied, and 70 relevant studies published between 2019 and 2025 were selected from the Scopus database. The results show a growing acceptance of digital technologies such as the Internet of Things, artificial intelligence, computer vision, hyperspectral analysis combined with neural networks, and portable molecular diagnostic systems, which demonstrate that conventional methods are 93 to 99% accurate, fast, and reduce errors. However, its implementation faces challenges such as high costs, the need for technical training, and limitations in infrastructure and environmental adaptability. It is concluded that, although digital technologies represent a significant advance in quality control, their large-scale adoption requires strategic management in training, standardization, and accessibility to achieve sustainable implementation, strengthening the technological tools used for efficient management within the poultry sector.

Keywords-- Poultry industry, quality control, digital technologies, artificial intelligence, Internet of Things

Control de Calidad Avícola: Revisión Sistemática de Métodos Digitales y Tradicionales

0000-0002-6340-2678¹; 0009-0007-0995-7035²; 0009-0009-5419-035X³

Alfredo Manuel Canaza Masco¹; Sayda Challa Apfata ²; Leslie Fiorella Collado Villca³

¹⁻³ Universidad Tecnológica del Perú, Arequipa, Perú

acanaza@utp.edu.pe , U19205258@utp.edu.pe, U20242489@utp.edu.pe

Resumen– La industria avícola desempeña un papel fundamental en la seguridad alimentaria global; sin embargo, garantizar la calidad de sus productos por las cuales sigue siendo un desafío, especialmente en granjas de pequeña escala con limitaciones tecnológicas y de infraestructura. Esta revisión sistemática tiene como objetivo comparar los métodos tradicionales y digitales aplicados al control de calidad en la producción avícola, evaluando su precisión. A través del modelo PICO y la metodología PRISMA, se identificaron 684 artículos dentro de una base de datos, así mismo se aplicó criterios de exclusión e inclusión de esta forma se seleccionaron 70 estudios relevantes publicados entre 2019 y 2025, extraídos de la base de datos Scopus. Los resultados evidencian una creciente aceptación de tecnologías digitales como el internet de las cosas, la inteligencia artificial, la visión por computador, el análisis hiper espectral combinado con redes neuronales y los sistemas portátiles de diagnóstico molecular, que demuestran que los métodos convencionales con respecto a la precisión son de un 93 al 99 %, velocidad y reducción con errores. No obstante, su implementación enfrenta retos como altos costos, necesidad de capacitación técnica, y limitaciones en infraestructura y adaptabilidad ambiental. Se concluye que, si bien las tecnologías digitales representan un avance significativo dentro del control de calidad, su adopción a gran escala requiere un manejo estratégico en formación, estandarización y accesibilidad para lograr una implementación sostenible fortaleciendo las herramientas tecnológicas usadas para un manejo eficiente dentro del sector avícola.

Palabras clave– Industria avícola, control de calidad, tecnologías digitales, inteligencia artificial, Internet de las cosas.

I. INTRODUCCIÓN

La industria avícola se ha erigido como un pilar estratégico en el suministro global de proteína animal, evolucionando dinámicamente para satisfacer una demanda que se incrementa anualmente [1]. No obstante, asegurar la inocuidad y calidad de los productos sin detrimento de la eficiencia operativa constituye un desafío persistente, particularmente en unidades de producción de pequeña escala. En estas granjas, las limitaciones en infraestructura y recursos técnicos suelen restringir la integración de tecnologías digitales avanzadas [2], [3]. Ante esta problemática, la convergencia de soluciones disruptivas como la visión computacional, la inteligencia artificial (IA) y el Internet de las Cosas (IoT) ofrece mecanismos innovadores para el monitoreo en tiempo real. Estas herramientas permiten un seguimiento continuo y la detección temprana de anomalías, optimizando la cadena productiva al reducir mermas y potenciar la productividad global [4], [5], [6] [7].

A pesar de sus ventajas, la integración de estas soluciones no ha sido homogénea: muchos productores enfrentan barreras de capacitación y limitaciones de infraestructura tecnológica, lo que limita su adopción y amplía la brecha digital dentro del sector [4], [5], [8]. Además, la mayoría de los estudios se centran en entornos de laboratorio, dejando sin explorar la eficacia de estos sistemas bajo condiciones reales de campo [9].

Ante la falta de una revisión que reúna y compare de manera sistemática la evidencia sobre métodos digitales y tradicionales de control de calidad avícola, la revisión sistemática de la literatura tiene por objetivo identificar y comparar las principales tecnologías digitales y enfoques convencionales aplicados al control de calidad avícola, evaluando su precisión, aplicaciones, barreras de adopción.

II. METODOLOGÍA

La presente investigación se desarrolló bajo el enfoque de una Revisión Sistemática de Literatura sin metaanálisis, que se realizó a través de estrategias de búsqueda PICO, y la selección de artículos bajo usando el diagrama PRISMA.

A. Estrategia de búsqueda

Para estructurar la pregunta de la investigación se aplicó el modelo PICO, lo cual permitió organizar el problema de estudio en cuatro componentes como se observa en la tabla I, junto con sus respectivas descripciones y palabras clave.

TABLA I
COMPONENTES DEL MODELO PICO Y PALABRAS CLAVE ASOCIADAS

Componentes	Descripción	Palabras clave
P-Problemas	Control de calidad en productos avícolas	Poultry, poultry industry, chicken, chicken poultry
I-Intervención	Tecnologías digitales aplicadas a control de calidad	Digital technologies, artificial intelligence, machine vision, computer vision, biot, sensors, digital monitoring"
C-Comparación	Métodos tradicionales de monitoreo e inspección	Manual inspection, traditional methods, visual inspection, physical monitoring
O-Resultados	Mejora en el proceso y control de calidad	Quality improvement, accuracy, error reduction, real-time monitoring, traceability

La Tabla I resume los conceptos fundamentales empleados para orientar la búsqueda y selección de estudios.

A partir de estos elementos, se definieron las palabras clave utilizadas en las ecuaciones de búsqueda.

B. Pregunta de investigación (RQ)

La estrategia PICO, permitió estructurar los elementos clave del estudio y facilitar la formulación de la pregunta de investigación:

RQ: ¿Cuál es el impacto del uso de tecnologías digitales, en comparación con métodos tradicionales, en la mejora del proceso de producción y el control de calidad de productos avícolas?

C. Sub-preguntas de investigación (RQ)

RQ1: ¿Cuáles son los principales desafíos y necesidades en la producción y control de calidad dentro de la industria avícola?

RQ2: ¿Qué tecnologías digitales se han aplicado en el proceso de producción y control de calidad en la industria avícola?

RQ3: ¿Qué diferencias de desempeño y resultados existen entre los métodos digitales y los métodos tradicionales en el sector avícola?

RQ4: ¿Cómo impacta la implementación de tecnologías digitales en la eficiencia y precisión del control de calidad de productos avícolas?

