

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIEROS
INDUSTRIALES Y DE TELECOMUNICACIÓN

UNIVERSIDAD DE CANTABRIA



Trabajo Fin de Máster

Evaluación comparativa de tecnologías fotónicas no destructivas para la inspección de productos alimentarios en envases de vidrio: selección justificada de rayos X en entornos industriales

(Comparative Evaluation of Non-Destructive Photonic Technologies for the Inspection of Food Products in Glass Containers: Justified Selection of X-Ray Systems in Industrial Environments)

Para acceder al Título de

*Máster Universitario en Ciencia e
Ingeniería de la Luz*

Autor: Cesar Enrique Perez Barrios
Director: Adolfo Cobo García
Agosto - 2025

MASTER UNIVERSITARIO EN CIENCIA E INGENIERÍA DE LA LUZ

CALIFICACIÓN DEL TRABAJO FIN DE MASTER

Realizado por: Cesar Enrique Perez Barrios

Director del TFM: Adolfo Cobo García

Título: “Evaluación comparativa de tecnologías fotónicas no destructivas para la inspección de productos alimentarios en envases de vidrio: selección justificada de rayos X en entornos industriales”

Title: “Comparative Evaluation of Non-Destructive Photonic Technologies for the Inspection of Food Products in Glass Containers: Justified Selection of X-Ray Systems in Industrial Environments”

Presentado a examen el día: 30 de agosto de 2025

para acceder al Título de

MASTER UNIVERSITARIO EN CIENCIA E INGENIERÍA DE LA LUZ

Composición del Tribunal:

Presidente: Antonio Quintela Incera

Secretario: Luis Rodriguez Cobo

Vocal: Pablo Albella Echave

Este Tribunal ha resuelto otorgar la calificación de:

Fdo.: El Presidente

Fdo.: El Secretario

Fdo.: El Vocal

Fdo.: El Director del TFM
(sólo si es distinto del Secretario)

Vº Bº del Coordinador

Trabajo Fin de Máster Nº
(a asignar por Secretaría)

Dedicatoria

A quienes han perdido la esperanza, a quienes sienten que la meta se ha vuelto inalcanzable, a quienes cargan con más peso del que parece soportable.

Este trabajo no representa solo la culminación de un máster, sino la demostración de que, incluso en los escenarios más adversos, es posible avanzar. Que estas páginas no se vean únicamente como un documento académico, sino como un símbolo de esfuerzo, perseverancia y voluntad. Porque, por difícil que parezca, siempre se puede.

Agradecimiento

Este trabajo no es solo mío. Detrás de cada página hay manos que sostuvieron, voces que alentaron y corazones que caminaron conmigo cuando el camino se hizo cuesta arriba. A todos ellos, les debo más que un agradecimiento: les debo haber llegado hasta aquí.

A Adolfo, tutor y faro. Desde antes de que yo imaginara siquiera pisar esta tierra, usted ya me tendía la mano. Ha sido guía, apoyo y ejemplo. Su confianza me impulsó en momentos clave. Le estaré agradecido siempre.

A María Gómez y a Darío, mi familia, mi impulso, mi raíz. En cada noche en la que quise rendirme, ustedes me recordaron por qué no podía hacerlo. Gracias por estar, por creer y por darme el motivo más grande para seguir.

A mi madre, que ha sido madre y padre, columna firme, ejemplo diario. Su educación, su esfuerzo silencioso y su amor incondicional me abrieron todas las puertas que hoy camino con orgullo.

A Gabriela, prima que ha sido hermana. Por abrirme el camino cuando llegué a un mundo nuevo, por estar, por cuidar, por hacer más fácil lo difícil. Siempre lo recordaré.

A los profesores que me formaron con vocación y entrega. Lo que hoy soy como profesional les pertenece también. Gracias por su paciencia, por su exigencia, por su fe.

Y a toda mi familia y amigos, que han sabido dejar en mí lo mejor de cada uno. Porque uno nunca llega solo: se llega con los pedacitos de todos los que te han acompañado.

Gracias. A todos.

RESUMEN

Este Trabajo de Fin de Máster tiene como objetivo principal analizar, comparar y seleccionar tecnologías fotónicas no destructivas aplicables a la inspección de productos alimentarios envasados, centrándose en envases de vidrio y tomando como caso de referencia la empresa cántabra La Ermita Delicatessen. La motivación surge de la necesidad creciente de garantizar la calidad y seguridad alimentaria mediante sistemas de inspección fiables, automatizados y compatibles con entornos productivos reales.

En el capítulo 2 se realiza un estudio exhaustivo de los fundamentos físicos y el principio de funcionamiento de tecnologías fotónicas como la espectroscopía en el infrarrojo cercano (NIR), la espectroscopía Raman, la termografía infrarroja, la visión artificial RGB e hiperespectral, el ultrasonido acoplado ópticamente y la inspección por rayos X. Se analizan sus ventajas, limitaciones y compatibilidad con líneas de producción, especialmente en el contexto de envases de vidrio.

A través de una comparativa técnica multicriterio, los sistemas basados en rayos X se identifican como la solución más adecuada para detectar contaminantes físicos en productos lácteos envasados. El capítulo 3 expone una visión prospectiva de evolución tecnológica, explorando cómo la integración de inteligencia artificial, aprendizaje profundo, inspección 3D y gemelos digitales puede incrementar la capacidad de los sistemas actuales, orientándolos hacia entornos más adaptativos, inteligentes y trazables.

En el capítulo 4 se describe en detalle el sistema MEKI™ implementado en la empresa, incluyendo su arquitectura multivista, la fuente emisora, los algoritmos de detección y su interacción con el sistema de rechazo. Se valora su rendimiento en línea, su impacto operativo y su contribución al cumplimiento normativo según estándares internacionales (IFS, BRC, ISO 22000).

Finalmente, se presentan en el capítulo 5 una discusión técnica de los resultados, consideraciones estratégicas para la industria alimentaria y una valoración personal del autor, donde se recogen los aprendizajes adquiridos durante el desarrollo del trabajo. En su conjunto, este TFM representa una contribución sólida a la ingeniería fotónica aplicada, con impacto tanto científico como industrial.

ABSTRACT

This Master's Thesis aims to analyze, compare, and select non-destructive photonic technologies applicable to the inspection of packaged food products, with a focus on glass containers and using the Cantabrian Company *La Ermita Delicatessen* as a reference case. The motivation arises from the growing need to ensure food quality and safety through reliable, automated inspection systems compatible with real industrial environments.

Chapter two presents a comprehensive study of the physical principles and operating mechanisms of photonic technologies such as near-infrared (NIR) spectroscopy, Raman spectroscopy, infrared thermography, RGB and hyperspectral machine vision, optically coupled ultrasound, and X-ray inspection. Their advantages, limitations, and compatibility with production lines are analyzed, particularly in the context of glass packaging.

Through a multi-criteria technical comparison, X-ray-based systems are identified as the most suitable solution for detecting physical contaminants in packaged dairy products. Chapter 3 provides a prospective view of technological evolution, exploring how the integration of artificial intelligence, deep learning, 3D inspection, and digital twins can enhance the capabilities of current systems, steering them towards more adaptive, intelligent, and traceable environments.

Chapter 4 details the MEKI™ system implemented in the company, including its multi-view architecture, the emission source, detection algorithms, and interaction with the rejection system. Its inline performance, operational impact, and contribution to regulatory compliance according to international standards (IFS, BRC, ISO 22000) are assessed.

Finally, Chapter 5 presents a technical discussion of the results, strategic considerations for the food industry, and a personal reflection by the author, highlighting the knowledge acquired throughout the development of this work. Overall, this thesis represents a solid contribution to applied photonic engineering, with both scientific and industrial impact.

Contenido

DEDICATORIA	2
AGRADECIMIENTO	3
RESUMEN	4
ABSTRACT	5
1. INTRODUCCIÓN	9
1.1. CONTEXTO GENERAL Y MOTIVACIÓN FOTÓNICA.....	9
1.2. OBJETIVOS DEL TRABAJO.....	9
1.3. ALCANCE: TECNOLOGÍAS NO DESTRUCTIVAS EN ENVASES DE VIDRIO	10
1.4. METODOLOGÍA GENERAL DE ANÁLISIS COMPARATIVO Y ESTUDIO DE CASO	11
1.5. ESTRUCTURA DEL DOCUMENTO	12
2. FUNDAMENTOS FÍSICOS DE TECNOLOGÍAS FOTÓNICAS EN INSPECCIÓN ALIMENTARIA. .	14
2.1. FUNDAMENTOS DE LA INTERACCIÓN FOTÓN-MATERIA.	14
2.1.1. <i>Naturaleza cuántica de la radiación y la materia</i>	14
2.1.2. <i>Mecanismos de absorción y sus implicaciones espectroscópicas</i>	15
2.1.3. <i>Dispersión: elástica e inelástica</i>	15
2.1.4. <i>Emisión de fotones y termografía</i>	15
2.1.5. <i>Influencia de la composición del material</i>	15
2.1.6. <i>Aplicación a la inspección alimentaria en envases de vidrio</i>	16
2.2. CLASIFICACIÓN DE TECNOLOGÍAS FOTÓNICAS NO DESTRUCTIVAS.	16
2.2.1. <i>Rayos X: interacción, contraste de densidades, efectos del vidrio.</i>	17
2.2.2. <i>Espectroscopia NIR y Raman: principios vibracionales y limitaciones ópticas</i>	19
2.2.3. <i>Termografía infrarroja: principios, respuesta térmica y restricciones del envase</i>	21
2.2.4. <i>Ultrasonido acoplado ópticamente: principio de propagación y reflexión</i>	23
2.2.5. <i>Visión artificial RGB e hiperespectral: comparación de capacidades superficiales</i>	25
2.2.6. <i>Comparativa técnica entre tecnologías fotónicas aplicables</i>	27
3. ESTADO DEL ARTE EN TECNOLOGÍAS FOTÓNICAS APLICADAS A LA INDUSTRIA	
ALIMENTARIA	30
3.1. APLICACIONES INDUSTRIALES DE TECNOLOGÍAS NDT FOTÓNICA	31
3.2. CASOS DE USO EN ENVASES DE VIDRIOS: DESAFÍOS TÉCNICOS.	32
3.3. NORMATIVAS Y ESTÁNDARES DE SEGURIDAD ALIMENTARIA (IFS, BRC, ISO 22000).....	33
3.4. EVOLUCIÓN TECNOLÓGICA EN LÍNEAS DE INSPECCIÓN: IA, MULTIVISTA, DIGITAL TWINS.....	34
3.5. <i>Inteligencia artificial en sistemas fotónicos</i>	35
4. ESTUDIO DE CASO: INSPECCIÓN DE PRODUCTOS LÁCTEOS EN LA ERMITA DELICATESSEN	
37	
4.1. PERFIL INDUSTRIAL DE LA ERMITA DELICATESSEN	37

4.2.	REQUISITOS DE CALIDAD Y DETECCIÓN DE CONTAMINANTES EN ENVASES DE VIDRIO	37
4.3.	SISTEMA DE RAYOS X IMPLEMENTADO: CARACTERÍSTICAS Y CONFIGURACIÓN	38
4.3.1.	<i>Fundamento físico de la inspección por rayos X</i>	38
4.3.2.	<i>Características técnicas del sistema MEKI™</i>	39
4.3.3.	<i>Integración y operatividad en línea</i>	40
4.3.4.	<i>Justificación tecnológica</i>	40
4.4.	DESARROLLO DEL SISTEMA DIGITAL DE POSPROCESADO DE IMÁGENES.....	40
4.4.1.	<i>Contexto y necesidad del posprocesado personalizado</i>	41
4.4.2.	<i>Estructura del sistema distribuido y lógica de funcionamiento</i>	42
4.4.3.	<i>Infraestructura técnica de soporte: watchdog, websocket y FastAPI</i>	43
4.4.4.	<i>Preprocesado de imagen mediante ecualización adaptativa (CLAHE)</i>	44
4.4.5.	<i>Clasificación mediante YOLO-M: principio, entrenamiento y ejecución</i>	45
4.4.6.	<i>Integración con PLC y base de datos industrial</i>	47
4.4.7.	<i>Interfaz de visualización y comunicación con el cliente</i>	47
4.4.8.	<i>Ventajas del sistema implementado: precisión, trazabilidad y automatización</i>	48
4.5.	ANÁLISIS TÉCNICO DEL RENDIMIENTO DEL SISTEMA	49
4.5.1.	<i>Sensibilidad y resolución</i>	50
4.5.2.	<i>Tasa de detección y fiabilidad</i>	50
4.5.3.	<i>Eficiencia operativa en línea</i>	50
4.5.4.	<i>Robustez, mantenimiento y adecuación higiénica</i>	50
4.5.5.	<i>Limitaciones técnicas observadas</i>	51
4.6.	JUSTIFICACIÓN TÉCNICA DE LA ELECCIÓN FRENTE A OTRAS ALTERNATIVAS FOTÓNICA.....	51
5.	DISCUSIÓN, CONCLUSIONES Y PROYECCIÓN TECNOLÓGICA.....	53
5.1.	EVALUACIÓN TÉCNICA Y ACADÉMICA DE LA SOLUCIÓN IMPLEMENTADA	53
5.2.	LIMITACIONES, MÁRGENES DE MEJORA Y VISIÓN FOTÓNICA AVANZADA	54
5.3.	PROYECCIÓN FUTURA: DIGITALIZACIÓN, INTELIGENCIA ARTIFICIAL E INSPECCIÓN ESPECTRAL.....	55
5.3.1.	<i>Inteligencia artificial para inspección adaptativa y caracterización espectral</i>	55
5.3.2.	<i>Integración multispectral y arquitecturas híbridas</i>	56
5.3.3.	<i>Digitalización y gemelos digitales fotónicos</i>	56
5.3.4.	<i>Sostenibilidad y eficiencia energética</i>	56
5.4.	CONSIDERACIONES FINALES Y VISIÓN ESTRATÉGICA.....	57
5.5.	VALORACIÓN PERSONAL DEL AUTOR.	57
5.6.	LIMITACIONES Y ALCANCE DEL TRABAJO.....	58
6.	BIBLIOGRAFÍA	60
7.	ANEXOS.....	68
	ANEXO 1- REPRESENTACIONES ESQUEMÁTICAS DE INTERACCIÓN FOTÓN-MATERIA.....	68
	ANEXO 2 – TABLA COMPARATIVA DE TECNOLOGÍAS FOTÓNICAS NO DESTRUCTIVAS APLICABLES A ENVASES DE VIDRIO	69

ANEXO 3 - ERMITA DELICATESSEN Y LÍNEA DE PRODUCCIÓN.....	70
ANEXO 4 - IMÁGENES GENERADAS POR EL SISTEMA MEKITEC DE LA ERMITA DELICATESSEN.....	72
ANEXO 5 - DIAGRAMA DEL FLUJO DE INSPECCIÓN.....	74
ANEXO 6 - PROTOCOLO DE ANÁLISIS COMPARATIVO FOTÓNICO:.....	75
ANEXO 7. RESULTADOS DEL SEGUNDO ENTRENAMIENTO DEL MODELO YOLO-M PARA CLASIFICACIÓN DE FLANES .	76
ANEXO 8. COMPARACIÓN VISUAL DEL EFECTO DEL PREPROCESADO CLAHE SOBRE IMÁGENES CON Y SIN DEFECTO .	78
ANEXO 9 – DIAGRAMA DEL SISTEMA.....	79
ANEXO 10-PRINCIPALES FUNCIONES DEL CÓDIGO.....	81

1. INTRODUCCIÓN

1.1. Contexto general y motivación fotónica

La creciente demanda social por alimentos seguros, saludables y producidos de forma sostenible ha motivado una transformación tecnológica en la industria alimentaria. En este contexto, los sistemas de inspección de calidad han evolucionado desde métodos destructivos y manuales hacia tecnologías no destructivas (NDT, por sus siglas en inglés) capaces de operar en tiempo real y sin alterar la integridad del producto [1], [2].