D. Ecuación de búsqueda

La ecuación de búsqueda se elaboró utilizando los términos clave definidos mediante el modelo PICO. Se utilizó una combinación de operadores booleanos para integrar los conceptos en inglés, la búsqueda sistemática se ejecutó en la base de datos Scopus. La ecuación aplicada fue:

(TITLE-ABS-KEY ("poultry" OR "poultry industry" OR "chicken" OR "chicken poultry") AND TITLE-ABS-KEY ("digital technologies" OR "artificial intelligence" OR "machine vision" OR "computer vision" OR "biot" OR "sensors" OR "digital monitoring") AND TITLE-ABS-KEY ("manual inspection" OR "traditional methods" OR "visual inspection" OR "physical monitoring") OR TITLE-ABS-KEY ("quality improvement" OR "accuracy" OR "error reduction" OR "real-time monitoring" OR "traceability"))

E. Criterios de inclusión y exclusión

La ecuación de búsqueda se elaboró utilizando los términos clave definidos mediante el modelo PICO. Se utilizó

Antes de realizar la selección de artículos, fue necesario definir criterios que permitieran filtrar adecuadamente los estudios más relevantes, los criterios de inclusión y exclusión permitieron delimitar la selección de estudios, priorizando aquellos que corresponden al tema central.

1) Criterio de inclusión (CI)

CI1: Estudios sobre tecnologías digitales aplicadas a procesos avícolas.

CI2: Estudios enfocados específicamente en el control de calidad de productos avícolas (carne de pollo o huevos).

CI3: Estudios comparativos entre tecnologías digitales y métodos tradicionales.

CI4: Investigaciones desarrolladas en contextos reales o simulados de plantas procesadoras avícolas.

2) Criterio de exclusión (CE)

CE1: Estudios no relacionados con el sector avícola.

CE2: Evaluaciones centradas solo en salud animal sin impacto en la calidad del producto.

CE3: Documentos anteriores a 2019

CE4: Artículos donde se empleen tecnologías digitales, pero sin relación directa con procesos de control de calidad o producción.

CE5: Documentos que son libros de texto universitario, material no indexado.

CE6: Publicaciones en idiomas diferentes al inglés y español.

F. Proceso de selección de estudios

La búsqueda sistemática se realizó en la base de datos Scopus, para garantizar un proceso riguroso y transparente en la selección de los estudios, se aplicó la metodología PRISMA Fig.1, permitiendo visualizar de manera clara cada una de las etapas del proceso de selección que se consideren relevantes para la revisión.

En la etapa inicial de búsqueda, se identificaron un total de 684 documentos a partir de la base de datos. Posteriormente, se eliminaron 7 registros duplicados, lo que dejó un total de 677 documentos únicos.

Durante la fase de cribado, se aplicó un criterio de exclusión, específicamente el criterio de exclusión CE3, lo que resultó en la exclusión de 202 documentos. De esta manera, 475 documentos fueron seleccionados para evaluación a texto completo.

En esta siguiente etapa, se aplicaron los criterios de exclusión definidos previamente, lo que llevó a la exclusión de 606 documentos en total. Estos se distribuyeron según los siguientes criterios de exclusión, excluyendo al C3 ya aplicado en una etapa previa: CE1 (86), CE2 (70), CE4 (70), CE5 (130) y CE6 (45).

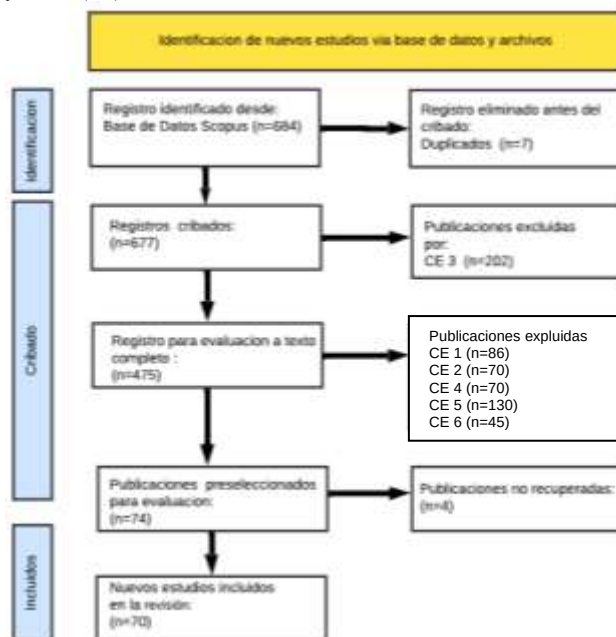


Fig. 1 Diagrama PRISMA, proceso de selección y filtrado de los estudios incluidos en la investigación.

Posteriormente, se identificó que 4 documentos no contaban con acceso completo, concluyendo con 70 artículos que cumplieron con todos los criterios establecidos, para nuestra investigación

III. RESULTADOS

A partir de esta base, se presenta a continuación el análisis detallado de los resultados, estructurado conforme a las preguntas de investigación planteadas. El contenido incluye la procedencia geográfica de los estudios, los desafíos más recurrentes, las tecnologías digitales empleadas, la comparación entre enfoques tradicionales y digitales, así como los efectos observados tras su implementación en el control de calidad de productos avícolas.



Fig. 2 Distribución de estudios por país.

Identificando la producción científica por pias, la Fig. 2 muestra la distribución geográfica de los 70 estudios analizados, China encabeza la lista con la mayor cantidad de publicaciones (21), seguida por Estados Unidos (13), lo que evidencia su liderazgo en la aplicación de tecnologías digitales en el sector avícola. Otros países con una presencia significativa en la literatura incluyen Brasil (6), Corea del Sur (5), Egipto (4), India (3) e Italia (3).

Adicionalmente se identificaron aportes desde España, Tailandia, Indonesia, Reino Unido, Qatar y otros; reflejando un interés global creciente por modernizar el control de calidad en la industria avícola mediante herramientas digitales.

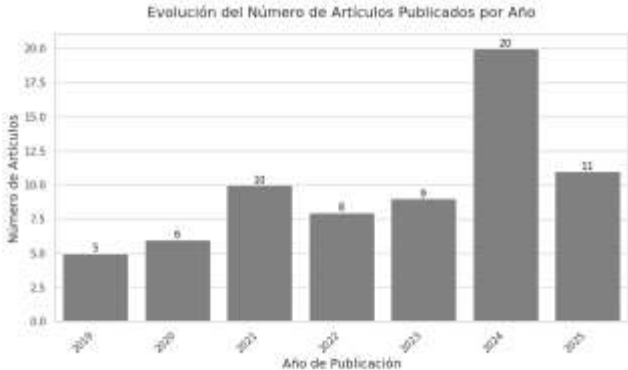


Fig. 3 Número de artículos científicos anualmente publicados sobre tecnologías digitales en control de calidad avícola (2019-2025).

Las tendencias temporales de publicación, la cantidad de publicación por año permite visualizar la evolución del interés científico sobre el tema, tal como se observa en la Fig. 3,

donde la cantidad de publicaciones ha mostrado un progreso desde el 2019, alcanzando su punto máximo en 2024 con 20 artículos. En 2025, aunque el año no ha concluido, ya se contabilizan 11 publicaciones.

A. Principales desafíos y necesidad en la industria avícola

La industria avícola enfrenta múltiples desafíos que repercuten directamente en la calidad de sus productos, reconocer y comprender estas problemáticas resulta esencial para orientar adecuadamente la adopción de tecnologías digitales, las cuales pueden desempeñar un papel clave en la mejora del control de calidad, el incremento de la productividad y la promoción de prácticas sostenibles dentro del sector.