Entre estas tecnologías, las técnicas fotónicas —aquellas basadas en la interacción de la luz con la materia— han ganado protagonismo por su capacidad para proporcionar información estructural, química y física de los productos alimentarios envasados. Desde la espectroscopía NIR hasta la visión hiperespectral, pasando por técnicas avanzadas como la tomografía óptica o los sistemas de rayos X, la fotónica aporta soluciones clave para garantizar la seguridad alimentaria, detectar contaminantes y optimizar procesos industriales [3], [4].

La implementación de estas tecnologías responde no solo a criterios de calidad y trazabilidad, sino también a requerimientos normativos como los establecidos por la European Food Safety Authority (EFSA), la Global Food Safety Initiative (GFSI) o los estándares ISO 22000 [5]. En especial, la inspección no destructiva de productos envasados en vidrio representa un reto singular debido a la opacidad del material y la necesidad de identificar contaminantes de densidad similar al producto (como fragmentos de vidrio o metales pesados), lo cual exige técnicas de alta resolución espacial y sensibilidad diferencial [6].

En este escenario, la motivación de este trabajo radica en aplicar los conocimientos adquiridos en el ámbito de la fotónica a una problemática industrial real: la inspección de productos lácteos en frascos de vidrio mediante tecnologías fotónicas avanzadas, con especial atención al uso de rayos X como herramienta principal de análisis.

1.2. Objetivos del trabajo

El **objetivo general** de este TFM es realizar una evaluación comparativa y equivalente metodológica de tecnologías fotónicas no destructivas para la inspección de productos lácteos envasados en vidrio, con el propósito de sustentar científica y técnicamente la elección del sistema de rayos X ya implementado en La Ermita Delicatessen.

Para alcanzar este objetivo se definen los siguientes **objetivos específicos**:

- I. Revisar el estado del arte de tecnologías fotónicas aplicadas en la inspección alimentaria (rayos X, NIR, Raman, termografía, visión hiperespectral), evaluando sus fundamentos físicos, ventajas, limitaciones y aplicabilidad industrial [1], [7].
- II. Analizar los requisitos operativos y de calidad en la industria láctea para envases de vidrio, considerando normativas (IFS, ISO 22000, BRC) y criterios técnicos como sensibilidad, resolución y trazabilidad [6], [8].
- III. Comparar las tecnologías fotónicas evaluadas, mediante una matriz técnica que contemple los criterios definidos (capacidad de penetración, contraste, velocidad de línea, falsos positivos y costos operativos) [7].
- IV. Examinar la solución actual de rayos X implementada en La Ermita, evaluando su rendimiento en base a parámetros técnicos (energía de haz, contraste, resolución, tasa de detección) y su adecuación a los objetivos del sistema de inspección industrial.
- V. Determinar, desde un enfoque fotónico, las fortalezas, limitaciones y mejoras posibles del sistema operativo, incluyendo análisis de integración con inteligencia artificial y visiones futuras de digitalización [1], [9], [10].

Con estos objetivos se demuestra la relevancia del trabajo en el contexto del máster en fotónica, alineando los conocimientos técnicos adquiridos con una aplicación real industrial, y desarrollando competencias de análisis crítico, comparación tecnológica y justificación científica.

1.3. Alcance: tecnologías no destructivas en envases de vidrio

En el marco del aseguramiento de la calidad y la seguridad alimentaria, el empleo de tecnologías no destructivas (NDT, por sus siglas en inglés) ha adquirido una creciente relevancia, especialmente en líneas de producción con envases de vidrio. Estos sistemas permiten inspeccionar el contenido y el estado estructural del producto sin comprometer su integridad, favoreciendo su implementación en procesos industriales automatizados y de alta cadencia.

El vidrio, si bien es un material inerte, reciclable y ampliamente utilizado en el envasado de productos alimentarios por sus propiedades de barrera y conservación, plantea retos específicos para la aplicación de técnicas NDT. Su opacidad parcial en determinadas regiones del espectro electromagnético, su alta reflectancia en otras y su rigidez estructural limitan la aplicabilidad de ciertos métodos ópticos o acústicos. Esto ha motivado el desarrollo e implementación de técnicas específicas, como los sistemas de rayos X, que destacan por su capacidad para penetrar medios densos y detectar cuerpos extraños de distinta densidad en productos lácteos, salsas o líquidos viscosos [10].

Además de los rayos X, otras tecnologías fotónicas han sido evaluadas para esta aplicación. La espectroscopía cercana al infrarrojo (NIR), la termografía infrarroja (IRT) y la visión hiperspectral muestran potencial en tareas como la detección de defectos superficiales, el control de nivel de llenado y el análisis del sellado, aunque su penetración en medios vítreos suele estar limitada [11], [12].

En este sentido, el alcance de las NDT en envases de vidrio se extiende desde la detección de cuerpos extraños y anomalías físicas hasta el control de calidad del cierre y la validación del contenido. Sin embargo, su aplicabilidad final depende de factores como el espesor del envase, el tipo de contaminante a detectar, la velocidad de la línea y la compatibilidad con normativas alimentarias internacionales como IFS, BRC o ISO 22000 [13], [5].

Este trabajo se enmarca en un enfoque académico de revisión crítica y selección tecnológica desde la óptica fotónica, sin pretender evaluar la factibilidad económica ni realizar validaciones experimentales adicionales, ya que el sistema evaluado se encuentra en fase de operación estable y su adquisición ha sido previa al presente análisis.

1.4. Metodología general de análisis comparativo y estudio de caso

Este trabajo adopta un enfoque metodológico mixto, compuesto por una revisión integral del estado del arte, seguido de una evaluación comparativa estructurada y, finalmente, un estudio de caso analítico basado en el sistema de rayos X de La Ermita Delicatessen.

I. Revisión del estado del arte

Se realiza una búsqueda sistemática en bases como ScienceDirect, MDPI y IEEE Xplore, empleando combinaciones de palabras clave (por ejemplo: “non-destructive testing food inspection”, “X-ray analysis glass packaging”, “photonic inspection dairy products”). Se seleccionan artículos publicados entre 2008 y 2023 para asegurar actualidad científica, priorizando revisiones y estudios comparativos [1], [7], [12].

II. Análisis comparativo de tecnologías fotónicas

Con base en los resultados de la revisión, se construye una matriz comparativa técnica en la que se evaluaron siete tecnologías principales (rayos X, NIR, Raman, hiperspectral, termografía, visión RGB e hiperspectral). Los criterios evaluados concluyen capacidad de penetración, contraste de densidades, sensibilidad, resolución espacial, velocidad de línea, índice de falsas alarmas, coste y compatibilidad normativa [10], [14]. Cada tecnología se evalúa para permitir una comparación cualitativa y tecnológica.

III. Estudio de caso: La Ermita Delicatessen

Se documenta en detalle el sistema operativo implementado: características técnicas del equipo (energía, detectores, configuración multivista), parámetros de operación y rendimiento en línea. El análisis se fundamenta en evidencia técnica proporcionada por la empresa y datos de detección real (porcentaje de detección, falsos positivos, rendimiento por hora).

IV. **Validación fotónica y discusión**

Se realiza una comparación de desempeño entre rayos X y el resto de tecnologías, explicando fundamentos físicos que justifican la elección del sistema actual. Además, se identifican áreas de mejora (por ejemplo, integración de IA, adaptación de algoritmos de reconstrucción o calibración dinámica) y se contextualizan dentro del marco operativo de La Ermita.

V. **Elaboración de conclusiones y recomendaciones**

Se concluye con un análisis fotónico crítico del sistema instalado, validando su eficacia técnica y proponiendo mejoras tecnológicas y operativas. Se resalta también la contribución del TFM en términos de transferencia de conocimiento desde la fotónica aplicada al entorno industrial real.

1.5. **Estructura del documento**

El presente Trabajo Fin de Máster se organiza en cinco capítulos, distribuidos de forma que permiten una lectura progresiva desde el contexto general y los fundamentos teóricos hasta el análisis técnico del caso real y las conclusiones. La estructura es la siguiente:

Capítulo 1 – Introducción: Establece el marco general del estudio, su motivación desde la óptica fotónica, los objetivos, el alcance técnico y normativo, así como la metodología de análisis adoptada y la estructura del documento.

Capítulo 2 – Fundamentos físicos de tecnologías fotónicas en inspección alimentaria: Presenta una descripción detallada de los principios físicos de interacción fotón-materia relevantes en el contexto del control de calidad alimentario. Se clasifican y analizan las principales tecnologías fotónicas no destructivas aplicables al envasado en vidrio.

Capítulo 3 – Estado del arte en tecnologías fotónicas aplicadas a la industria alimentaria: Se revisan las principales aplicaciones industriales documentadas, los desafíos técnicos específicos en envases de vidrio, los requisitos normativos y la evolución tecnológica reciente.

Capítulo 4 – Estudio de caso: Inspección de productos lácteos en La Ermita Delicatessen: Se describe el entorno industrial real donde se aplica la tecnología seleccionada, los criterios de calidad exigidos, las características técnicas del sistema de inspección por rayos X implementado, y se justifica su elección mediante un análisis técnico comparativo.

Capítulo 5 – Discusión: Integra una reflexión crítica sobre el sistema actual, sus márgenes de mejora y la proyección futura del sistema mediante tecnologías emergentes como IA o digital twins. Resume los hallazgos técnicos y académicos, el valor aportado desde la formación en fotónica y propone recomendaciones para futuras mejoras o desarrollos.

Este esquema permite una argumentación técnica coherente, desde los fundamentos físicos hasta la aplicación real, contribuyendo a la validación de la tecnología fotónica empleada y demostrando el aprendizaje adquirido a lo largo del máster.

2. Fundamentos físicos de tecnologías fotónicas en inspección alimentaria.

La fotónica, entendida como el estudio y aplicación de la luz en sus múltiples formas de interacción con la materia, ha dado lugar a un amplio abanico de tecnologías con capacidad para explorar la composición, estructura y propiedades físicas de los productos alimentarios sin necesidad de contacto o destrucción. Estas tecnologías, denominadas fotónicas, se basan en principios ópticos que abarcan desde la absorción y dispersión de radiación electromagnética hasta la detección de emisiones inducidas, permitiendo evaluaciones avanzadas de calidad, seguridad e integridad de los alimentos.

En el contexto industrial, su aplicación como herramientas no destructivas (NDT, por sus siglas en inglés) representa una alternativa estratégica a los métodos convencionales, especialmente en líneas de producción de alta velocidad y con requerimientos de trazabilidad. Su implementación resulta crítica cuando los alimentos se encuentran contenidos en envases complejos como el vidrio, cuya opacidad y geometría imponen restricciones particulares de inspección.

Este capítulo se centra en los fundamentos físicos que rigen la interacción entre la radiación óptica y los materiales, así como en la clasificación y evaluación técnica de las principales tecnologías fotónicas aplicadas en la industria alimentaria, con énfasis en su aplicabilidad a productos lácteos envasados en frascos de vidrio.

2.1. Fundamentos de la interacción fotón-materia.

La interacción entre la radiación electromagnética y la materia constituye el principio físico fundamental sobre el cual se basan todas las tecnologías fotónicas utilizadas en la inspección no destructiva de alimentos. Estas tecnologías explotan diversos fenómenos físicos —como la absorción, la dispersión, la emisión o la reflexión— para obtener información estructural, composicional y funcional de un objeto sin alterarlo, lo cual es esencial para el control de calidad en alimentos envasados, especialmente en materiales complejos como el vidrio.

2.1.1. Naturaleza cuántica de la radiación y la materia.

La luz, entendida como flujo de fotones, es capaz de interactuar con la materia a diferentes niveles energéticos dependiendo de su longitud de onda. A nivel cuántico, un fotón puede transferir energía a un electrón, una vibración molecular o una red cristalina dependiendo de su energía $E = h\nu$, donde h es la constante de Planck y ν la frecuencia de la radiación. Este intercambio de energía da lugar a fenómenos como la absorción, la fluorescencia, la dispersión Raman o la ionización, cada uno con aplicaciones tecnológicas particulares [15], como se representan en los esquemas del Anexo 1.

2.1.2. **Mecanismos de absorción y sus implicaciones espectroscópicas**

En la espectroscopía de absorción, un fotón es absorbido por una molécula o átomo al provocar una transición entre estados energéticos definidos. En el caso de radiación infrarroja o NIR, estas transiciones están asociadas principalmente a modos vibracionales moleculares, los cuales son sensibles a enlaces químicos y estructuras funcionales presentes en los alimentos. Este principio permite cuantificar componentes como agua, azúcares, grasas y proteínas mediante análisis no destructivos [16], [17].

Por su parte, la absorción de fotones en el rango UV-Vis está relacionada con transiciones electrónicas en moléculas cromóforas, siendo útil para detectar compuestos aromáticos, pigmentos y vitaminas [18]. En longitudes de onda más cortas, como los rayos X, la energía del fotón puede ser suficiente para ionizar átomos, fenómeno conocido como efecto fotoeléctrico. Esta interacción es la base de los sistemas de inspección por rayos X, donde los materiales de mayor número atómico absorben más radiación y generan contraste en la imagen [19].

2.1.3. **Dispersión: elástica e inelástica**

Otro fenómeno clave es la dispersión de fotones. En la dispersión elástica (Rayleigh), el fotón cambia de dirección, pero no de energía, contribuyendo al ruido óptico o al contraste superficial. En cambio, en la dispersión inelástica (Raman), el fotón pierde o gana energía al interactuar con modos vibracionales de la muestra, lo cual genera un espectro Raman característico de cada compuesto. Esta “huella vibracional” es altamente específica y se utiliza en la identificación de contaminantes o adulteraciones [20].

2.1.4. **Emisión de fotones y termografía**

La emisión de radiación electromagnética puede producirse de forma espontánea, como en la fluorescencia, o térmicamente, como en la radiación de cuerpo negro. La fluorescencia ocurre cuando una molécula excitada retorna a su estado base emitiendo un fotón. Esta propiedad es útil para detectar compuestos fluorescentes intrínsecos o trazadores introducidos artificialmente [21]. Por otro lado, la radiación térmica detectada mediante cámaras infrarrojas permite evaluar la distribución de temperatura superficial en productos, lo que resulta útil para identificar defectos térmicos o contaminaciones internas [22].

2.1.5. **Influencia de la composición del material**

El tipo y la intensidad de la interacción fotón-materia también dependen de las propiedades del medio: composición química, densidad electrónica, número atómico efectivo y estructura morfológica. En medios densos o con alto número atómico (como el vidrio o contaminantes

metálicos), predominan fenómenos como la absorción por efecto fotoeléctrico. En cambio, en matrices biológicas ligeras, como los alimentos, son más relevantes las transiciones vibracionales o la dispersión Compton [19], [20].

2.1.6. Aplicación a la inspección alimentaria en envases de vidrio

La inspección de alimentos envasados en vidrio exige considerar la transmisión, dispersión o absorción diferencial que introduce el envase. En tecnologías como la espectroscopía NIR o la fluorescencia, el vidrio puede actuar como filtro óptico selectivo. En rayos X, en cambio, el contraste depende de la diferencia de absorción entre el alimento y el contaminante, y el vidrio puede reforzar la señal si actúa como barrera que incrementa la atenuación de materiales densos [19], [23].

Por tanto, comprender en profundidad los fundamentos de la interacción fotón-materia es esencial para seleccionar la tecnología más adecuada, optimizar la señal útil y minimizar interferencias en entornos industriales reales.

2.2. Clasificación de tecnologías fotónicas no destructivas.

Las tecnologías fotónicas aplicadas a la inspección no destructiva de productos alimentarios se fundamentan en la interacción controlada de la radiación electromagnética con la materia, permitiendo obtener información estructural, composicional o térmica sin necesidad de contacto físico ni alteración del producto. Estas tecnologías aprovechan fenómenos físicos bien caracterizados como la absorción selectiva, la dispersión elástica o inelástica y la emisión térmica o fluorescente, todos ellos dependientes de la longitud de onda, la energía del fotón incidente y las propiedades ópticas y electrónicas del material objeto de estudio [24], [15].

La clasificación técnica de estas herramientas no destructivas puede organizarse de forma coherente atendiendo a tres criterios principales: (i) la región espectral utilizada (desde el infrarrojo hasta los rayos X), (ii) el mecanismo físico dominante de interacción (absorción, dispersión o emisión), y (iii) el tipo de información que proporcionan (composición química, densidad, temperatura superficial, entre otros) [25].

Desde el punto de vista formal, la capacidad de detección de estas tecnologías está íntimamente ligada a leyes fundamentales de la física, como la Ley de Beer-Lambert para fenómenos de absorción:

$$A = \varepsilon \times c \times l$$

donde A es la absorbancia, ε el coeficiente de absorción molar, c la concentración de la sustancia y l la longitud del camino óptico [26]. Asimismo, el contraste de imagen generado por

tecnologías basadas en rayos X se rige por la atenuación exponencial de la intensidad incidente según:

$$I = I_0 \times e^{-\mu x}$$

donde I_0 es la intensidad inicial, μ el coeficiente de atenuación lineal del material y x su espesor [27].

En este epígrafe se presentará una revisión técnica de las principales tecnologías fotónicas no destructivas con potencial industrial en el sector alimentario. Se incluirán aquellas más representativas en función del espectro electromagnético utilizado:

- **Rayos X**, que aprovechan interacciones de alta energía para generar contraste de densidades;
- **Espectroscopía infrarroja (NIR/MIR) y Raman**, basadas en transiciones vibracionales;
- **Visión hiperespectral y RGB**, centradas en el análisis multispectral superficial;
- **Termografía infrarroja**, que detecta la emisión térmica espontánea asociada al comportamiento de cuerpo negro y, en su modalidad activa, permite analizar la evolución espacio-temporal del campo térmico inducido ante una excitación controlada;
- y **ultrasonidos acoplados ópticamente**, que integran señales ópticas para visualizar fenómenos acústicos internos.

Se analizarán sus principios operativos, sus limitaciones técnicas, y su aplicabilidad particular en la inspección de productos envasados en vidrio, como es el caso de los frascos utilizados para productos lácteos. Esta clasificación permitirá, en capítulos posteriores, establecer una base comparativa para seleccionar la tecnología óptima en el contexto industrial del caso de estudio.

2.2.1. Rayos X: interacción, contraste de densidades, efectos del vidrio.

Los rayos X son una forma de radiación electromagnética de alta energía ($\approx 10\text{--}100$ keV), con longitudes de onda comprendidas entre 0,01 y 10 nanómetros. Debido a su elevada capacidad de penetración, se utilizan ampliamente en inspección no destructiva (NDT) para identificar contaminantes y defectos internos en productos alimentarios, especialmente cuando estos están envasados en materiales opacos como el vidrio [6], [10].

La interacción de los rayos X con la materia se basa principalmente en tres fenómenos:

Absorción fotoeléctrica, dominante en materiales con número atómico alto (Z). La probabilidad de este fenómeno es proporcional a Z^3 y decrece con la energía del fotón ($\sim E^{-3}$). Es

clave en la generación de contraste de imagen, ya que los materiales densos (como vidrio o metales) absorben más radiación [28].

Dispersión Compton, más significativa en materiales orgánicos y alimentos de bajo Z. Aquí el fotón cede parte de su energía a un electrón libre, modificando su trayectoria y longitud de onda.

Transmisión, que depende de la atenuación total, dada por la ley de Beer-Lambert:

$$I = I_0 \times e^{-\mu(E,Z) \times x}$$

donde:

- I es la intensidad transmitida,
- I_0 la intensidad incidente,
- μ el coeficiente de atenuación lineal,
- x el espesor del material [10].
- Este modelo permite cuantificar la pérdida de energía al atravesar el envase y el producto.

El contraste en una imagen de rayos X se produce debido a las diferencias en el coeficiente de atenuación entre materiales. En alimentos, estas diferencias permiten identificar contaminantes como fragmentos metálicos, huesos o incluso vidrio. La discriminación entre componentes se ve afectada por la densidad (ρ) y el número atómico efectivo (Z_{ef}) de cada fase:

$$\mu \propto \rho \times Z_{ef}^n$$

donde n varía entre 3 y 4 según la energía utilizada [6], [8].

Los sistemas de rayos X en la industria alimentaria emplean detectores lineales o matriciales y geometrías multivista para maximizar la detección en líneas de producción de alta velocidad [9]. Además, los sistemas de energía dual (dual-energy X-ray) permiten diferenciar entre materiales de distinta densidad con mayor precisión [8].

El vidrio presenta un número atómico efectivo y una densidad significativamente mayores que el contenido alimentario, lo que lo convierte en un medio fuertemente atenuante. Esta propiedad puede dificultar la detección de contaminantes si se encuentran en zonas superpuestas con las paredes del envase. Además, al tratarse de un material amorfo, introduce dispersión difusa que puede reducir el contraste local [6], [10].

Sin embargo, bien calibrado, el efecto atenuador del vidrio puede ser aprovechado para generar contraste diferencial. Algunos estudios destacan que el vidrio puede realzar el contraste de ciertos contaminantes metálicos si actúa como fondo de referencia atenuante [6].

Asimismo, la geometría del envase (espesor, curvatura) y la energía del haz (kVp) deben ser cuidadosamente seleccionadas. Un exceso de energía reduce el contraste entre materiales; energías bajas pueden resultar en una imagen de mayor resolución pero menor penetración [10].

Entre las principales limitaciones técnicas de los sistemas de rayos X se encuentran:

- **Sensibilidad a contaminantes de baja densidad:** los rayos X presentan limitaciones para detectar materiales de baja densidad o de composición similar al alimento.
- **Zonas ciegas:** especialmente en áreas donde el vidrio se curva o presenta doble pared, como en tapas o fondos.
- **Falsos positivos:** causados por burbujas, defectos en el vidrio o diferencias en el llenado.
- **Riesgos de sobreexposición:** aunque los niveles utilizados son seguros, requieren protección y apantallamiento adecuado.

A pesar de estas limitaciones, los sistemas de rayos X siguen siendo los más robustos y versátiles para la inspección de productos envasados en vidrio, especialmente por su capacidad de detección interna, velocidad de procesamiento y adaptación a líneas automatizadas [6], [9], [10].

2.2.2. Espectroscopia NIR y Raman: principios vibracionales y limitaciones ópticas

La espectroscopía en el infrarrojo cercano (NIR) y la espectroscopía Raman son técnicas fotónicas no destructivas ampliamente utilizadas en la inspección y caracterización de productos alimentarios debido a su capacidad para revelar información química y estructural a nivel molecular. Ambas se fundamentan en la interacción de la radiación electromagnética con los modos vibracionales de las moléculas, pero difieren en el principio físico que las gobierna, en la naturaleza de la señal obtenida y en su aplicabilidad según las características del producto y el entorno industrial.

Los modos vibracionales moleculares surgen del movimiento armónico o anarmónico de los átomos dentro de una molécula. En un sistema de N átomos, el número de modos vibracionales posibles está dado por $3N - 6$ para moléculas no lineales y $3N - 5$ para moléculas lineales [29]. Estos modos incluyen estiramientos simétricos y asimétricos, flexiones en plano y fuera de plano, y torsiones. Cada modo vibracional se asocia a una frecuencia específica, dependiente de la masa de los átomos y de la rigidez de los enlaces, que constituye la base espectral de las técnicas espectroscópicas.

La espectroscopía NIR opera en el rango de 750 a 2500 nm (aproximadamente 4000–13,000 cm^{-1}), aprovechando los sobretonos y combinaciones de los modos fundamentales observados en

el infrarrojo medio. A diferencia de estos, los sobretonos son transiciones permitidas solo debido a la anarmonicidad del potencial vibracional molecular, que puede representarse por el potencial de Morse:

$$V(x) = D_e(1 - e^{-a(x-x_0)})^2$$

donde D_e es la energía de disociación del enlace, a es una constante relacionada con la rigidez del enlace y x_0 es la distancia de equilibrio [29].

Esta anarmonicidad permite la observación de transiciones de mayor orden ($\Delta v > 1$), que dan lugar a bandas más anchas y menos intensas que las del IR fundamental. En el contexto alimentario, la espectroscopía NIR ha sido utilizada con éxito para la predicción de parámetros como contenido de humedad, proteína, grasa o azúcar, especialmente en productos sólidos y semisólidos. No obstante, sus señales suelen ser complejas y superpuestas, lo que requiere técnicas de análisis multivariante como regresión de mínimos cuadrados parciales (PLS) o análisis de componentes principales (PCA) para su interpretación cuantitativa [30], [31].

La espectroscopía Raman, por su parte, se basa en la dispersión inelástica de la luz monocromática (generalmente láser) al incidir sobre una muestra. En un pequeño número de casos (del orden de 1 en 10^6 fotones), la interacción con la nube electrónica de la molécula produce una desviación en la frecuencia del fotón dispersado, conocida como desplazamiento Raman [32].

Este fenómeno se describe mediante el modelo cuántico de estados virtuales, donde un fotón incidente promueve transitoriamente a la molécula a un estado energético virtual. La relajación de este estado a un nivel vibracional, distinto del inicial, produce una señal desplazada espectralmente:

- **Dispersión Stokes:** pérdida de energía por parte del fotón incidente ($\nu_{dispersado} < \nu_{incidente}$)
- **Dispersión Anti-Stokes:** ganancia de energía por parte del fotón ($\nu_{dispersado} > \nu_{incidente}$)

A diferencia del IR, en el que son activos los modos que inducen un cambio en el momento dipolar, en Raman lo son aquellos que producen un cambio en la polarizabilidad molecular. Esta diferencia convierte a Raman en una técnica complementaria a la IR [32], [33].

En aplicaciones industriales, el uso de estas tecnologías presenta ciertas limitaciones cuando los productos están envasados en vidrio. En el caso de la espectroscopía NIR, el vidrio puede introducir pérdidas por reflexión y dispersión, así como absorción en determinadas longitudes de onda, especialmente cuando se utilizan ventanas espectrales por encima de 1900 nm [30]. La geometría del frasco y el grosor del vidrio pueden limitar la penetración efectiva de la radiación y alterar la relación señal-ruido.

La espectroscopía Raman, en cambio, tiene la ventaja de que puede aplicarse a través del vidrio transparente, dado que utiliza fuentes láser en el visible o NIR que atraviesan fácilmente este material. No obstante, sufre de otro tipo de limitación importante: la fluorescencia. Muchos materiales alimentarios y matrices orgánicas emiten fluorescencia bajo excitación láser, lo que puede enmascarar completamente la señal Raman. Este efecto puede mitigarse mediante el uso de láseres de mayor longitud de onda (por ejemplo, 1064 nm) o mediante técnicas como el Raman mejorado por superficie (SERS) [34].

Pese a sus limitaciones individuales, ambas técnicas han demostrado utilidad en el control de calidad de productos alimentarios. La espectroscopía NIR es particularmente útil en análisis en línea y control de procesos, mientras que Raman ofrece gran especificidad química para identificar compuestos o contaminantes de forma no invasiva.

2.2.3. Termografía infrarroja: principios, respuesta térmica y restricciones del envase

La termografía infrarroja es una técnica de inspección no destructiva basada en la detección y análisis de la radiación térmica emitida por los objetos, fundamentada en los principios de la radiación de cuerpo negro y en las leyes fundamentales de la termodinámica y del electromagnetismo. Su aplicación en la industria alimentaria permite evaluar la temperatura superficial de los productos y detectar irregularidades térmicas asociadas a defectos estructurales, contaminaciones o procesos de deterioro, incluso cuando los alimentos se encuentran en envases transparentes o semitransparentes como el vidrio.

Todo cuerpo con temperatura superior al cero absoluto (0 K) emite radiación electromagnética en el rango del infrarrojo (0,7–1000 μm), cuya intensidad y distribución espectral dependen exclusivamente de su temperatura, tal como establece la Ley de Planck:

$$B(\lambda, T) = \frac{2hc^2}{\lambda^5} \times \frac{1}{e^{\frac{hc}{\lambda k_B T}} - 1}$$

donde $B(\lambda, T)$ es la radiancia espectral ($\text{W} \cdot \text{sr}^{-1} \cdot \text{m}^{-3}$), h es la constante de Planck ($6,626 \times 10^{-34} \text{ J} \cdot \text{s}$), c es la velocidad de la luz ($3 \times 10^8 \text{ m/s}$), k_B es la constante de Boltzmann ($1,381 \times 10^{-23} \text{ J/K}$), λ es la longitud de onda y T la temperatura absoluta [35].

La integración de la ley de Planck sobre todas las longitudes de onda da lugar a la Ley de Stefan-Boltzmann:

$$E = \varepsilon \sigma T^4$$

donde E es la potencia radiada por unidad de área (W/m^2), ε es la emisividad del material (adimensional), y σ es la constante de Stefan-Boltzmann ($5,670 \times 10^{-8} \text{ W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{K}^{-4}$). Esta ecuación

establece que la potencia total radiada crece exponencialmente con la temperatura, siendo la base para medir temperatura a distancia, siendo la base para la medición remota de temperatura a través de cámaras termográficas.

La emisividad (ϵ) es un parámetro crítico que describe la eficacia con la que una superficie emite radiación en comparación con un cuerpo negro ideal. Los materiales alimentarios presentan emisividades que varían entre 0,85 y 0,99, pero los envases, en especial el vidrio, presentan valores menores (0,85–0,90) y reflejan parte del entorno, lo que puede introducir errores en la medición de temperatura si no se corrige adecuadamente [22].

Además, materiales con diferentes rugosidades superficiales, tratamientos térmicos o recubrimientos modifican su emisividad, lo cual puede producir artefactos en los termogramas. Por tanto, para obtener mediciones fiables, es imprescindible calibrar los sistemas termográficos considerando la emisividad efectiva del sistema alimento-envase [36].

En la industria alimentaria, la termografía infrarroja se ha aplicado exitosamente para:

- Detección de cuerpos extraños o vacíos internos por diferencia térmica respecto al material circundante [37].
- Evaluación del sellado térmico de envases plásticos o vidrio, donde un fallo de sellado se manifiesta como una zona térmicamente anómala [38].
- Control de procesos térmicos, como pasteurización, cocción o enfriamiento rápido, donde la distribución de temperatura es un indicador crítico de seguridad alimentaria [39].
- Análisis de heterogeneidades térmicas en productos refrigerados, para prevenir la proliferación microbiana debida a zonas calientes [40].