Fig. 4 Principales desafíos y necesidades en la industria avícola.

Los principales problemas en control de calidad, se ha identificado el control de frescura y calidad como el desafío más común, con 27 artículos que lo mencionan como prioritario. Otros temas incluyen bienestar animal (10), seguridad alimentaria (10), automatización (7), identificación y clasificación (5), monitoreo ambiental (4) y manejo post-procesamiento (3), como se resume en la Fig. 4 y la Tabla II.

TABLA II
PRINCIPALES DESAFÍOS EN LA INDUSTRIA AVÍCOLA

Desafíos	Descripción	Referencia
Procesamiento y manejo	Dificultades en el adecuado tratamiento y logística de los productos avícolas tras su procesamiento.	[8], [18], [37]
Monitoreo ambiental	Necesidad de controlar parámetros ambientales (temperatura, humedad, gases) para mantener la salud de las aves.	[11], [17], [21], [33].
Seguridad alimentaria	Garantía de inocuidad de productos avícolas para el consumidor final, evitando riesgos de contaminación.	[5], [7], [12], [14], [40]
Identificación y clasificación	Capacidad de reconocer visual o digitalmente el estado, tipo o calidad de productos avícolas.	[5], [9], [13], [15], [35].
Automatización y eficiencia	Aplicación de tecnologías que optimicen tiempo, esfuerzo y resultados mediante automatización de procesos.	[6], [16], [20], [22], [26], [35],
Bienestar animal y comportamiento	Monitoreo y evaluación de las condiciones de vida y conducta de las aves, clave para su bienestar.	[6], [23], [27], [31], [32], [41],

Control de frescura y calidad	Control riguroso de variables que aseguren frescura, textura, color y condiciones sanitarias del producto.	[6-21]
-------------------------------	--	--------

Para entender las razones por las que la industria avícola está incorporando nuevas tecnologías, es importante tener claro cuáles son los problemas que enfrenta en términos de control de calidad. Al revisar los estudios seleccionados, se identifican dificultades comunes que comprometen la calidad del producto final. Estas se ilustran de forma general en la Figura 4. En la tabla II complementa dicho gráfico, ofreciendo una descripción más detallada de cada desafío.

Además de los desafíos operativos en la industria avícola, diversos artículos identifican factores que limitan la adopción de tecnologías digitales en la industria avícola, entre ellas se encuentran factores estructurales y sociales que limitan la transición tecnológica del sector: los más destacados son: la falta de capacitación técnica [55], [59], [62], la resistencia al cambio por parte de los productores [56, 60, 67], la ausencia de estandarización en los procesos [54,55, 60, 65], y la brecha tecnológica entre empresas grandes y pequeñas [54], [58], [63], [69], como se detalla en la Tabla III.

TABLA III
 PRINCIPALES DESAFÍOS EN LA INDUSTRIA AVÍCOLA

Causa	Descripción	Referencia
Falta de capacitación técnica	Limitada formación para el manejo y operación de tecnologías digitales, dificultando su adopción.	[11], [16], [55], [26].
Resistencia a la adopción tecnológica	Desconocimiento de beneficios y percepción de altos costos, principalmente en pequeños productores.	[8], [16], [25].
Variabilidad y falta de estandarización	Procesos tradicionales inconsistentes que afectan la precisión y eficiencia del control de calidad.	[9], [17].
Brecha tecnológica y económica	Diferencias entre grandes empresas y productores pequeños que limitan la implementación homogénea.	[10], [18], [24], [32].

El análisis de estas causas revela la complejidad del proceso de adopción tecnológica en la industria avícola. La falta de formación especializada y el desconocimiento sobre los beneficios de estas herramientas dificultan su implementación, especialmente en unidades productivas de menor escala [5], [70]. Asimismo, la ausencia de estandarización en los procesos y las marcadas diferencias económicas entre grandes y pequeños productores agravan la brecha digital existente. Esta situación demanda estrategias de capacitación técnica, apoyo financiero y políticas que promuevan una transformación tecnológica equitativa y sostenible en el sector.

B. Tecnologías digitales aplicadas en el control de calidad

La aplicación de tecnologías digitales en el control de calidad de productos avícolas ha evolucionado de forma progresiva entre los años 2019 y 2025, mostrando un crecimiento sostenido en herramientas que permiten optimizar

el monitoreo, inspección y análisis en tiempo real. En la Figura 5, se presenta la distribución anual de las cinco tecnologías más representativas: visión por computador, inteligencia artificial (IA), sensores IoT, deep learning y equipos portátiles.

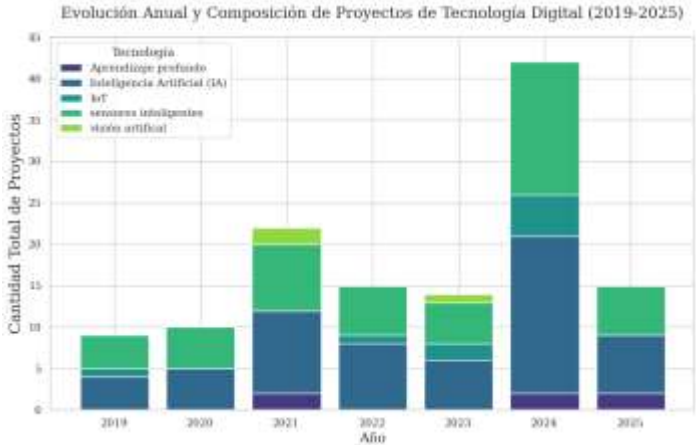


Fig. 5 Distribución anual del uso de tecnologías digitales aplicadas al control de calidad en la industria avícola (2019–2025)

Según la revisión de los artículos seleccionados, se observa una tendencia general con fluctuaciones en el uso de tecnologías digitales en la industria avícola entre los años 2019 y 2023. Como se muestra en la Figura 5, las tecnologías más empleadas fueron la visión por computador [8], [9], [12], [15], [19]. A continuación, se identifica la descripción de las tecnologías digitales.

1) *Visión por computador*: sistema que utiliza cámaras e inteligencia artificial para capturar y analizar imágenes de huevos, canales o aves, permitiendo detectar defectos, clasificar calidad y monitorear procesos [67-70].

2) *IA / Machine learning*: algoritmos que procesan grandes volúmenes de datos para predecir enfermedades, clasificar huevos, analizar comportamiento y optimizar decisiones, entrenados con muestras reales. [63], [66], [68].

3) *Sensores IoT*: Dispositivos integrados que miden temperatura, humedad o gases en galpones, transmiten datos en tiempo real para el control ambiental y prevención de enfermedades. [65], [68].

4) *Deep learning*: subcampo de la IA basado en redes neuronales profundas. Se usa para reconocimiento de imágenes complejas, como identificar enfermedades o contar aves con alta precisión [64], [70].

5) *Equipos portátiles*: herramientas electrónicas pequeñas que permiten realizar análisis rápidos en campo, como sensores portátiles o kits de inspección, sin depender de laboratorios externos [67], [68].