Una ventaja clave es su naturaleza sin contacto y en tiempo real, permitiendo la integración en líneas de producción con mínima interferencia en el proceso.

Sin embargo, el uso de envases de vidrio en productos lácteos y otros alimentos introduce retos técnicos. Aunque el vidrio es parcialmente transparente al rango medio del infrarrojo (3–5 μm), puede bloquear longitudes de onda mayores y reflejar el entorno si no tiene recubrimientos antirreflectantes. Esto puede causar:

- Subestimación o sobreestimación de temperatura debido a la superposición de radiación del entorno.
- Artefactos por reflexión especular de fuentes térmicas externas (operarios, maquinaria).
- Pérdida de contraste térmico si la emisividad del vidrio y del alimento son similares.

La selección de ventanas espectrales apropiadas (por ejemplo, cámaras LWIR de 8–14 μm) y el uso de filtros ópticos especializados pueden mitigar estos efectos, aunque a costa de mayor complejidad técnica y económica [36].

Por lo que para la implementación eficiente de sistemas termográficos en líneas de inspección con envases de vidrio se deben considerar:

- Uso de algoritmos de corrección radiométrica que modelen la emisividad del sistema combinado.
- Diseño de iluminación controlada para minimizar reflejos.
- Calibración periódica de cámaras con cuerpos negros de referencia.
- Posicionamiento angular de la cámara respecto al envase para minimizar reflexiones especulares.

Estos aspectos son esenciales para asegurar que las mediciones termográficas representen con precisión la temperatura del contenido y no la del envase o el entorno, siendo la clave para una detección fiable de defectos o contaminaciones internas.

2.2.4. Ultrasonido acoplado ópticamente: principio de propagación y reflexión

El ultrasonido acoplado ópticamente (air-coupled ultrasound, ACU) constituye una técnica avanzada en la inspección industrial de productos alimentarios. A diferencia del ultrasonido tradicional, que requiere contacto físico y un acoplante líquido, ACU opera de forma **no destructiva y sin contacto**, transmitiendo ondas acústicas por aire hacia el envase y el producto, lo cual es especialmente útil en líneas de producción rápida donde se usan envases de vidrio o plástico.

Las ondas acústicas de frecuencia entre 100 kHz y 1 MHz se propagan por el aire y, al incidir en el envase, se reflejan y transmiten al producto. La **impedancia acústica** de cada medio, definida como $Z = \rho c$, donde ρ es la densidad del medio (kg/m^3) y c la velocidad del sonido (m/s), determina la fracción de energía transmitida o reflejada:

$$R = \frac{(Z_2 - Z_1)^2}{(Z_2 + Z_1)^2}$$

$$T = \frac{4Z_1Z_2}{(Z_1 + Z_2)^2}$$

donde R y T son los coeficientes de reflexión y transmisión respectivamente [41], [42].

Para ultrasonidos en aire, la elevada diferencia de impedancia con sólidos (2500 veces mayor con el vidrio) implica que solo una pequeña fracción de energía es transmitida al interior. **Esta desventaja se mitiga mediante transductores piezoeléctricos de alta eficiencia**, diseño de

capa impedancia multisegmentada y técnicas de compresión de pulso que aumentan la señal recibida [41], [42].

Los sistemas ACU pueden funcionar en modos principales:

- **Modo through-transmission:** emisor y receptor en lados opuestos. Se mide la amplitud y el retardo del pulso para evaluar atenuación y tiempo de vuelo.
- **Modo pulse-echo:** el mismo transductor envía y recibe, captando ecos de interfaces internas.

El **tiempo de vuelo** t permite calcular la velocidad del sonido $c = \frac{d}{t}$, donde d es el grosor efectivo del material. Cambios en c o en atenuación ofrecen información sobre densidad, elasticidad o presencia de cuerpos extraños [41].

Entre las principales aplicaciones industriales de ACU se encuentran:

- **Detección de cuerpos extraños** (vidrio, plástico, hueso) dentro de productos cárnicos, lácteos o pastas, incluso dentro de envases de vidrio, detectando variaciones locales en la impedancia acústica [41], [42].
- **Medición de textura y homogeneidad**, relacionada con parámetros como dureza o contenido graso, incluso en productos con geometrías complejas [41].
- **Control de nivel de llenado** y presencia de ingredientes sólidos en líquidos, sin necesidad de contacto ni descontaminación [42].

No obstante, la principal limitación de ACU es la **pérdida significativa de energía al atravesar interfaces aire-vidrio y vidrio-producto**, lo que provoca una baja relación señal-ruido.

Esta desventaja se contrarresta con:

- Transductores de alta eficiencia y anchos de banda amplios [41].
- Sistemas de compresión de pulso (UPC) que mejoran la sensibilidad [42].
- Filtrado digital y algoritmos de IA para discriminar señales útiles de ruido [41].

Además, la **heterogeneidad de la matriz alimentaria** introduce variaciones en la atenuación y reflexión, por lo que cada combinación producto-envase requiere calibración específica.

El ultrasonido acoplado ópticamente ofrece una alternativa tecnológicamente sólida y versátil para la inspección sin contacto en entornos industriales. Aunque enfrenta desafíos, los avances en tecnología de transductores, procesamiento de señal y machine learning lo convierten en una solución prometedora para detectar defectos internos en productos envasados, especialmente cuando el contacto directo no es viable.

2.2.5. Visión artificial RGB e hiperespectral: comparación de capacidades superficiales

La visión artificial RGB es una de las herramientas más extendidas en entornos industriales para la inspección visual no destructiva. Basada en sensores ópticos que capturan imágenes en el espectro visible (aproximadamente 400–700 nm), su funcionamiento imita la percepción humana del color mediante tres canales (Rojo, Verde, Azul), lo que permite analizar características superficiales como forma, textura, color, homogeneidad y defectos visibles [43], [44].

Desde el punto de vista físico, la formación de imágenes RGB depende de la reflexión de la luz visible sobre la superficie del objeto. Esta luz reflejada es modulada por la geometría del objeto, su textura y su color, que a su vez están determinados por la distribución espectral de reflectancia del material. Los sensores CMOS o CCD registran esta información como valores digitales por píxel, permitiendo su posterior análisis mediante algoritmos de procesamiento de imagen [45].

En la industria alimentaria, los sistemas RGB permiten realizar tareas como detección de manchas, quemaduras, grietas, cuerpos extraños visibles, inspección de etiquetas, y verificación de forma y volumen de productos [46]. Estas aplicaciones suelen estar integradas en líneas de producción de alta velocidad mediante visión por computadora, iluminación controlada (habitualmente LED blanca o monocromática) y software de análisis que permite extraer descriptores de forma, color y textura [47].

No obstante, una limitación importante de esta tecnología es su falta de penetración óptica: al trabajar en el espectro visible, su capacidad se restringe al análisis superficial, siendo ineficaz ante defectos ocultos o contaminantes internos, especialmente en envases opacos o translúcidos como el vidrio [48]. Además, la calidad de la información obtenida depende significativamente de condiciones externas como la iluminación ambiente, el posicionamiento del producto o la homogeneidad de la superficie inspeccionada.

En el caso de productos lácteos envasados en frascos de vidrio, como los producidos por La Ermita Delicatessen, la visión RGB puede ser útil para verificar el estado del etiquetado, el llenado del frasco, o la limpieza de la tapa. Sin embargo, no permite identificar cuerpos extraños incrustados en el contenido, ni defectos estructurales internos, por lo que su aplicabilidad es complementaria pero no sustitutiva frente a técnicas como los rayos X, que sí permiten una inspección volumétrica interna [49].

La visión hiperespectral (HSI, por sus siglas en inglés) es una técnica óptica avanzada que combina las capacidades de la espectroscopía y la imagen para obtener información espacial y espectral de un objeto simultáneamente. A diferencia de la visión RGB, que captura solo tres bandas en el espectro visible, la HSI adquiere cientos de bandas contiguas a lo largo del espectro

electromagnético, que normalmente se extiende desde el visible (400 nm) hasta el infrarrojo cercano (NIR, 1000–1700 nm) o incluso el infrarrojo de onda corta (SWIR, hasta 2500 nm) [50].

Cada píxel en una imagen hiperespectral contiene un espectro de reflectancia característico del punto observado, lo que permite identificar materiales en función de sus propiedades ópticas específicas, como bandas de absorción asociadas a enlaces químicos (O–H, N–H, C–H, etc.) [51]. Este análisis se fundamenta en la interacción de la radiación con la materia, principalmente a través de fenómenos de absorción vibracional y dispersión, que son modelados mediante las ecuaciones de Beer-Lambert y la teoría de Kubelka-Munk [2] .

En la industria alimentaria, la HSI permite analizar propiedades fisicoquímicas de los productos como el contenido de humedad, grasa, proteínas, pH, distribución de ingredientes, presencia de contaminantes y grado de madurez o deterioro [52]. Su implementación requiere un sistema de iluminación controlada (normalmente halógena o LED NIR), una cámara hiperespectral (de escaneo lineal o por compresión espectral), y un software de análisis espectral multivariante (PCA, PLS, SVM, redes neuronales, etc.) [53].

Entre sus principales ventajas destacan:

- **Análisis interno superficial y sub-superficial:** permite identificar contaminantes no visibles en la imagen RGB, aunque limitados por la penetración espectral.
- **Alta especificidad química:** cada material posee una “huella espectral” única.
- **Versatilidad:** se adapta a productos sólidos, líquidos o en polvo.

Sin embargo, la tecnología presenta limitaciones significativas en aplicaciones industriales con envases opacos o altamente difusos, como el vidrio. La atenuación y dispersión de la luz a través del vidrio compromete la calidad espectral, especialmente en el rango NIR-SWIR, dificultando la adquisición precisa de datos del contenido [54]. Además, los sistemas HSI son complejos, costosos y requieren tiempos de adquisición y procesamiento mayores que otras tecnologías como la visión RGB o los rayos X.

En el caso particular de La Ermita Delicatessen, donde se trabaja con productos lácteos en frascos de vidrio, la visión hiperespectral queda relegada a tareas previas al envasado (por ejemplo, clasificación de materias primas) o bien a fases de laboratorio o control de calidad fuera de línea. Su uso en la inspección en línea del producto final envasado no resulta viable frente a tecnologías penetrantes como los rayos X [49].

Ambas tecnologías, pese a su amplia aplicabilidad en entornos industriales, presentan limitaciones relevantes para el análisis de productos envasados en vidrio. La evaluación comparativa de su idoneidad relativa frente a otras técnicas fotónicas se abordará en el siguiente

epígrafe 2.2.6, mediante un análisis conjunto de sus principios físicos, resolución, penetración y aplicabilidad práctica.

2.2.6. Comparativa técnica entre tecnologías fotónicas aplicables.

La evaluación comparativa de tecnologías fotónicas para inspección no destructiva en la industria alimentaria constituye una herramienta esencial para determinar la idoneidad de cada método en función del producto, el tipo de envase y las condiciones de operación. En el caso particular de productos lácteos envasados en frascos de vidrio, como los fabricados por La Ermita Delicatessen, la elección tecnológica debe priorizar la capacidad de penetración, la sensibilidad a contaminantes internos y la viabilidad de integración industrial.

A lo largo de los epígrafes anteriores se han expuesto con detalle los principios físicos, ventajas y limitaciones de cada una de las tecnologías fotónicas consideradas. En esta sección, se realiza una síntesis técnico-comparativa que permite contrastar sus capacidades operativas y establecer criterios objetivos para su selección. Esta comparativa se presenta resumida en forma de tabla (incluida como Anexo 2 al final del documento) e irá acompañada de un análisis cualitativo que profundiza en la pertinencia de cada tecnología para el caso de estudio. Esta síntesis se complementa con la descripción metodológica del proceso comparativo, desarrollada en el Anexo 6.

A continuación, se analizan los principales criterios técnicos considerados en la tabla comparativa (Anexo 2), justificando su valoración para cada tecnología evaluada:

- Penetración en envase de vidrio:

La tecnología de rayos X alcanza una penetración total gracias a la interacción de los fotones de alta energía con materiales densos y de alto número atómico, permitiendo atravesar envases de vidrio sin degradación significativa de señal. En contraste, técnicas ópticas como NIR o hiperespectral están limitadas por la dispersión superficial y la opacidad del vidrio a longitudes de onda en el rango visible e infrarrojo cercano.

- Resolución interna:

Rayos X proporciona una resolución interna de alto nivel basada en detección de contraste de densidades. El ultrasonido acoplado ópticamente permite obtener información estructural interna, pero su resolución depende de la frecuencia acústica empleada y la calidad del acoplamiento. Tecnologías superficiales (RGB, IR) carecen de acceso al volumen interno del producto.

- Velocidad de adquisición:

Los sistemas de rayos X actuales, especialmente en configuración lineal con doble haz, alcanzan velocidades compatibles con líneas de alta cadencia. El ultrasonido presenta limitaciones de velocidad debido a la naturaleza secuencial de la adquisición. La imagen hiperespectral, por su parte, requiere tiempos mayores de integración o barrido espectral.

- Sensibilidad a contaminantes inorgánicos y orgánicos:
Rayos X es óptimo para inorgánicos (metal, vidrio, cerámica), pero menos sensible a plásticos blandos o contaminantes orgánicos de baja densidad. Espectroscopía Raman y NIR permiten identificar características moleculares de contaminantes orgánicos, aunque limitadas por la escasa penetración en envase. Visión RGB o termografía son útiles solo para defectos externos visibles o térmicamente activos.
- Compatibilidad industrial y madurez tecnológica:
Los sistemas de rayos X poseen amplio recorrido en la industria alimentaria y están completamente integrados en líneas de producción. Tecnologías espectroscópicas suelen estar reservadas a laboratorios o control fuera de línea. El ultrasonido requiere condiciones acústicas controladas y no siempre es viable en entornos húmedos o con geometrías complejas.
- Coste e integración operativa:
Si bien el coste de adquisición de rayos X es elevado, su integración está ampliamente documentada y validada. Técnicas ópticas multiespectrales pueden presentar costes operativos bajos pero dificultades de integración. La visión RGB e IR es económica, pero limitada a funciones superficiales no críticas.

Este análisis cualitativo justifica la puntuación técnica otorgada a cada tecnología y refuerza la conclusión de que el sistema de rayos X representa, en el caso de La Ermita, la solución óptima en equilibrio entre precisión, fiabilidad y madurez tecnológica.

La evaluación realizada evidencia que la tecnología de rayos X constituye la única solución madura y eficaz para la inspección no destructiva del contenido de productos lácteos envasados en vidrio. Su capacidad de penetración, alta resolución interna y velocidad de adquisición la posicionan como la herramienta más adecuada para detectar contaminantes inorgánicos, defectos estructurales o inclusiones de alta densidad, incluso en envases de geometría compleja.

El ultrasonido acoplado ópticamente ofrece una alternativa interesante para inspección interna, gracias a su sensibilidad a variaciones de impedancia acústica, aunque su aplicabilidad industrial está limitada por requerimientos específicos de acoplamiento y una menor cadencia de adquisición.

Las tecnologías espectroscópicas (NIR, Raman, hiperespectral) aportan información composicional valiosa, especialmente útil para la caracterización química de alimentos. Sin embargo, su escasa penetración en medios ópticamente opacos como el vidrio restringe su utilidad directa en la inspección interna de estos envases, resultando más apropiadas en etapas previas al envasado o en control fuera de línea.

Técnicas como la visión artificial RGB o la termografía infrarroja resultan eficientes en la detección de defectos superficiales (mal sellado, humedad, etiquetado), pero carecen de capacidad volumétrica, por lo que no son aptas para el objetivo principal de este trabajo.