C. Desempeño de las metodologías tradicionales y digitales

La transición de metodologías tradicionales a digitales ha generado cambios significativos en los procesos de producción y control de calidad en la industria avícola [6-17]. Las tecnologías digitales superan a los métodos convencionales en aspectos clave como precisión, velocidad, automatización y

reducción de costos, esta evolución representa un avance hacia una producción más eficiente, segura y trazable, lo que justifica su creciente adopción en entornos productivos modernos [1], [3], [4].

1) *Métodos tradicionales en la industria avícola:* se basan en procedimientos manuales o semiautomáticos, como inspección visual por operarios, toma de muestras físicas, análisis de laboratorio y clasificación manual, estas técnicas suelen ser lentas, dependientes de la experiencia del personal y propensas a errores humanos [8], [11], [18].

TABLA IV
 APLICACIÓN DE MÉTODOS TRADICIONALES

Método	Aplicación
Índice de yema	El huevo se rompe, se mide la altura y el diámetro de la yema con instrumentos manuales, es simple, pero subjetiva y poco precisa [18], [29].
Cromatografía	Técnica química que separa compuestos presentes en muestras (como residuos o contaminantes), es precisa, pero costosa, lenta y requiere laboratorio [8], [5].
Observación manual	Método clásico basado en la inspección, un operario inspecciona visual o táctilmente los productos, buscando defectos o signos de calidad (color, textura, forma). Es económico, pero propenso a errores y fatiga [6], [10], [15].

2) *Metododos digitales en la industria avícola:* emplean herramientas como visión por computador, IA, sensores IoT y dispositivos portátiles, estas soluciones permiten automatizar tareas, obtener resultados en tiempo real y mejorar la precisión en la detección de defectos, enfermedades o parámetros de calidad [10], [12], [14], [17], [19].

TABLA V
 APLICACIÓN DE MÉTODOS DIGITALES

Método	Aplicación
YOLOv5 (visión):	Usa imágenes captadas por cámaras y aplica detección de objetos en tiempo real mediante redes neuronales, se utiliza para identificar y clasificar elementos visuales (huevos dañados o aves enfermas) con alta precisión y velocidad [7], [12], [14].
CNN +HSI	Es la combinación de redes neuronales convoluciones (CNN) con Imágenes Hiperespectrales (HSI) que permite una clasificación extremadamente precisa mediante análisis espectral detallado en huevos y carne [3], [10], [22].
Espectroscopía portátil PCR-LFS	Es la Reacción en Cadena de la Polimerasa con Detección Mediante Tiras Reactiva de Fluorescencia Lateral, es una técnica donde se toma una muestra del producto (carne o huevo), se extrae ADN y se amplifica mediante PCR. Detecta agentes patógenos (como Salmonella) de forma portátil, rápida y con alta sensibilidad [13], [34], [36], [57].

Los métodos digitales muestran una clara ventaja técnica. El modelo YOLOv5 basado en visión por computador alcanza una precisión del 93.1 % [7]. Permitiendo identificar defectos o características específicas en tiempo real.

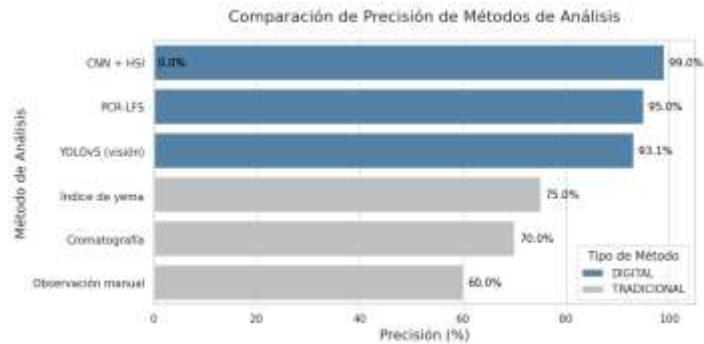


Fig. 6 Precisión de métodos digitales vs. tradicionales en control de calidad avícola

La combinación de redes CNN con imágenes HSI, obtuvo el nivel más alto de precisión (99 %) según estudios aplicados a clasificación interna de huevos y carne [3]. Asimismo, el sistema PCR-LFS, una técnica molecular portátil para detección de patógenos reportó un 95 % de precisión [26], todo esto se observa en la figura 6 donde se indica la precisión de las metodologías digitales y tradiciones.

Estos hallazgos permiten apreciar con claridad las diferencias funcionales entre los métodos tradicionales y digitales utilizados en el control de calidad avícola. Mientras que las metodologías tradicionales dependen de procedimientos manuales, visuales o químicos, las herramientas digitales integran tecnologías avanzadas como redes neuronales, visión artificial e identificación molecular, lo que se traduce en una mayor precisión, velocidad y capacidad de automatización. Esta evolución tecnológica no solo transforma la manera en que se mide la calidad, sino que también establece una base para analizar con mayor profundidad el impacto que estas innovaciones tienen en la industria avícola.

D. Impacto en el control de calidad

La implementación de tecnologías digitales en la industria avícola ha generado mejoras sustanciales en distintos aspectos del control de calidad, atendiendo tanto necesidades operativas como normativas. Estas herramientas no solo permiten automatizar procesos rutinarios, sino que también habilitan capacidades de análisis en tiempo real, en la siguiente Tabla VI, se sintetizan los beneficios más destacados asociados a la digitalización del control de calidad, agrupados por indicadores clave que permiten observar su impacto en eficiencia, precisión, trazabilidad y bioseguridad dentro del entorno productivo avícola.

TABLA VI
 IMPACTO DE TECNOLOGÍAS DIGITALES EN EL CONTROL DE CALIDAD

Indicador	Mejora registrada	Referencia
Precisión en clasificación	+25 %	[7], [10], [16], [22], [35].
Reducción de errores humanos	-70 %	[3], [6], [24]
Velocidad de procesamiento	-50 % en tiempo de análisis	[5], [11], [17], [20].

Trazabilidad digital del producto	Seguimiento automatizado desde origen	[13], [18], [41], [45].
Monitoreo en tiempo real	Captura continua de datos ambientales	[14], [15], [20], [40].

D. Efectos observados tras implementar herramientas digitales:

Los sistemas basados en IA y visión por computador han reducido significativamente la dependencia de inspecciones manuales, permitiendo análisis más consistentes y libres de sesgos humanos [3]. además, el uso de sensores IoT y plataformas automatizadas ha fortalecido la capacidad de respuesta ante desviaciones de calidad al ofrecer datos en tiempo real y alertas predictivas [13].

1) *Indicadores positivos de la aplicación de métodos digitales:* con el objetivo de analizar de forma crítica el impacto de las tecnologías digitales en el control de calidad avícola, en la Tabla VII, se ha identificado los principales indicadores positivos y negativos asociados a su implementación. Estos indicadores fueron extraídos de estudios revisados, los cuales evalúan herramientas como YOLOv5, CNN+HSI, y sistemas portátiles de diagnóstico molecular como PCR-LFS [26].