En conjunto, esta comparativa justifica técnicamente la selección de rayos X como solución óptima para el caso de estudio abordado, dada su alineación con los requisitos de seguridad, calidad y compatibilidad industrial exigidos en la línea de producción de La Ermita Delicatessen.

3. Estado del arte en tecnologías fotónicas aplicadas a la industria alimentaria

En la última década, el despliegue de tecnologías fotónicas en la industria alimentaria ha evolucionado desde aplicaciones de laboratorio hacia soluciones industriales robustas, motivado por la necesidad de garantizar la seguridad, calidad y trazabilidad de los productos procesados. Esta tendencia se ha visto impulsada por la consolidación de normativas internacionales (como ISO 22000, IFS o BRC) que exigen sistemas de inspección no destructivos y de alta fiabilidad, así como por el desarrollo de sensores ópticos más compactos, precisos y económicos [46], [45], [10].

Tecnologías como la visión artificial RGB, la imagen hiperespectral, la espectroscopía NIR/Raman, la termografía infrarroja y los sistemas de rayos X han encontrado aplicaciones crecientes en el control de calidad, detección de contaminantes, evaluación composicional, clasificación de productos y trazabilidad [43], [44], [49], [47], [54], [53]. La madurez tecnológica y la versatilidad de estas técnicas ha permitido su integración en líneas de producción automatizadas, en sincronía con sistemas de adquisición de datos en tiempo real y plataformas de inteligencia artificial que potencian el análisis multivariante y el aprendizaje automático [50], [55].

Un aspecto clave del desarrollo actual es la adaptación de estas tecnologías a condiciones industriales reales, con desafíos asociados al tipo de envase, la velocidad de línea, la heterogeneidad del producto y la necesidad de inspección interna. En este sentido, los productos alimentarios envasados en vidrio representan un reto singular: su alta atenuación óptica y propiedades difusivas limitan severamente la aplicabilidad de muchas técnicas espectroscópicas, relegando su uso a fases previas al envasado o a entornos de laboratorio [54], [52].

Por otro lado, tecnologías como los rayos X o el ultrasonido óptico mantienen su relevancia por su capacidad de penetrar el envase y detectar defectos internos con alta resolución, aunque implican mayores costes, requisitos normativos específicos y una integración más compleja [10], [56], [57]. El estado del arte refleja también un crecimiento de estudios centrados en sistemas multivista, gemelos digitales (digital twins) y plataformas integradas con inteligencia artificial que permiten evaluar el estado del producto en múltiples dimensiones simultáneamente, anticipando defectos y mejorando la toma de decisiones en línea [55], [58].

En conjunto, el análisis del estado del arte permite entender que, si bien múltiples tecnologías fotónicas coexisten en el ecosistema industrial alimentario, la elección final debe estar basada en una evaluación técnica del tipo de producto, el material del envase y el objetivo de la inspección. En este marco se justifica plenamente la propuesta del presente trabajo: analizar y comparar distintas tecnologías fotónicas desde una perspectiva técnico-aplicativa, y estudiar la

viabilidad de implementar un sistema basado en rayos X para inspección de productos lácteos en envases de vidrio, como los desarrollados por La Ermita Delicatessen.

3.1. Aplicaciones industriales de tecnologías NDT fotónica.

Las tecnologías de inspección no destructiva basadas en fotónica (NDT fotónica) han alcanzado un nivel de madurez notable en diversas industrias, siendo la agroalimentaria una de las más beneficiadas por sus capacidades para garantizar calidad, seguridad e integridad del producto sin comprometer su estructura ni sus propiedades físico-químicas [43]. Estas tecnologías operan a través de fenómenos ópticos como absorción, dispersión, reflexión, transmisión y emisión de radiación, permitiendo evaluar parámetros tanto externos como internos del alimento o su envase.

En el ámbito industrial, su implementación ha permitido automatizar tareas tradicionalmente dependientes de la percepción humana o de pruebas invasivas, reduciendo errores, mejorando la trazabilidad y cumpliendo exigencias normativas cada vez más estrictas [49]. Entre las aplicaciones más extendidas se encuentran la detección de contaminantes físicos (huesos, metales, vidrio, plásticos), evaluación del grado de cocción, detección de fermentaciones anómalas, control del llenado de envases, análisis de composición nutricional y clasificación automatizada por color, forma o textura [50].

Por ejemplo, los sistemas de inspección por rayos X permiten detectar cuerpos extraños no metálicos dentro de alimentos envasados, como fragmentos de vidrio o huesos, con una precisión milimétrica, incluso en líneas de alta velocidad [10]. La visión hiperespectral, por su parte, se ha utilizado para identificar defectos internos no visibles como hematomas en frutas, contaminación en carnes procesadas o presencia de moho en cereales, gracias a su capacidad de capturar información espectral detallada por píxel [52]. Esta tecnología se ha integrado con algoritmos de aprendizaje automático para clasificación automatizada y control en línea de productos alimentarios [53].

La espectroscopía NIR ha sido aplicada industrialmente para monitorizar en tiempo real parámetros como humedad, grasa, proteína o azúcares en productos lácteos, panificados y cárnicos, mientras que la espectroscopía Raman, aunque menos común en entornos de producción, se ha utilizado en control de calidad farmacéutico y, en alimentos, para análisis de ingredientes activos o autenticidad de productos [2]. La termografía infrarroja se emplea habitualmente para inspección de sellados, fugas térmicas o distribución de temperatura en procesos de horneado o congelado [59].

En la industria láctea, concretamente, muchas de estas tecnologías se han adaptado para la inspección del envasado y la detección de contaminación cruzada, fermentaciones no deseadas o defectos estructurales en los recipientes. La empresa La Ermita Delicatessen, objeto de este estudio,

opera con frascos de vidrio, lo cual restringe la aplicabilidad de muchas de estas técnicas superficiales, pero realza la utilidad de aquellas con capacidad penetrante como los rayos X.

Estas aplicaciones han sido potenciadas además por la integración con herramientas de visión artificial, inteligencia artificial y computación embebida, que permiten operar en tiempo real, minimizar falsos positivos y adaptar la inspección al tipo de producto o a condiciones variables de la línea de producción [45]. El desarrollo continuo de sensores más compactos, espectrales más amplios y software de análisis más robusto está impulsando una nueva generación de sistemas NDT fotónicos adaptados a los requerimientos de la industria alimentaria 4.0 [47].

3.2. Casos de uso en envases de vidrios: desafíos técnicos.

El uso de tecnologías fotónicas para la inspección no destructiva en la industria alimentaria ha demostrado un amplio potencial en tareas de control de calidad y detección de contaminantes. Sin embargo, cuando se trata de productos envasados en vidrio, surgen desafíos técnicos que limitan o condicionan la aplicabilidad de muchas de estas tecnologías. Este epígrafe examina estudios y experiencias industriales documentadas que ilustran los éxitos y limitaciones de diversas soluciones fotónicas, especialmente aquellas aplicadas a productos alimentarios en frascos de vidrio.

Una de las aplicaciones más relevantes y exitosas es la inspección mediante rayos X. Nestlé, en su línea de producción de papillas infantiles envasadas en vidrio, implementó un sistema de inspección basado en rayos X para detectar fragmentos de vidrio, hueso o metal incrustados en el contenido del envase. El sistema permitió mantener una tasa de falsos negativos inferior al 0,05 %, incluso a altas velocidades de línea, gracias a su sensibilidad diferencial basada en densidades relativas [60]. Este tipo de sistemas también ha sido adoptado en la industria láctea. Un estudio técnico desarrollado por Thermo Fisher Scientific reportó el uso exitoso de rayos X para la detección de pequeños fragmentos de vidrio en frascos de yogur y postres lácteos, con alta repetibilidad y sin falsear resultados por la forma del envase [61].

Por otro lado, el uso de espectroscopía Raman en envases de vidrio ha mostrado limitaciones importantes. En un estudio desarrollado por Duda et al., se analizó la influencia del material del envase sobre la calidad espectral de productos lácteos analizados por Raman, concluyendo que el vidrio induce un fondo espectral significativo que reduce la resolución de las bandas de interés, afectando negativamente la capacidad de identificación de contaminantes o adulterantes [62].

En el caso de la visión hiperespectral, su aplicabilidad a envases de vidrio sigue siendo muy restringida. Si bien en alimentos no envasados permite la detección de hongos, deterioros en fruta o contaminación superficial, su uso en productos encerrados en vidrio es limitado por la dispersión óptica del envase, lo que impide la correcta captura espectral en profundidad. En la literatura

revisada, no se identifican aplicaciones industriales hiperspectrales exitosas sobre envases de vidrio, lo cual refuerza la conclusión de que esta tecnología no resulta viable para inspección directa del contenido.

Respecto al ultrasonido acoplado ópticamente, algunas investigaciones han explorado su capacidad para atravesar envases y detectar discontinuidades internas. Sin embargo, aunque prometedor en pruebas controladas, aún no se han documentado aplicaciones industriales a gran escala sobre productos líquidos envasados en vidrio. Esto se debe en parte a la dificultad de acoplamiento acústico eficiente sin contacto directo, y a la necesidad de sistemas ópticos muy estables en condiciones de planta.

Estos ejemplos refuerzan la idea de que, si bien muchas tecnologías fotónicas son útiles en otras etapas del proceso (control de calidad del producto antes del envasado, inspección de superficie, etiquetado), la detección efectiva de contaminantes dentro de envases de vidrio sigue siendo un desafío técnico que sólo los rayos X han superado de forma efectiva y validada industrialmente. Por tanto, los casos de éxito documentados respaldan su selección como tecnología principal para el contexto planteado en este trabajo.

Aunque las tecnologías espectroscópicas como el NIR o la imagen hiperspectral han mostrado gran efectividad en la evaluación de calidad interna en alimentos no envasados o en materiales translúcidos, su aplicación en productos contenidos en envases de vidrio presenta obstáculos significativos. Un estudio realizado por Duda et al. (2013) demostró que la señal Raman de productos lácteos disminuye drásticamente cuando se introduce un frasco de vidrio entre la fuente láser y la muestra, debido a la dispersión del vidrio y la fluorescencia del envase [62].

De forma similar, Gowen et al. (2007) y Huang et al. (2014) señalaron que la imagen hiperspectral en el rango NIR-SWIR pierde precisión espectral cuando se trabaja a través de envases de vidrio, comprometiendo la calidad del análisis químico del contenido [50], [51]. Esto se debe a fenómenos de absorción y dispersión que alteran el espectro de reflectancia captado por el sensor, haciendo difícil la discriminación entre el producto y posibles contaminantes internos. Estos resultados experimentales justifican la exclusión de dichas tecnologías en aplicaciones industriales donde el vidrio actúe como barrera óptica.

3.3. Normativas y estándares de seguridad alimentaria (IFS, BRC, ISO 22000)

Las exigencias normativas en la industria alimentaria moderna constituyen uno de los principales motores para la implementación de tecnologías de inspección avanzadas. En particular, los estándares como IFS (International Featured Standards), BRC (British Retail Consortium) e ISO 22000 actúan como marcos reguladores que no solo velan por la seguridad y calidad

alimentaria, sino que también promueven la adopción de tecnologías objetivas, reproducibles y trazables en los procesos de producción y control de calidad [63], [64].

En el epígrafe anterior se ha demostrado cómo diversas empresas del sector alimentario han implementado tecnologías fotónicas —principalmente rayos X— para cumplir con requisitos normativos estrictos en productos envasados en vidrio. Estas implementaciones no responden únicamente a decisiones técnicas, sino a la necesidad de alinearse con exigencias de certificaciones que condicionan el acceso a mercados internacionales y a cadenas de distribución globales.

El estándar **IFS Food**, ampliamente adoptado en Europa, especifica en su capítulo 5.9 que se debe garantizar la ausencia de cuerpos extraños en el producto final, recomendando para ello sistemas de inspección basados en rayos X en caso de envases opacos o de difícil inspección óptica [63]. Por su parte, el estándar **BRCGS Food Safety**, en su cláusula 4.10, enfatiza la necesidad de inspección automatizada para detectar fragmentos de vidrio, metales u otros materiales en productos alimenticios, apoyando el uso de tecnologías penetrantes no destructivas [65]. Finalmente, la norma **ISO 22000:2018**, aunque más general, integra los principios del sistema HACCP y exige la validación de puntos críticos de control (CCP), entre los cuales se encuentra la detección de contaminantes físicos como parte esencial de la inocuidad alimentaria [64].

De forma indirecta, estas normativas impulsan la incorporación de tecnologías como la visión por rayos X en líneas de producción donde otros métodos ópticos o espectroscópicos no son capaces de garantizar el nivel de fiabilidad requerido, como ocurre en el caso de productos lácteos en frascos de vidrio. Esta presión normativa ha generado un mercado de soluciones industriales cada vez más sofisticadas y adaptadas a contextos concretos, como el de La Ermita Delicatessen, donde la inspección no destructiva del contenido es crítica para cumplir con los estándares exigidos por distribuidores y consumidores.

3.4. Evolución tecnológica en líneas de inspección: IA, multivista, digital twins

La evolución de los sistemas de inspección industrial ha estado marcada por la incorporación de tecnologías emergentes que permiten aumentar la precisión, eficiencia y adaptabilidad de los procesos de control de calidad. En el contexto de la inspección no destructiva basada en tecnologías fotónicas, esta evolución se ha visto impulsada por la convergencia con herramientas de inteligencia artificial (IA), arquitecturas multivista y gemelos digitales (digital twins), que permiten extraer el máximo rendimiento de las capacidades de detección y análisis de las técnicas ópticas.

3.5. Inteligencia artificial en sistemas fotónicos

La inteligencia artificial, especialmente mediante algoritmos de aprendizaje profundo (deep learning), ha transformado la forma en que se interpretan los datos adquiridos por sensores fotónicos. En aplicaciones de rayos X, espectroscopía o visión hiperspectral, el uso de redes neuronales convolucionales (CNN), máquinas de soporte vectorial (SVM) o redes de aprendizaje por transferencia ha permitido mejorar la detección de defectos, incluso en escenarios complejos con bajo contraste o ruido de fondo [51].

Un ejemplo ampliamente utilizado es el modelo YOLO (*You Only Look Once*), desarrollado originalmente por Redmon y actualmente mantenido por Ultralytics, el cual permite realizar detección de objetos en tiempo real con alta precisión y eficiencia computacional. Gracias a su arquitectura optimizada y capacidad de ser reentrenado para múltiples casos industriales, YOLO se ha convertido en una herramienta clave en líneas de inspección visual. En el contexto de control de calidad alimentario, este tipo de algoritmos se ha empleado exitosamente para detectar defectos en el etiquetado, presencia de cuerpos extraños visibles o fallos estructurales en los envases, complementando técnicas fotónicas como visión RGB o incluso imágenes por rayos X [66].

Estas soluciones basadas en IA pueden aprender a discriminar patrones de defectos, contaminantes o anomalías estructurales a partir de grandes volúmenes de datos previamente etiquetados, superando las limitaciones de los algoritmos clásicos de umbralado o segmentación geométrica.

Arquitecturas multivista para inspección 360°

La inspección multivista consiste en la adquisición de imágenes desde múltiples ángulos simultáneamente para obtener una cobertura completa del objeto. Esta técnica es especialmente útil en el caso de frascos de vidrio cilíndricos, donde una única vista puede ocultar defectos o contaminantes localizados en el lado opuesto al sensor. La combinación de cámaras posicionadas en diferentes planos o de sistemas rotativos sincronizados permite generar modelos tridimensionales parciales del envase y su contenido, aumentando la probabilidad de detección de defectos internos [67].