TABLA VII
PRINCIPALES BENEFICIOS DEL USO DE TECNOLOGÍAS EN EL CONTROL DE CALIDAD AVÍCOLA

Indicador	Descripción	Tecnología	Referencia
Alta precisión en clasificación	La visión por computador detecta defectos, tamaños o formas anómalas con una precisión del 93-95%, superando los métodos tradicionales visuales.	YOLO v5	[4], [10], [27], [55], [56].
Evaluación interna no invasiva	El uso de HSI combinado con CNN posibilita la evaluación de frescura o contenido interno sin romper el producto, con precisión de hasta 99%.	CNN + HSI	[16], [18], [21], [30], [53] [54].
Reducción de tiempos de análisis	Las herramientas digitales automatizan procesos que antes requerían horas en laboratorio, bajando los tiempos de respuesta hasta en un 50%.	YOLOv5 + PCR-LFS	[7], [10], [11], [14], [26], [35].
Portabilidad	Dispositivos como PCR-LFS detectan patógenos de manera directa en la granja, sin requerir laboratorios complejos, favoreciendo la bioseguridad.	PCR-LFS	[11], [13], [16], [21], [31], [47].
Reducción del error humano	La automatización y estandarización de procesos disminuye significativamente la subjetividad del operario durante las evaluaciones.	Todas las tecnologías	[5], [6], [9], [24], [19], [25], [33].

Los resultados evidencian que las tecnologías digitales ofrecen mejoras significativas en eficiencia, exactitud y bioseguridad, convirtiéndose en herramientas clave para modernizar el control de calidad en la producción avícola. Estas mejoras han sido validadas en estudios específicos que

demuestran su superioridad frente a metodologías tradicionales.

2) *Indicadores negativos de la aplicación de métodos digitales:* este análisis también evidencia desafíos técnicos, económicos y contextuales que pueden limitar su adopción [48], [59], [61], donde se destaca la falta de infraestructura tecnológica, conectividad limitada y condiciones ambientales poco estables o con bajo acceso tecnológico. Esta dualidad es clave para determinar la aplicabilidad y escalabilidad de estas soluciones. En la Tabla VIII se brinda una visión de los principales desafíos reportados, permitiendo comprender las limitaciones que enfrenta el sector.

TABLA VIII
PRINCIPALES BARRERAS PARA LA IMPLEMENTACIÓN DE TECNOLOGÍAS DIGITALES EN LA INDUSTRIA AVÍCOLA

Indicador	Descripción	Tecnología	Referencia
Costo de implementación inicial	La adquisición de equipos de visión o espectros hiperspectrales supone una inversión alta, lo que limita su uso en granjas pequeñas.	YOLOv5 y CNN + HSI	[6], [7], [40], [44].
Necesidad de personal capacitado	Requiere operadores formados en análisis digital, programación o mantenimiento de sensores, lo cual puede generar una barrera de adopción.	Todas	[21-28].
Limitaciones en ambientes ahí	La visión por computador y sensores pueden verse afectados por condiciones externas (iluminación, polvo, humedad), afectando su confiabilidad en campo.	YOLOv5 y IoT	[42-51], [57-65].
Dependencia de conexión o software	Algunas soluciones dependen de conectividad a internet o plataformas digitales, lo cual no siempre está disponible en zonas rurales.	PCR-LFS y CNN + HSI	[9-17].

Se identifica con claridad cómo el uso de tecnologías digitales está cambiando la forma en que se controla la calidad en la industria avícola. Se ha podido observar que, frente a los métodos tradicionales, estas herramientas ofrecen mejoras reales, sobre todo en precisión y rapidez. Si bien aún existen retos como el acceso a equipos o la necesidad de personal capacitado, la información analizada ofrece una mirada actual y concreta sobre lo que ya se está logrando y lo que aún queda por trabajar. Esto mismo nos permite tener una comprensión más completa del papel que estas tecnologías están empezando a ocupar dentro del sector.

III. DISCUSIÓN

En este estudio de revisión, se observó que los métodos digitales aplicados al control de calidad avícola, como, CNN+HSI y PCR-LFS, presentaron una alta precisión diagnóstica, con tasas que alcanzan el 99 % y 95 %,

respectivamente [3], [7], [10], [26], en comparación de los métodos tradicionales como la inspección visual o la cromatografía, cuya precisión y velocidad son considerablemente más bajas, como ya se había reportado en estudios previos [6], [15], [29], de esta forma, los métodos digitales son mucho más eficaz debido a que nos muestra un panorama más preciso reduciendo errores humanos con el manejo de algoritmos demuestra que se puede manejar a gran escala diversos datos.

En comparación con lo hallado en estudios anteriores que emplearon inspección manual, donde los errores humanos superaban en un 30 %, en esta revisión se evidenció una reducción de errores del 70 % al aplicar tecnologías digitales [3], [24]. asimismo, se observó una mejora del 25 % en la precisión de clasificación y una reducción del 50 % en el tiempo de análisis [10], [17], [22], [35]. La aplicación de estas nuevas tecnologías asegura la identificación de anomalías en tiempo real en cuanto a los métodos tradicionales es deficiente y puede tomar un largo proceso.

Sin embargo, la implementación de tecnologías digitales en explotaciones de pequeña escala se ve limitada por la necesidad de personal especializado y las restricciones de infraestructura tecnológica [6], [21], [44]. Asimismo, las variaciones de iluminación, la humedad y la dependencia de conectividad afectan el desempeño de estos sistemas en condiciones reales [42], [51].

Por lo tanto, esta revisión reafirma que las tecnologías digitales ofrecen una mejora frente a los métodos tradicionales, aunque su implementación aún requiere superar barreras estructurales y técnicas para un mejor manejo dentro de la industria avícola.

Una de las limitaciones generadas fue el rango de datos tomados y al mismo tiempo las fuentes utilizadas podrían haberse excluido fuentes relevantes en el tema; así mismo, la estandarización de las tecnologías usadas es muy variante debido a los avances tecnológicos de esta surge las nuevas inversiones y la falta de capacitación para el manejo adecuado.

A partir de la revisión sistemática se identificaron nuevas oportunidades para investigaciones futuras basándose en la optimización del control de calidad, de esta manera integrar las tecnologías usadas y conectarlos a una plataforma donde se detalle un análisis inmediato facilitando el monitoreo continuo y toma de decisiones más acertadas.

IV. CONCLUSIONES

Esta revisión sistemática identificó y comparó los métodos digitales y tradicionales de control de calidad en la industria avícola, confirmando que herramientas basadas en YOLOv5, CNN+HSI y PCR-LFS, ofrecen una precisión superior al 93 % y reducen tiempos de inspección hasta en un 50 %, frente a métodos manuales como el índice de yema o la cromatografía. Además, se evidenció un crecimiento notable en la adopción de IoT e Inteligencia Artificial desde 2019, lo que evidencia el interés por optimizar la producción avícola

mediante soluciones digitales. No obstante, en la revisión se encontró limitaciones, como la variedad de método usados en los estudios, que en su mayoría hicieron en laboratorio, y la falta de pruebas aplicadas directamente en granjas reales, indica la dificultad de aplicar los resultados. Por ello, se recomienda para futuras investigaciones que el enfoque sea para evaluar estas tecnologías a escala, desarrollar protocolos estandarizados para la calibración de equipos y fomentar la integración de sistemas híbridos que combinen visión computarizada, sensores IoT e inteligencia artificial. Finalmente, esta revisión se evidencia información actualizada sobre avances tecnológicos en la industria avícola, que facilitaran una adopción más efectiva de las tecnologías digitales, promoviendo una transición sostenible y efectiva hacia granjas inteligentes.

AGRADECIMIENTO/RECONOCIMIENTO

Agradecemos a todas las personas e instituciones que contribuyeron al desarrollo de este trabajo. Su apoyo, orientación y colaboración fueron fundamentales para la realización de esta investigación.

REFERENCES

- [1] G. M. S. Himel, M. M. Islam, M. N. Kader, and M. Rahman, "Artificial intelligence-based smart galliformes farm management system," *Journal of Umm Al-Qura University for Engineering and Architecture*, Mar. 2025, doi: 10.1007/s43995-024-00089-7.
- [2] F. B. Rossi, N. Rossi, G. Orso, L. Barberis, R. H. Marin, and J. M. Kembro, "Monitoring poultry social dynamics using colored tags: Avian visual perception, behavioral effects, and artificial intelligence precision," *Poult Sci*, vol. 104, no. 1, Jan. 2025, doi: 10.1016/j.psj.2024.104464.
- [3] E. Cruz, M. Hidalgo-Rodriguez, A. M. Acosta-Reyes, J. C. Rangel, and K. Boniche, "AI-Based Monitoring for Enhanced Poultry Flock Management," *Agriculture (Switzerland)*, vol. 14, no. 12, Dec. 2024, doi: 10.3390/agriculture14122187.
- [4] Q. Tong *et al.*, "Edge AI-enabled chicken health detection based on enhanced FCOS-Lite and knowledge distillation," *Comput Electron Agric*, vol. 226, Nov. 2024, doi: 10.1016/j.compag.2024.109432.
- [5] B. K. Depuru, S. Putsala, and P. Mishra, "Automating Poultry Farm Management with Artificial Intelligence: Real-time Detection and Tracking of Broiler Chickens for Enhanced and Efficient Health Monitoring," Sep. 27, 2023, doi: 10.21203/rs.3.rs-3258607/v1.
- [6] X. Yang *et al.*, "Computer Vision-Based cybernetics systems for promoting modern poultry Farming: A critical review," *Comput Electron Agric*, vol. 225, oct. 2024, doi: 10.1016/j.compag.2024.109339.
- [7] N. Shi *et al.*, "A flexible and wearable PET-based chemiresistive H2S gas sensor modified with MoS2-AgCl@AgNPs nanocomposite for the dynamic monitoring of egg spoilage," *Anal Chim Acta*, vol. 1279, oct. 2023, doi: 10.1016/j.aca.2023.341836.
- [8] J. Hansot, W. Wongsaroj, T. Sangsuwan, and N. Thong-un, "A low-cost autonomous portable poultry egg freshness machine using majority voting-based ensemble machine learning classifiers," *Smart Agricultural Technology*, vol. 10, Mar. 2025, doi: 10.1016/j.atech.2025.100768.
- [9] O. Geffen, Y. Yitzhaky, N. Barchilon, S. Druyan, and I. Halachmi, "A machine vision system to detect and count laying hens in battery cages," *Animal*, vol. 14, no. 12, pp. 2628–2634, Jan. 2020, doi: 10.1017/S1751731120001676.
- [10] C. Chong, C. Changxi, K. Xiangchao, W. Qi, and D. Zhuangzhuang, "A method for detecting the death state of caged broilers based on 2