El uso de iluminación estructurada y cámaras multiespectrales en configuraciones multivista también ha demostrado ser eficaz para mejorar la uniformidad de inspección en productos con geometrías irregulares, como frascos de yogur, tarros de conservas o botellas de leche [49].

Digital twins en líneas de inspección

Los gemelos digitales son réplicas virtuales de procesos o sistemas físicos que permiten simular, predecir y optimizar el comportamiento de una línea de producción en tiempo real. En el ámbito de la inspección con tecnologías fotónicas, el uso de digital twins permite modelar las

condiciones ópticas, mecánicas y térmicas de la línea, optimizando parámetros como la posición del sensor, la intensidad de iluminación o la velocidad de transporte del producto [68].

Además, los digital twins pueden integrarse con sistemas de IA y datos históricos para detectar desviaciones del proceso, anticipar fallos o validar nuevas configuraciones de inspección sin detener la producción. En empresas del sector alimentario, ya se han implementado gemelos digitales de líneas de inspección por rayos X para simular escenarios de contaminación, evaluar la sensibilidad del sistema y establecer criterios de rechazo más precisos [69].

Conclusión

La integración de IA, visión multivista y gemelos digitales representa una evolución significativa en el uso de tecnologías fotónicas para inspección no destructiva. Estas herramientas no sólo amplifican las capacidades técnicas de los sensores ópticos, sino que también permiten una inspección más flexible, robusta y adaptativa. En el caso de productos envasados en vidrio, donde los requisitos de penetración, resolución y fiabilidad son críticos, estas innovaciones permiten acercarse a una inspección automatizada integral que garantice la seguridad alimentaria y la eficiencia productiva.

4. Estudio de caso: Inspección de productos lácteos en La Ermita Delicatessen

4.1. Perfil industrial de La Ermita Delicatessen

La Ermita Delicatessen es una empresa cántabra del sector agroalimentario con sede en Puente San Miguel (Cantabria), reconocida por la elaboración de productos gourmet a partir de materias primas de alta calidad y procesos artesanales combinados con tecnología avanzada. Fundada en 2002, la compañía ha experimentado un crecimiento sostenido gracias a una estrategia basada en la innovación, la sostenibilidad y la valorización de los productos locales [70], ver Anexo 3.

Su catálogo incluye platos preparados, conservas, salsas y, especialmente, postres lácteos como yogures, cuajadas y natillas, que constituyen el foco del presente estudio. Estos productos se comercializan en frascos de vidrio individuales, lo que no solo preserva sus propiedades físico-químicas y organolépticas, sino que también responde a una decisión estratégica alineada con la sostenibilidad ambiental y la percepción premium por parte del consumidor [71].

Desde el punto de vista industrial, La Ermita ha desarrollado una infraestructura flexible y tecnológicamente competente que le permite operar bajo estrictos estándares de higiene, trazabilidad y eficiencia productiva. La línea de postres lácteos opera con una cadencia media de aproximadamente **120 frascos por minuto**, lo que representa un reto importante para los sistemas de inspección de calidad convencionales [72]. Esta demanda de velocidad y precisión ha impulsado la adopción de tecnologías de inspección no destructiva basadas en principios fotónicos, que pueden implementarse en línea sin alterar el ritmo de producción.

La empresa se posiciona como un modelo representativo para la aplicación de tecnologías avanzadas en la industria alimentaria gracias a su combinación de tradición artesanal y modernización tecnológica. Su compromiso con la mejora continua, la seguridad alimentaria y el respeto al medio ambiente convierten este caso de estudio en un ejemplo útil para explorar soluciones basadas en inspección por rayos X, con potencial de ser replicadas en otras industrias con exigencias similares [73], [74]

4.2. Requisitos de calidad y detección de contaminantes en envases de vidrio

En el sector alimentario, los productos envasados en vidrio presentan un desafío singular en términos de inspección de calidad. Si bien el vidrio aporta ventajas sustanciales como la inercia química, la impermeabilidad y la percepción premium del consumidor, también introduce riesgos específicos relacionados con su fragilidad y la posibilidad de contaminación con fragmentos del propio material durante el llenado, cerrado o manipulación.

La normativa europea vigente, concretamente el Reglamento (CE) N.º 852/2004 relativo a la higiene de los productos alimenticios, establece que los operadores deben garantizar que los productos no representen riesgos para la salud del consumidor y que se mantenga la trazabilidad a lo largo de toda la cadena de producción [75]. A nivel técnico, los estándares IFS Food (versión 8) y BRCGS Food Safety (Issue 9) refuerzan estos principios, exigiendo la incorporación de sistemas automáticos de inspección y rechazo que aseguren la detección eficaz de cuerpos extraños en productos envasados [76], [65].

En el caso de La Ermita Delicatessen, cuya línea de postres lácteos opera con una cadencia aproximada de 120 frascos por minuto [72], se requieren tecnologías de inspección no destructiva capaces de funcionar en línea, con una elevada resolución espacial, tiempos de respuesta reducidos y mínima interferencia con el proceso productivo. El uso del vidrio incrementa la dificultad de detección mediante métodos ópticos convencionales, como visión RGB o NIR, debido a la dispersión interna de la luz, la variabilidad del contenido y el grosor del envase. Además, los contaminantes más críticos son densos, opacos o inorgánicos, como fragmentos metálicos, cerámicos o de vidrio, que no pueden ser identificados de forma fiable por técnicas superficiales.

En este contexto, los requisitos técnicos mínimos para un sistema de inspección efectivo en envases de vidrio incluyen:

- Alta sensibilidad a materiales densos y opacos.
- Capacidad de penetración sin distorsión del contenido.
- Procesamiento en tiempo real sin afectar la velocidad de línea.
- Detección volumétrica y tridimensional del contaminante.
- Generación de informes de trazabilidad y eventos críticos.

Estos requerimientos justifican la elección de sistemas basados en rayos X, que permiten un análisis volumétrico completo del contenido del envase, con independencia de la turbidez del producto, del color del recipiente o de la orientación del objeto contaminante. En consecuencia, la implementación de esta tecnología se alinea con los principios de seguridad alimentaria, eficiencia industrial y exigencias normativas.

4.3. Sistema de rayos X implementado: características y configuración

4.3.1. Fundamento físico de la inspección por rayos X

La inspección no destructiva mediante rayos X se fundamenta en el principio de atenuación diferencial de la radiación electromagnética al atravesar materiales con distinta composición, densidad electrónica y espesor, según se desarrolla en el epígrafe 2.1. Cuando un haz de fotones de

alta energía incide sobre un objeto, su intensidad se reduce de acuerdo con la ley de Beer-Lambert, en función del coeficiente de atenuación lineal (μ) del medio y del recorrido óptico:

$$I = I_0 \times e^{-\mu x}$$

donde I_0 es la intensidad inicial, I la intensidad transmitida, μ el coeficiente de atenuación lineal (dependiente del número atómico efectivo Z_{ef} , la densidad y la energía del fotón), y x el espesor del material atravesado.

En el sistema implementado por La Ermita Delicatessen, un tubo generador de rayos X opera en el rango de 30 a 60 kV, emitiendo un haz dirigido hacia los frascos de vidrio cargados con producto lácteo. A medida que la radiación atraviesa el envase y su contenido, sufre atenuación según las propiedades de los materiales presentes. La fracción remanente del haz es captada por un detector lineal de alta resolución (0,4 mm), que convierte la señal analógica en una imagen digital monocromática codificada en escala de grises, donde la intensidad está directamente relacionada con la densidad efectiva del objeto inspeccionado.

Este mecanismo permite discriminar visualmente entre el alimento homogéneo y eventuales cuerpos extraños (por ejemplo, fragmentos de vidrio, metal, cerámica, hueso o plásticos densos), que se manifiestan como zonas de mayor absorción en la imagen generada. La inspección ocurre en tiempo real, lo que posibilita la detección automatizada e inmediata de productos no conformes durante el proceso productivo. Véase el Anexo 4 para una ilustración visual del principio operativo descrito.

4.3.2. Características técnicas del sistema MEKI™

El modelo implementado por La Ermita es el **MEKI™**, desarrollado por Mekitec. Este equipo se caracteriza por su diseño compacto y su alta eficiencia en la inspección de productos envasados en líneas de alta velocidad. Sus principales características técnicas incluyen [77]:

- **Potencia de rayos X:** 30–60 kV, 0,2–2,5 mA, con una potencia máxima de 100 W.
- **Resolución del detector:** 0,4 mm con escáner lineal.
- **Velocidad de la cinta transportadora:** hasta 1,3 m/s (4,27 ft/s), permitiendo inspeccionar 120 frascos por minuto.
- **Carga máxima del transportador:** 5 kg.
- **Software de análisis:** Mekitec X-Ray Inspection System, compatible con Windows 10.
- **Conectividad:** Ethernet y USB, con pantalla TFT de 12” como interfaz de usuario.
- **Higiene y seguridad:** Cumple con IP54 y garantiza una fuga de radiación menor a 1 μ Sv/h.

- **Condiciones de operación:** Temperatura ambiente de 0–35°C y humedad relativa de 30–85%.

4.3.3. Integración y operatividad en línea

El sistema MEKI™ ha sido configurado para integrarse en la línea de inspección final de La Ermita, justo antes del empaquetado. El sensor está posicionado para realizar una inspección transversal en cada frasco, detectando cuerpos extraños en el contenido del envase. En caso de detectar anomalías, el sistema activa un mecanismo automático de rechazo sin necesidad de detener la línea. Para ver diagrama del flujo de inspección, visitar Anexo 5.

La combinación de resolución, velocidad y sensibilidad posiciona al MEKI™ como una solución ideal para industrias que requieren inspección no destructiva en tiempo real sobre productos en envases complejos como el vidrio.

4.3.4. Justificación tecnológica

La elección de este sistema responde a la imposibilidad de aplicar tecnologías ópticas tradicionales, como visión RGB o NIR, debido a la opacidad del vidrio ante longitudes de onda visibles o infrarrojas. Solo la radiación de alta energía como los rayos X permite obtener imágenes internas del producto con fiabilidad y sin degradar el envase ni comprometer la integridad del producto. Además, el sistema permite cumplir con normativas como IFS Food y BRCGS en lo referente a la gestión de peligros críticos y trazabilidad [63].

4.4. Desarrollo del sistema digital de posprocesado de imágenes

Con el objetivo de reforzar la fiabilidad del proceso de inspección por rayos X en la línea de producción de postres lácteos envasados en vidrio, se ha desarrollado e implementado un sistema digital de posprocesado de imágenes basado en inteligencia artificial. Esta solución, diseñada específicamente para operar en paralelo al software de inspección nativo de la máquina MEKI™, responde a la necesidad de mejorar la tasa de detección de cuerpos extraños y mitigar el riesgo de falsos negativos previamente reportados por el cliente.

El sistema se estructura como una arquitectura cliente-servidor distribuida, que combina herramientas de vigilancia de archivos (*watchdog*), comunicación en tiempo real mediante WebSockets, un servidor de inferencia con FastAPI y un modelo de red neuronal convolucional YOLO-M entrenado para clasificación binaria de imágenes radiográficas. La integración con el sistema de control (PLC) permite actuar de forma automática sobre la línea de producción, rechazando de manera autónoma aquellos envases clasificados como no conformes. Este epígrafe

describe de forma detallada la lógica del sistema, los fundamentos tecnológicos implicados y las ventajas operativas obtenidas a partir de su implementación.

4.4.1. Contexto y necesidad del posprocesado personalizado

A pesar de contar con un software de clasificación integrado en el sistema de inspección por rayos X MEKI™, La Ermita Delicatessen reportó fallos recurrentes en la detección que permitieron la salida de productos contaminados (*fugas*), lo que supuso riesgos tanto comerciales como para la seguridad alimentaria. Estas deficiencias, relacionadas principalmente con la dificultad de detectar contaminantes pequeños o de bajo contraste, evidencian la limitada sensibilidad de los algoritmos tradicionales de inspección por umbrales de densidad.

Con el objetivo de aumentar la fiabilidad del proceso, se desarrolló un sistema externo de **posprocesado digital inteligente**, basado en visión por computador e inteligencia artificial. Esta solución se implementó como una arquitectura paralela al software original, de modo que su funcionamiento no interfiriese con el ciclo de inspección de la máquina MEKI™ ni comprometiera los tiempos de respuesta de la línea de producción.

Para la clasificación automática de las imágenes radiográficas generadas por el sistema de rayos X, se empleó un modelo de red neuronal convolucional tipo YOLO-M, especializado en tareas de clasificación binaria. Este tipo de arquitectura se caracteriza por su alta velocidad de inferencia y precisión, siendo capaz de analizar imágenes en tiempo real y discriminar entre productos "OK" y "NO_OK" a partir de patrones sutiles en la imagen [66], [78], [79].

A diferencia de los algoritmos clásicos basados en análisis geométrico o umbralado simple, los modelos YOLO utilizan una arquitectura unificada que permite procesar de forma eficiente el contenido completo de una imagen, extrayendo características jerárquicas mediante convoluciones profundas [66]. Su implementación en este entorno industrial permite alcanzar niveles más altos de precisión sin afectar el rendimiento de la línea, ver Anexo 9 para mas información sobre la estructura del sistema y Anexo 10 para ver algunas funciones del código.

La solución se apoya en una arquitectura distribuida basada en tecnologías de código abierto, como **Watchdog** para la monitorización de archivos en tiempo real [80], **WebSockets** para la transmisión de imágenes entre equipos de distinta plataforma [81] y **FastAPI** como servidor de inferencia ligera [82]. Esta arquitectura ofrece además escalabilidad y modularidad, facilitando su adaptación futura a otros productos o líneas de producción.

4.4.2. Estructura del sistema distribuido y lógica de funcionamiento

El sistema digital de posprocesado implementado para el análisis de imágenes de rayos X en la línea de producción de La Ermita Delicatessen se basa en una arquitectura distribuida, compuesta por dos nodos principales: un equipo con sistema operativo Windows, encargado de la adquisición y almacenamiento inicial de las imágenes, y un segundo equipo con sistema operativo Ubuntu, donde se centraliza el procesado inteligente de las mismas mediante modelos de clasificación basados en inteligencia artificial.

El equipo Windows alberga el software propietario de la máquina de rayos X, el cual genera y almacena de forma local las imágenes de inspección en un directorio específico. Debido a limitaciones propias del sistema operativo Windows y de la biblioteca **watchdog** utilizada para monitorizar la creación de archivos, se identificaron restricciones en la capacidad para observar eventos de creación en directorios de red o compartidos de forma remota desde una máquina con Linux. Estas limitaciones incluyen la no disponibilidad de eventos de tipo **IN_CREATE** o **IN_CLOSE_WRITE** sobre sistemas de archivos remotos SMB/CIFS, así como la ausencia de señales recursivas al trabajar con volúmenes montados desde contenedores Docker [80].

Por esta razón, se optó por implementar un microservicio ligero en el propio equipo Windows. Este servicio, desarrollado en Python y convertido a ejecutable mediante un conversor **.exe**, emplea **watchdog** para detectar en tiempo real la creación de nuevas imágenes y enviarlas mediante un protocolo WebSocket a un cliente residente en el equipo Ubuntu. La elección de WebSocket frente a otros métodos de transmisión (como SCP o SFTP sobre SSH) se fundamenta en su baja latencia, persistencia de conexión y capacidad para el envío eficiente de flujos de datos binarios sin overhead adicional. Además, las pruebas iniciales evidenciaron incompatibilidades esporádicas al realizar transferencias automáticas por SSH entre sistemas Windows y Ubuntu, relacionadas con permisos de red compartida, bloqueos de archivos en uso y diferencias en el sistema de notificación de cambios en el sistema de archivos [81].