- improved Yolov5.” [Online]. Available: <https://ssrn.com/abstract=4107058>
- [11] A. Carraro *et al.*, “A new tool to improve the computation of animal kinetic activity indices in precision poultry farming,” *Artificial Intelligence in Agriculture*, Dec. 2025, doi: 10.1016/j.aiaa.2025.03.005.
- [12] Z. Zlatev, M. Georgieva-Nikolova, A. Genchev, and H. Lukanov, “A non-contact measuring device for determining poultry eggs weight,” *Journal of Central European Agriculture*, vol. 21, no. 2, pp. 222–230, 2020, doi: 10.5513/JCEA01/21.2.2653.
- [13] H. Xiaowei *et al.*, “A paper-based ratiometric fluorescent sensor for NH₃ detection in gaseous phase: Real-time monitoring of chilled chicken freshness,” *Food Chem X*, vol. 21, Mar. 2024, doi: 10.1016/j.fochx.2023.101054.
- [14] M. M. Ahmed, E. E. Hassanien, and A. E. Hassanien, “A smart IoT-based monitoring system in poultry farms using chicken behavioural analysis,” *Internet of Things (Netherlands)*, vol. 25, Apr. 2024, doi: 10.1016/j.iot.2023.101010.
- [15] X. Du, G. Teng, C. Wang, L. Carpentier, and T. Norton, “A tristimulus-formant model for automatic recognition of call types of laying hens,” *Comput Electron Agric*, vol. 187, Aug. 2021, doi: 10.1016/j.compag.2021.106221.
- [16] A. Siddique, S. Shirzaei, A. E. Smith, J. Valenta, L. J. Garner, and A. Morey, “Acceptability of Artificial Intelligence in Poultry Processing and Classification Efficiencies of Different Classification Models in the Categorisation of Breast Fillet Myopathies,” *Front Physiol*, vol. 12, Sep. 2021, doi: 10.3389/fphys.2021.712649.
- [17] R. R. Lekshmy *et al.*, “Advanced nutrient monitoring: Cost-effective cerium ion detection with smart device integration,” *Biochem Eng J*, vol. 209, Sep. 2024, doi: 10.1016/j.bej.2024.109409.
- [18] J. P. B. López Vargas, K. L. de Abreu, D. Duarte de Paula, D. H. Pinheiro Salvadeo, L. F. Arantes de Souza, and C. Bôa-Viagem Rabello, “Alternative Non-Destructive Approach for Estimating Morphometric Measurements of Chicken Eggs from Tomographic Images with Computer Vision,” *Foods*, vol. 13, no. 24, Dec. 2024, doi: 10.3390/foods13244039.
- [19] X. Yang, R. Bist, S. Subedi, Z. Wu, T. Liu, and L. Chai, “An automatic classifier for monitoring applied behaviors of cage-free laying hens with deep learning,” *Eng Appl Artif Intell*, vol. 123, Aug. 2023, doi: 10.1016/j.engappai.2023.106377.
- [20] Y. Wang, W. Zheng, and B. Li, “APPLICATION OF A NOVEL GREY MODEL FOR FORECASTING INDOOR AIR TEMPERATURE IN POULTRY HOUSES: MODEL DEVELOPMENT,” *Journal of the ASABE*, vol. 6, no. 4, pp. 681–693, 2022, doi: 10.13031/ja.14854.
- [21] L. G. B. de Almeida *et al.*, “Artificial neural networks on eggs production data management,” *Acta Sci Vet*, vol. 48, 2020, doi: 10.22456/1679-9216.101462.
- [22] V. Kodaira, A. L. R. Siriani, H. P. Medeiros, D. J. De Moura, and D. F. Pereira, “Assessment of Preference Behavior of Layer Hens under Different Light Colors and Temperature Environments in Long-Time Footage Using a Computer Vision System,” *Animals*, vol. 13, no. 15, Aug. 2023, doi: 10.3390/ani13152426.
- [23] R. Khanal, W. Wu, and J. Lee, “Automated Dead Chicken Detection in Poultry Farms Using Knowledge Distillation and Vision Transformers,” *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 15, no. 1, Jan. 2025, doi: 10.3390/app15010136.
- [24] Y. Zhang, Z. Lai, H. Wang, F. Jiang, and L. Wang, “Autonomous navigation using machine vision and self-designed fiducial marker in a commercial chicken farming house,” *Comput Electron Agric*, vol. 224, Sep. 2024, doi: 10.1016/j.compag.2024.109179.
- [25] A. M. Mohialdin, A. Magdy Elbarrany, and A. Atia, “Chicken Behavior Analysis for Surveillance in Poultry Farms.” [Online]. Available: www.ijacsa.thesai.org
- [26] A. Amirivojdan, A. Nasiri, S. Zhou, Y. Zhao, and H. Gan, “ChickenSense: A Low-Cost Deep Learning-Based Solution for Poultry Feed Consumption Monitoring Using Sound Technology,” *AgriEngineering*, vol. 6, no. 3, pp. 2115–2129, Jul. 2024, doi: 10.3390/agriengineering6030124.
- [27] L. Duan *et al.*, “Classification of Chicken Carcass Breast Blood-Related Defects Using Hyperspectral Imaging Combined with Convolutional Neural Networks,” *Foods*, vol. 13, no. 23, Dec. 2024, doi: 10.3390/foods13233745.
- [28] B. Milovanovic *et al.*, “Color assessment of the eggs using computer vision system and Minolta colorimeter,” *Journal of Food Measurement and Characterization*, vol. 15, no. 6, pp. 5097–5112, Dec. 2021, doi: 10.1007/s11694-021-01085-4.
- [29] M. Khojastehkey, S. M. Hashemi, S. A. Hosseini, and R. Dianat, “Comparing the accuracy of artificial neural networks in estimating the weight of cobb, ross, and arbor acres chicks using video image processing technology,” *Poultry Science Journal*, vol. 9, no. 1, pp. 19–26, 2021, doi: 10.22069/psj.2021.18335.1625.
- [30] L. Carvalho, T. Pérez-Palacios, D. Caballero, T. Antequera, M. S. Madruga, and M. Estévez, “Computer vision techniques on magnetic resonance images for the non-destructive classification and quality prediction of chicken breasts affected by the White-Striping myopathy,” *J Food Eng*, vol. 306, Oct. 2021, doi: 10.1016/j.jfoodeng.2021.110633.
- [31] Z. Khan, S. C. Yoon, and S. M. Bhandarkar, “Deep Learning Model Compression and Hardware Acceleration for High-Performance Foreign Material Detection on Poultry Meat Using NIR Hyperspectral Imaging,” *Sensors*, vol. 25, no. 3, Feb. 2025, doi: 10.3390/s25030970.
- [32] T. Herlambang, A. Suryowinoto, M. Zakaria, and B. P. Tomasouw, “DEVELOPING DESIGN OF AUTOMATIC EGG QUALITY DETECTOR USING ROI AND RGB TEMPLATE METHODS,” *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, vol. 16, no. 2, pp. 569–582, Jun. 2022, doi: 10.30598/barekengvol16iss2pp569-582.
- [33] S. Cakic, T. Popovic, S. Krco, D. Nedec, D. Babic, and I. Jovicic, “Developing Edge AI Computer Vision for Smart Poultry Farms Using Deep Learning and HPC,” *Sensors*, vol. 23, no. 6, Mar. 2023, doi: 10.3390/s23063002.
- [34] F. S. Mohseni-Shahri, F. Moeinpour, S. F. Rafie, and N. Abu-Zahra, “ZnGlu MOF-enhanced anthocyanin-gelatin films: A novel approach for monitoring chicken meat freshness through experimental and molecular dynamics insights,” *Food Chem*, vol. 475, May 2025, doi: 10.1016/j.foodchem.2025.143380.
- [35] M. Saeidifar *et al.*, “Zero-shot image segmentation for monitoring thermal conditions of individual cage-free laying hens,” *Comput Electron Agric*, vol. 226, Nov. 2024, doi: 10.1016/j.compag.2024.109436.
- [36] H. Xu, H. Lan, D. Pan, J. Xu, and X. Wang, “Visual Detection of Chicken Adulteration Based on a Lateral Flow Strip-PCR Strategy,” *Foods*, vol. 11, no. 15, Aug. 2022, doi: 10.3390/foods11152351.
- [37] R. Khanal, Y. Choi, and J. Lee, “Transforming Poultry Farming: A Pyramid Vision Transformer Approach for Accurate Chicken Counting in Smart Farm Environments,” *Sensors*, vol. 24, no. 10, May 2024, doi: 10.3390/s24102977.
- [38] S. Subedi, R. Bist, X. Yang, and L. Chai, “Tracking pecking behaviors and damages of cage-free laying hens with machine vision technologies,” *Comput Electron Agric*, vol. 204, Jan. 2023, doi: 10.1016/j.compag.2022.107545.
- [39] S. Subedi, R. Bist, X. Yang, and L. Chai, “Tracking floor eggs with machine vision in cage-free hen houses,” *Poult Sci*, vol. 102, no. 6, Jun. 2023, doi: 10.1016/j.psj.2023.102637.
- [40] S. Harnsoongnoen and N. Jaroensuk, “The grades and freshness assessment of eggs based on density detection using machine vision and weighing sensor,” *Sci Rep*, vol. 11, no. 1, Dec. 2021, doi: 10.1038/s41598-021-96140-x.
- [41] S. Alindekon, J. Deutsch, T. B. Rodenburg, J. Langbein, B. Puppe, and H. Louton, “Tag ‘n’ Track: Tackling the validation challenge in animal behaviour studies through automated referencing with ARUco markers,” *Comput Electron Agric*, vol. 229, Feb. 2025, doi: 10.1016/j.compag.2024.109812.