El equipo Ubuntu actúa como núcleo de procesamiento. Una aplicación centralizada en Python recibe las imágenes mediante un cliente WebSocket, las almacena en una base de datos y las somete a análisis mediante un modelo **YOLO-M** de clasificación previamente entrenado. En función del resultado (**OK** o **NO_OK**), el sistema actualiza un registro histórico y emite una señal digital de 24V al PLC encargado del rechazo físico de productos en la línea. Este flujo de trabajo se complementa con una interfaz web desarrollada sobre FastAPI y desplegada en Docker, que permite a los operarios visualizar en tiempo real los resultados del análisis y consultar el histórico de inspecciones anteriores.

En conjunto, esta arquitectura permite desacoplar el sistema de adquisición del sistema de inferencia, habilitando una solución robusta, escalable y fácilmente mantenible. La modularidad del sistema permite incorporar futuras mejoras tanto en la lógica de decisión como en la interfaz, sin impactar en la operación de la máquina de rayos X.

4.4.3. Infraestructura técnica de soporte: **watchdog**, **websocket** y **FastAPI**

El sistema digital de posprocesado requiere una arquitectura distribuida capaz de detectar imágenes nuevas generadas por el equipo de inspección por rayos X, transmitir las de forma eficiente al servidor de análisis, y gestionar su procesamiento y visualización. Para ello, se implementó una solución compuesta por tres elementos clave: el módulo de vigilancia de archivos **watchdog**, un canal de comunicación mediante **websocket** y una API desarrollada en **FastAPI** para la recepción y gestión del flujo de datos.

La librería **watchdog** fue desplegada en el equipo Windows responsable de ejecutar el sistema de rayos X. Su objetivo es monitorear en tiempo real el directorio local donde se almacenan las imágenes resultantes del escaneo. Esta herramienta permite detectar eventos de creación, modificación o eliminación de archivos sin necesidad de realizar una exploración activa del contenido del directorio, lo cual resulta esencial para garantizar una baja latencia en el sistema [80]. No obstante, se identificaron limitaciones operativas al intentar implementar **watchdog** directamente sobre carpetas de red remotas desde el entorno Ubuntu. Estas limitaciones se deben a que los sistemas de archivos compartidos mediante protocolos como SMB no emiten notificaciones de eventos de archivo compatibles con **watchdog**, especialmente cuando se ejecuta desde contenedores Docker, como en el caso de esta aplicación.

Como solución a esta restricción, se optó por desarrollar un módulo de transmisión en Windows que, al detectar una nueva imagen, la envía a través de un **websocket** al servidor de análisis ejecutándose en Ubuntu. Este tipo de conexión permite mantener un canal persistente y bidireccional, ideal para flujos de datos en tiempo real, superando las limitaciones de otras alternativas como SCP o FTP, que pueden presentar incompatibilidades entre sistemas operativos o generar latencias innecesarias.

En el entorno Ubuntu, la aplicación de recepción fue desarrollada con **FastAPI**, un framework moderno y asíncrono para la construcción de APIs web en Python. **FastAPI** permite integrar de forma nativa servidores **websocket**, gestionando múltiples conexiones simultáneas de forma eficiente y con un código fácilmente escalable y mantenible [82], [81].

Esta infraestructura técnica de soporte ha permitido establecer una cadena de transmisión robusta, escalable y en tiempo real, adecuada para un entorno industrial exigente, y plenamente compatible con los requisitos de la aplicación dockerizada y la arquitectura cliente-servidor establecida.

4.4.4. Preprocesado de imagen mediante ecualización adaptativa (CLAHE)

Uno de los pasos fundamentales del sistema de posprocesado es la mejora de la calidad visual de las imágenes generadas por el sistema de rayos X antes de ser clasificadas por el modelo de inteligencia artificial. La imagen original, aunque suficiente para la inspección visual básica, puede presentar contrastes poco pronunciados que dificultan la segmentación de imperfecciones o contaminantes sutiles mediante técnicas automáticas. Para superar esta limitación, se incorpora un preprocesado basado en la ecualización adaptativa del histograma, concretamente mediante la técnica CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization).

CLAHE es una variante avanzada de la ecualización de histograma tradicional, que mejora el contraste de forma local, dividiendo la imagen en pequeñas regiones denominadas *tiles* y ajustando el histograma de cada una de forma independiente. A diferencia de métodos globales, CLAHE evita la amplificación del ruido al establecer un límite de contraste (*clip limit*) en cada región, lo que la hace especialmente adecuada para imágenes con variabilidad de intensidad o detalles sutiles, como las de rayos X industriales [83].

La aplicación de CLAHE en este contexto tiene un doble beneficio: por un lado, permite resaltar estructuras internas y anomalías que podrían pasar desapercibidas en la imagen original; por otro lado, mejora la discriminabilidad del modelo de clasificación YOLO-M, al incrementar el contraste entre regiones relevantes y el fondo. Esta mejora es crítica en escenarios donde los defectos presentan densidades similares al producto o tamaños reducidos, lo cual es frecuente en productos alimentarios con envases complejos, ver Anexo 8.

El preprocesado se realiza de forma automática en el pipeline de análisis, justo antes de la etapa de inferencia del modelo. Se utilizan configuraciones óptimas de tamaño de *tiles* (por ejemplo, 8×8 o 16×16 píxeles) y valores ajustados de *clip limit* (típicamente entre 2.0 y 4.0), definidos empíricamente durante la fase de validación del sistema. El resultado es una imagen con una redistribución más uniforme de los niveles de gris, con bordes más definidos y mejor separación de estructuras internas, como se muestra en el Anexo 7.X.

Desde una perspectiva fotónica y computacional, la integración de CLAHE en el flujo de trabajo representa un ejemplo claro de cómo el tratamiento digital de imagen puede reforzar la

eficiencia de sistemas ópticos, combinando fundamentos físicos con procesamiento algorítmico adaptado al entorno industrial.

4.4.5. Clasificación mediante YOLO-M: principio, entrenamiento y ejecución

La clasificación automática de imágenes capturadas por el sistema de rayos X se realiza mediante una red neuronal convolucional basada en la arquitectura YOLO (You Only Look Once), adaptada para tareas de clasificación binaria. En lugar de identificar y localizar múltiples objetos dentro de una imagen, como es habitual en los modelos YOLO de detección, en este caso se emplea un modelo tipo YOLO-M (versión optimizada y ligera) configurado exclusivamente para determinar si el producto inspeccionado es "OK" o "NO_OK", es decir, si cumple los criterios de calidad definidos por la empresa [78].

Estructura interna del modelo y flujo de inferencia

El modelo YOLO-M de clasificación está basado en una red CNN (Convolutional Neural Network) con múltiples capas convolucionales que extraen progresivamente características espaciales y texturales relevantes a partir de la imagen de entrada. Estas capas están intercaladas con funciones de activación tipo Leaky ReLU, operaciones de normalización (*Batch Normalization*) y mecanismos de *pooling* que reducen la resolución espacial al tiempo que conservan la información semántica. Al final de la red, las características extraídas se aplanan (*flattening*) y se introducen en una o más capas completamente conectadas que generan una probabilidad asociada a cada clase.

La decisión final se obtiene a partir de una función sigmoide que produce una puntuación entre 0 y 1, considerando como umbral de clasificación un valor predefinido (típicamente 0,5). Este esquema permite una inferencia en tiempo real con alta eficiencia, lo cual es indispensable en entornos industriales donde el ritmo de producción impone limitaciones estrictas en el tiempo de procesamiento [66].

Preprocesado y normalización de la imagen para la red

Antes de ser introducida en el modelo, cada imagen generada por el sistema de rayos X es redimensionada a una resolución estándar (en este caso, 640×640 px) y normalizada a un rango [0, 1]. Como parte crítica del pipeline, se implementa un módulo de ecualización adaptativa del histograma CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization), que mejora el contraste local sin amplificar excesivamente el ruido. Esta técnica es especialmente útil en imágenes de rayos X, donde los defectos o contaminantes pueden presentar variaciones de intensidad muy leves que pasarían desapercibidas en histogramas globales. La combinación de CLAHE con YOLO-M

potencia la sensibilidad del sistema ante imperfecciones sutiles, mejorando la tasa de detección sin aumentar falsos positivos [83].

Entrenamiento supervisado con dataset industrial

El modelo YOLO-M fue entrenado en un entorno supervisado utilizando un conjunto representativo de imágenes reales capturadas durante la producción en La Ermita Delicatessen. Estas imágenes fueron anotadas manualmente y balanceadas entre ambas clases (OK y NO_OK), asegurando diversidad en cuanto a lotes, condiciones de producción y variabilidad estructural del producto.

El proceso de entrenamiento se realizó en un entorno Linux con aceleración por GPU, utilizando una función de pérdida binaria cross-entropy y el optimizador Adam con tasas de aprendizaje adaptativas. La validación cruzada y los análisis de precisión-recall permitieron ajustar el modelo hasta alcanzar métricas de precisión superiores al 96%, garantizando un rendimiento robusto ante nuevas muestras.

Ejecución e integración en el sistema

Durante el ciclo de inspección, una vez recibida la imagen por el cliente WebSocket del ordenador de procesamiento (Ubuntu), esta se somete a preprocesado con CLAHE y se introduce como entrada al modelo YOLO-M ya entrenado. El resultado de la clasificación se almacena en la base de datos junto a la imagen y otros metadatos, y se emite una señal al PLC que determina la aceptación o rechazo del producto. Esta lógica se ejecuta de forma continua en un sistema dockerizado, asegurando estabilidad y escalabilidad operativa.

Evaluación del rendimiento del modelo

Durante el proceso de entrenamiento del modelo YOLO-M, se observó una rápida convergencia de la función de pérdida (loss), estabilizándose por debajo de 0,05 tras aproximadamente 150 épocas. La precisión de clasificación top-1 en el conjunto de validación alcanzó un valor superior al 97 %, lo que evidencia la capacidad del modelo para generalizar sobre muestras no vistas. Asimismo, la matriz de confusión mostró una elevada tasa de verdaderos positivos y negativos, con mínimos errores de clasificación entre flanes defectuosos y no defectuosos. Específicamente, se obtuvo una sensibilidad (recall) del 0,94 para la clase defectuosa y una precisión del 0,98 para la clase no defectuosa, según la matriz de confusión normalizada. Estas métricas reflejan que el sistema es capaz de detectar anomalías sutiles sin incurrir en una tasa elevada de falsos positivos.

Los resultados visuales generados por el sistema también mostraron coherencia en la detección, con etiquetas clasificadas correctamente en la gran mayoría de las imágenes de testeo.

Esta fiabilidad es clave para garantizar la eficacia operativa del sistema en línea y validar su idoneidad para su uso industrial en entornos reales de inspección alimentaria, ver Anexo 7.

4.4.6. Integración con PLC y base de datos industrial

Una vez realizada la clasificación de la imagen por parte del modelo YOLO-M, el sistema debe tomar una decisión de control en tiempo real sobre el producto inspeccionado. Para ello, se implementa un mecanismo de integración entre el software de análisis y el autómata programable (PLC) que gobierna la línea de producción.

La comunicación con el PLC se realiza mediante el protocolo **Modbus TCP/IP**, una solución estándar ampliamente utilizada en entornos industriales para la transferencia de datos entre dispositivos. El sistema utiliza una librería interna basada en Python, denominada `pypLc`, desarrollada por la propia empresa, que permite activar una salida digital de 24 V cuando se detecta un producto clasificado como no conforme. Esta salida activa el mecanismo de rechazo físico del sistema automatizado.

Paralelamente, se integra una **base de datos no relacional MongoDB**, contenida en una imagen Docker dentro del backend principal del sistema. Esta base de datos almacena, por cada ciclo de inspección, la imagen original procesada, la predicción del modelo, la fecha y hora, así como el resultado final de la inspección (OK/NO_OK). La arquitectura diseñada facilita la **trazabilidad integral del producto**, permitiendo revisar el historial de inspecciones y detectar posibles errores o patrones recurrentes. Este nivel de trazabilidad no estaba disponible en el software nativo del equipo MEKI, lo que justifica la implementación de este sistema externo como valor añadido funcional.

Esta integración entre la red neuronal, el sistema de control industrial y la base de datos documentaliza de forma completa cada inspección, consolidando un flujo robusto entre visión artificial, automatización y gestión de la calidad.

4.4.7. Interfaz de visualización y comunicación con el cliente

Con el objetivo de ofrecer una herramienta comprensible, accesible y útil para el personal de planta y supervisores de calidad, se desarrolló una interfaz web que centraliza las funciones clave del sistema y facilita la comunicación efectiva entre los módulos de inspección y los operarios.

Esta interfaz está construida sobre una arquitectura cliente-servidor, donde el backend (gestionado mediante FastAPI) se comunica de forma continua con el frontend a través de

`websockets`, lo que permite actualizaciones en tiempo real del estado del sistema. La información mostrada incluye: imágenes procesadas por el modelo YOLO, predicción de clase (defectuoso/no defectuoso), hora de clasificación, y estado del sistema (online/offline). Además, se incluye un apartado de diagnóstico técnico para verificar el estado de las conexiones y los contenedores Docker implicados en la ejecución del sistema distribuido.

Desde el punto de vista funcional, la interfaz cumple con varios requisitos industriales esenciales:

- **Visualización en tiempo real** de las imágenes analizadas junto con su clasificación.
- **Acceso al histórico de inspecciones**, mediante conexión directa con la base de datos MongoDB.
- **Filtrado por fechas y tipo de defecto**, lo que permite realizar análisis retrospectivos.
- **Notificación de eventos críticos**, como fallos de comunicación o desconexión de dispositivos.

Además, el diseño visual se adaptó a las necesidades de uso en planta, priorizando la simplicidad, el contraste de colores y la legibilidad a distancia. Este aspecto fue desarrollado en colaboración con el cliente final, lo que garantizó la adecuación a sus requerimientos operativos y mejoró significativamente la experiencia de usuario frente a sistemas anteriores más opacos y de difícil interpretación.

En conjunto, esta interfaz no solo permite la supervisión efectiva del sistema de inspección automática, sino que también actúa como puente entre el sistema de visión artificial y el entorno humano de decisión, habilitando acciones correctivas inmediatas y aumentando la confianza del cliente en el nuevo sistema.

4.4.8. **Ventajas del sistema implementado: precisión, trazabilidad y automatización**

El sistema de inspección desarrollado presenta una serie de ventajas clave que lo posicionan como una solución robusta y altamente competitiva dentro del entorno industrial de control de calidad. A continuación, se destacan los tres pilares fundamentales que justifican su adopción: **precisión, trazabilidad y automatización**.

Precisión en la clasificación

Gracias a la implementación de un modelo YOLO-M entrenado específicamente sobre imágenes de rayos X de los productos, el sistema alcanzó valores de precisión superiores al 95% en pruebas de validación, con un comportamiento estable y una baja tasa de falsos positivos y

negativos (ver matrices de confusión en los anexos correspondientes). Esta capacidad de discriminación permite identificar defectos sutiles en el contenido o en el cierre del envase que podrían pasar desapercibidos en inspecciones manuales, contribuyendo directamente a la mejora de la calidad del producto final.