- [42] Y. Chen, S. Wang, J. Bi, and H. Ai, "Study on visual positioning and evaluation of automatic evisceration system of chicken," *Food and Bioproducts Processing*, vol. 124, pp. 222–232, Nov. 2020, doi: 10.1016/j.fbp.2020.08.017.
- [43] Y. Chang, R. Sun, Z. Yang, S. Li, and Q. Wang, "SAG-YOLO: A Lightweight Real-Time One-Day-Old Chick Gender Detection Method," *Sensors*, vol. 25, no. 7, Apr. 2025, doi: 10.3390/s25071973.
- [44] Z. Xu *et al.*, "Research Progress on Quality Detection of Livestock and Poultry Meat Based on Machine Vision, Hyperspectral and Multi-Source Information Fusion Technologies," Feb. 01, 2024, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/foods13030469.
- [45] Y. Li, H. Shi, Y. Xiong, S. Yu, C. Wang, and X. Zou, "Research of Chicken Freshness Detection Device Based on Electronic Nose and Vision Technology".
- [46] X. Tang and Z. Yu, "Rapid evaluation of chicken meat freshness using gas sensor array and signal analysis considering total volatile basic nitrogen," *Int J Food Prop*, vol. 23, no. 1, pp. 297–305, Jan. 2020, doi: 10.1080/10942912.2020.1716797.
- [47] J. Hu, A. Wu, L. Liu, A. Qu, C. Xu, and H. Kuang, "Rapid and sensitive quantitation of hen egg-white lysozyme in foods using paper sensor," *Food Chem*, vol. 469, Mar. 2025, doi: 10.1016/j.foodchem.2024.142541.
- [48] H. Anwar and T. Anwar, "Quality assessment of chicken using machine learning and electronic nose," *Sens Biosensing Res*, vol. 47, Feb. 2025, doi: 10.1016/j.sbsr.2025.100739.
- [49] T. B. Nguyen, V. T. Tran, and W. Y. Chung, "Pressure Measurement-Based Method for Battery-Free Food Monitoring Powered by NFC Energy Harvesting," *Sci Rep*, vol. 9, no. 1, Dec. 2019, doi: 10.1038/s41598-019-53775-1.
- [50] W. Wojnowski, K. Kalinowska, T. Majchrzak, J. Plotka-Wasyłka, and J. Namieśnik, "Prediction of the biogenic amines index of poultry meat using an electronic nose," *Sensors (Switzerland)*, vol. 19, no. 7, Apr. 2019, doi: 10.3390/s19071580.
- [51] F. E. P. Lestari, A. Bagaskara, S. Indriasari, Rukmiasih, Y. Resti, and H. F. Ihsani, "Poultry Hatching Monitoring Tool Prototype," *Univers J Agric Res*, vol. 11, no. 6, pp. 1133–1145, 2023, doi: 10.13189/ujar.2023.110621.
- [52] A. I. F. Al Isyrafie *et al.*, "Odor clustering using a gas sensor array system of chicken meat based on temperature variations and storage time," *Sens Biosensing Res*, vol. 37, Aug. 2022, doi: 10.1016/j.sbsr.2022.100508.
- [53] M. W. Ahmed, A. Sprigler, J. L. Emmert, R. N. Dilger, G. Chowdhary, and M. Kamruzzaman, "Non-destructive detection of pre-incubated chicken egg fertility using hyperspectral imaging and machine learning," *Smart Agricultural Technology*, vol. 10, Mar. 2025, doi: 10.1016/j.atech.2025.100857.
- [54] X. Zou *et al.*, "Non-destructive detection of chicken freshness based on multiple features image fusion and support vector machine," *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, vol. 17, no. 6, pp. 264–272, 2024, doi: 10.25165/j.ijabe.20241706.8783.
- [55] J. Kim, D. Semyalo, T. G. Rho, H. Bae, and B. K. Cho, "Non-Destructive Detection of Abnormal Chicken Eggs by Using an Optimized Spectral Analysis System," *Sensors*, vol. 22, no. 24, Dec. 2022, doi: 10.3390/s22249826.
- [56] E. Yildiz, G. Sumnu, and L. N. Kahyaoglu, "Monitoring freshness of chicken breast by using natural halochromic curcumin loaded chitosan/PEO nanofibers as an intelligent package," *Int J Biol Macromol*, vol. 170, pp. 437–446, Feb. 2021, doi: 10.1016/j.ijbiomac.2020.12.160.
- [57] E. D. Spyrelli, C. Papachristou, G. J. E. Nychas, and E. Z. Panagou, "Microbiological quality assessment of chicken thigh fillets using spectroscopic sensors and multivariate data analysis," *Foods*, vol. 10, no. 11, Nov. 2021, doi: 10.3390/foods10112723.
- [58] Y. Chen, K. Feng, J. Lu, and Z. Hu, "Machine vision on the positioning accuracy evaluation of poultry viscera in the automatic evisceration robot system," *Int J Food Prop*, vol. 24, no. 1, pp. 933–943, 2021, doi: 10.1080/10942912.2021.1947315.
- [59] S. S. Turgut, A. Myustedzhebov, and A. H. Feyissa, "Low-cost multispectral sensor reveals cold chain breaks, meat type, and storage time in chicken meat samples," *Food Control*, vol. 167, Jan. 2025, doi: 10.1016/j.foodcont.2024.110816.
- [60] R. Malonjao *et al.*, "Load Cell Mechatronic Approach with Finite Element Analysis (FEA) in SolidWorks Design Development of a Small-Scale Egg Sorter," *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication*, vol. 10, no. 12, pp. 115–124, Dec. 2022, doi: 10.17762/ijritcc.v10i12.5892.
- [61] M. Ali *et al.*, "Intelligent Control Shed Poultry Farm System Incorporating With Machine Learning," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 58168–58180, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3391822.
- [62] J. Xu, R. Ma, S. Stankovski, X. Liu, and X. Zhang, "Intelligent Dynamic Quality Prediction of Chilled Chicken with Integrated IoT Flexible Sensing and Knowledge Rules Extraction," 2022, doi: 10.3390/foods.
- [63] G. A. Collazos-Escobar, E. Lincetti, S. Spilimbergo, J. M. Prats-Montalbán, J. V. García-Pérez, and J. Bénédicto, "Integrated use of ultrasound imaging and multivariate image analysis for detecting bone fragments in poultry meat," *Food Research International*, vol. 206, Apr. 2025, doi: 10.1016/j.foodres.2025.116047.
- [64] A. Febriani, "Improved Hybrid Machine and Deep Learning Model for Optimization of Smart Egg Incubator," *Journal of Applied Data Sciences*, vol. 5, no. 3, pp. 1052–1068, Sep. 2024, doi: 10.47738/jads.v5i3.304.
- [65] E. Mirzaee-Ghaleh, A. Taheri-Garavand, F. Ayari, and J. Lozano, "Identification of Fresh-Chilled and Frozen-Thawed Chicken Meat and Estimation of their Shelf Life Using an E-Nose Machine Coupled Fuzzy KNN," *Food Anal Methods*, vol. 13, no. 3, pp. 678–689, Mar. 2020, doi: 10.1007/s12161-019-01682-6.
- [66] R. Ribeiro *et al.*, "Generating action plans for poultry management using artificial neural networks," *Comput Electron Agric*, vol. 161, pp. 131–140, Jun. 2019, doi: 10.1016/j.compag.2018.02.017.
- [67] M. A. Iqbal *et al.*, "Green extract surface-coated electrospun cellulose nanofibers as an efficient, reversible, and reusable smart colorimetric sensor for real-time monitoring of chicken freshness," *Curr Res Biotechnol*, vol. 7, Jan. 2024, doi: 10.1016/j.crbiot.2024.100192.
- [68] S. D. Astuti *et al.*, "Gas sensor array to classify the chicken meat with E. coli contaminant by using random forest and support vector machine," *Biosens Bioelectron X*, vol. 9, Dec. 2021, doi: 10.1016/j.biosx.2021.100083.
- [69] F. Kling-Eveillard *et al.*, "Farmers' representations of the effects of precision livestock farming on human-animal relationships," *Livest Sci*, vol. 238, Aug. 2020, doi: 10.1016/j.livsci.2020.104057.
- [70] I. Tomasevic *et al.*, "Evaluation of poultry meat colour using computer vision system and colourimeter: Is there a difference?," *British Food Journal*, vol. 121, no. 5, pp. 1078–1087, Jun. 2019, doi: 10.1108/BFJ-06-2018-0376.