Trazabilidad completa del proceso

La integración del sistema con una base de datos MongoDB permite almacenar de forma estructurada toda la información generada durante la inspección: imagen original, predicción del modelo, fecha y hora, y metadatos asociados. Esta trazabilidad permite a los responsables de calidad consultar el histórico de decisiones tomadas, auditar el comportamiento del sistema ante reclamos, y establecer correlaciones con lotes, operarios o turnos de producción. Se trata de una funcionalidad inexistente en el software nativo del sistema de inspección MEKI, que trabajaba de forma cerrada y sin persistencia de datos útiles.

Automatización e integración en línea

El sistema actúa en tiempo real y está completamente integrado en la línea de producción mediante la activación de salidas eléctricas al PLC a través del protocolo Modbus. Esta característica permite una **automatización total del proceso de rechazo**, sin intervención humana. De este modo, se reduce la carga operativa sobre el personal, se eliminan los errores humanos y se garantiza la uniformidad en la toma de decisiones. Además, el uso de librerías como `watchdog` y `FastAPI`, y la contenerización de los servicios en Docker, permite un despliegue reproducible, portable y fácilmente escalable a otras líneas de inspección o instalaciones industriales.

En conjunto, estas tres características fortalecen no solo el desempeño técnico del sistema, sino su alineación con los principios de la Industria 4.0: inteligencia descentralizada, conectividad, y toma de decisiones basada en datos. La solución desarrollada, al superar en funcionalidad y rendimiento al software comercial anterior, constituye una mejora sustancial para la empresa en términos de calidad del producto, eficiencia operativa y capacidad de respuesta ante exigencias regulatorias o del cliente.

4.5. Análisis técnico del rendimiento del sistema

El sistema de inspección por rayos X MEKI™, implementado en la línea de postres lácteos de La Ermita Delicatessen, ha demostrado un rendimiento técnico alineado con los exigentes requisitos operativos de la industria alimentaria premium. La evaluación de su desempeño se puede estructurar en función de los siguientes parámetros clave: sensibilidad de detección, tasa de falsos

positivos/negativos, capacidad de integración con el flujo productivo y estabilidad operativa en condiciones industriales.

4.5.1. Sensibilidad y resolución

La resolución espacial del detector lineal de 0,4 mm, junto con el software de análisis de imágenes de alta precisión, permite la detección de cuerpos extraños inorgánicos de tamaño igual o superior a 1,0 mm en envases de vidrio, incluso cuando estos se encuentran parcialmente ocultos por el contenido del frasco [77]. Este nivel de sensibilidad es especialmente relevante para la detección de fragmentos de vidrio, los cuales presentan un perfil radiográfico similar al del propio envase, pero son diferenciables gracias a su ubicación, morfología y contraste de densidad.

4.5.2. Tasa de detección y fiabilidad

Durante las pruebas de validación y las operaciones regulares de producción, el sistema ha mantenido una tasa de detección superior al 99,5% para objetos densos (vidrio, metal, cerámica) simulados mediante patrones de prueba según las especificaciones de la norma UNE-EN 1672-2 [84]. La tasa de falsos positivos se ha mantenido por debajo del 1%, lo cual es fundamental para evitar rechazos injustificados de productos aptos, que podrían comprometer la eficiencia y los costes del proceso.

4.5.3. Eficiencia operativa en línea

Operando a una velocidad de línea de 120 frascos por minuto, el sistema MEKI™ mantiene una inspección continua sin ralentización ni cuellos de botella, gracias a su velocidad de procesamiento de imagen y a su integración con el sistema automático de rechazo. La capacidad de almacenar datos de inspección por lote y frasco individual, así como su conectividad Ethernet para trazabilidad en red, permite una trazabilidad completa y auditorías conforme a estándares IFS y BRCGS [63].

4.5.4. Robustez, mantenimiento y adecuación higiénica

La robustez del sistema y su diseño conforme al estándar IP54 han demostrado ser adecuados para entornos húmedos y con exigencias de limpieza frecuente. La unidad requiere un mantenimiento mínimo, limitado a revisiones periódicas del tubo emisor, calibración del detector y verificación de fugas de radiación. Además, su compatibilidad con procedimientos CIP (clean-in-place) garantiza la no interferencia con los protocolos de higiene de la planta [77].

4.5.5. *Limitaciones técnicas observadas*

A pesar de su elevado rendimiento, el sistema presenta algunas limitaciones propias de la tecnología por rayos X. Entre ellas, destaca la menor sensibilidad ante contaminantes de baja densidad como plásticos blandos o madera, cuya señal radiográfica puede ser similar al fondo del producto. No obstante, estos materiales no constituyen contaminantes críticos en la línea de La Ermita, dado el tipo de materias primas utilizadas y el control previo en etapas anteriores del proceso [72].

4.6. **Justificación técnica de la elección frente a otras alternativas fotónica**

La selección de un sistema de inspección por rayos X para la línea de postres lácteos envasados en vidrio de La Ermita Delicatessen responde a una necesidad crítica: garantizar la detección de cuerpos extraños dentro de envases opacos y densos sin comprometer la integridad del producto ni la eficiencia de la línea de producción. En el contexto de una cadencia de 120 frascos por minuto y con materiales de envasado como el vidrio, que dificultan la penetración de muchas tecnologías ópticas convencionales, la inspección por rayos X se posiciona como una solución idónea.

Frente a otras tecnologías fotónicas evaluadas en el estado del arte —como la espectroscopía NIR, la termografía infrarroja o la visión hiperspectral— los rayos X presentan ventajas técnicas fundamentales. Mientras que técnicas como la espectroscopía NIR o la visión hiperspectral requieren una interacción superficial con el producto y presentan dificultades en la penetración a través de materiales densos como el vidrio, los sistemas de rayos X permiten la visualización interna con alta resolución incluso en presencia de productos opacos o envases con geometría compleja [60], [61], [72].

Asimismo, la robustez del sistema frente a contaminantes inorgánicos densos —como fragmentos de vidrio, metal o piedras— es considerablemente superior. En el caso concreto de la tecnología MEKI de Mekitec implementada en La Ermita, el uso de detectores lineales de alta sensibilidad, algoritmos de análisis de densidad y una arquitectura compacta permiten una integración sencilla en líneas existentes sin necesidad de modificar la disposición productiva [77]. Esta capacidad de integración y su rendimiento a alta velocidad lo convierten en una herramienta eficiente para aplicaciones industriales exigentes, como las que presenta La Ermita.

Por otro lado, alternativas como la termografía infrarroja o la visión artificial RGB han mostrado aplicaciones valiosas en control de defectos superficiales o en la medición de temperatura y color, pero no son aplicables en la detección de cuerpos extraños en el interior de productos envasados en vidrio, debido a su limitada capacidad de penetración.

En suma, la elección del sistema de rayos X se justifica no solo por su compatibilidad física con el entorno productivo y la naturaleza del envase, sino también por la superioridad técnica frente a otras tecnologías fotónicas no destructivas, lo que refuerza su idoneidad en términos de eficacia, fiabilidad y cumplimiento normativo [75], [61], [65].

5. Discusión, Conclusiones y Proyección Tecnológica

5.1. Evaluación técnica y académica de la solución implementada

La implementación de un sistema de inspección por rayos X en la línea de producción de postres lácteos en envases de vidrio de La Ermita Delicatessen constituye una aplicación sólida y coherente de los principios fotónicos estudiados durante el máster. Esta solución se fundamenta en la interacción de la radiación ionizante con la materia, concretamente en los mecanismos de atenuación fotoeléctrica y dispersión Compton, cuya dependencia del número atómico efectivo y de la densidad permite una discriminación efectiva entre el contenido alimentario y los posibles contaminantes sólidos.

Frente a la opacidad y complejidad geométrica del vidrio —limitante para técnicas ópticas convencionales como la espectroscopía NIR, la imagen hiperespectral o la termografía infrarroja—, el sistema MEKI ha demostrado su capacidad para generar imágenes de transmisión con un contraste suficiente para detectar cuerpos extraños inorgánicos (vidrio, metal, piedra) incluso a alta cadencia de trabajo (hasta 120 frascos por minuto). Esta robustez técnica se apoya en una arquitectura de inspección lineal con sensor de conversión indirecta (escintilador + fotodiodos), que permite adquirir información volumétrica no destructiva en tiempo real, cumpliendo con las exigencias normativas y operativas del sector alimentario.

Desde un punto de vista funcional, el sistema presenta limitaciones propias de su principio físico. La presencia de burbujas, densidades irregulares o zonas con geometría curva puede inducir artefactos, comprometiendo la sensibilidad o generando falsos positivos. Sin embargo, estas limitaciones son aceptables dentro del contexto industrial, y pueden ser mitigadas mediante calibraciones adaptativas, estrategias de umbralización inteligente o técnicas de procesamiento de imagen multietapa.

La elección de rayos X como tecnología principal en esta línea de producción se revela adecuada no solo por su rendimiento técnico, sino también por su independencia de las propiedades ópticas superficiales del envase, permitiendo una inspección robusta independientemente de factores como coloración del vidrio, presencia de etiquetas o condensación superficial.

A nivel académico, esta implementación representa una experiencia formativa integral. Se ha abordado desde la física fundamental del contraste radiativo hasta la aplicación práctica en un entorno industrial real, lo que ha requerido la movilización de competencias analíticas, comparativas y de redacción científica. El caso permite constatar cómo los principios estudiados en el Máster en Fotónica se traducen en soluciones tangibles para retos industriales complejos,

consolidando el rol estratégico de la fotónica como vector de innovación en sectores clave como la seguridad alimentaria y la automatización de procesos.

5.2. Limitaciones, márgenes de mejora y visión fotónica avanzada

Pese a la eficacia operativa demostrada por el sistema de inspección por rayos X implementado en la línea de postres lácteos envasados en vidrio, persisten ciertas limitaciones inherentes tanto al principio físico de la técnica como a su implementación industrial actual. Desde una perspectiva fotónica avanzada, es crucial identificar los márgenes de mejora y explorar posibles direcciones de evolución tecnológica que permitan ampliar su rendimiento y adaptabilidad en entornos productivos cada vez más exigentes.

En primer lugar, la inspección por rayos X se basa en la atenuación diferencial de fotones de alta energía en función del número atómico efectivo y la densidad de los materiales atravesados. Esta característica, si bien resulta altamente eficaz para detectar cuerpos extraños inorgánicos (como vidrio, metales o cerámica), presenta notorias dificultades frente a contaminantes de baja densidad o similares al alimento (plásticos blandos, fragmentos vegetales o huesos finos), cuya absorción es apenas diferenciable del contenido del producto. Esta limitación afecta directamente a la sensibilidad global del sistema cuando se requiere una detección exhaustiva.

Asimismo, los sistemas comerciales actuales operan con adquisiciones 2D, lo cual introduce zonas de baja detectabilidad en regiones geoméricamente complejas del envase, como bordes curvos o fondos cóncavos. Aunque existen configuraciones multivista o tomográficas que mitigan parcialmente estos efectos, su implementación conlleva mayores costes y una complejidad operativa que puede no ser viable en líneas de alta cadencia.

Desde el punto de vista del procesamiento, la lógica de detección se apoya en algoritmos clásicos basados en umbrales de contraste y patrones geoméricos, lo que limita su capacidad para adaptarse a escenarios con alta variabilidad de producto. La introducción de modelos de inteligencia artificial, como redes neuronales convolucionales específicamente entrenadas sobre datasets de productos reales, representa un avance significativo. La incorporación de arquitecturas como YOLOv8 o modelos similares puede reducir falsos positivos y optimizar la detección de anomalías sutiles, reforzando la robustez del sistema sin sacrificar velocidad.

Otra línea de mejora estratégica se vincula con la posibilidad de integrar tecnologías fotónicas complementarias. Aunque las técnicas espectroscópicas como NIR o HSI presentan dificultades para penetrar envases de vidrio, su aplicación en puntos previos o posteriores a la inspección por rayos X puede ofrecer información adicional sobre el estado del contenido,

permitiendo así una visión multicanal más precisa del producto. Esta fusión tecnológica es coherente con las tendencias actuales en digitalización e industria 4.0.

Finalmente, desde una visión avanzada, se plantea la transición hacia sistemas ciberfísicos inteligentes, donde sensores fotónicos, algoritmos de procesamiento, trazabilidad y simulación converjan en entornos virtuales integrados (digital twins). Estas plataformas permitirían optimizar la toma de decisiones en tiempo real, anticipar fallos, y adaptar el sistema de inspección a variaciones de producto, lote o condiciones de producción. En este contexto, el conocimiento fotónico debe orientarse no solo a mejorar la capacidad sensora, sino a garantizar su integración efectiva en sistemas autónomos, resilientes y sostenibles.

En conclusión, el sistema actual constituye una solución sólida, pero en evolución. Las posibilidades de mejora se abren en el plano de la sensibilidad espectral, el modelado de imagen, la integración digital y la interacción con otras tecnologías ópticas. Su análisis desde la óptica del máster en fotónica permite identificar oportunidades reales de innovación aplicable, posicionando al ingeniero especializado como agente clave en el desarrollo de soluciones industriales avanzadas y competitivas.

5.3. Proyección futura: digitalización, inteligencia artificial e inspección espectral

A partir de la validación técnico-fotónica realizada en este trabajo, se identifican diversas líneas de evolución tecnológica que podrían ampliar las capacidades funcionales del sistema actual, adaptándolo a nuevas exigencias de calidad, trazabilidad y sostenibilidad en la industria alimentaria.

5.3.1. Inteligencia artificial para inspección adaptativa y caracterización espectral

Los sistemas actuales de inspección por rayos X operan fundamentalmente mediante reglas estáticas de contraste y umbrales de densidad. La incorporación de algoritmos de inteligencia artificial, particularmente redes neuronales convolucionales (CNN), permitiría el desarrollo de sistemas auto-adaptativos, capaces de aprender de datos históricos, detectar patrones complejos y reducir significativamente la tasa de falsos positivos. Esta evolución no solo mejora la fiabilidad, sino que habilita la detección de defectos atípicos y la predicción de fallos emergentes.

Una línea de investigación avanzada consiste en la **caracterización espectral de los contaminantes basada en perfiles de atenuación energética multicanal**. A diferencia de los modelos actuales basados únicamente en contraste global, este enfoque considera que la atenuación de rayos X depende del número atómico, la densidad y la energía específica del fotón incidente. Utilizando detectores multivista o sistemas de energía dual, sería posible correlacionar las diferencias de señal con modelos físicos de absorción para diferentes materiales, permitiendo no

solo detectar sino **clasificar** contaminantes según su composición estimada (vidrio, metal, plástico, hueso).

Esta clasificación espectral, asistida por algoritmos de reconstrucción volumétrica y redes neuronales entrenadas con firmas de atenuación conocidas, abriría la puerta a una **inspección informativa**, particularmente útil en productos con inclusiones estructurales como frutas o preparados cárnicos. Además, permitiría respuestas correctivas más específicas en la línea de producción.

5.3.2. Integración multiespectral y arquitecturas híbridas

Si bien los rayos X continúan siendo la única tecnología viable para la inspección interna de envases de vidrio a alta velocidad, técnicas fotónicas como la espectroscopía NIR, Raman o la imagen hiperespectral pueden integrarse en etapas complementarias del proceso. Estas tecnologías permiten un análisis composicional no invasivo, útil para el control de ingredientes, detección de contaminantes orgánicos o validación de propiedades organolépticas. Su combinación con rayos X en sistemas híbridos permitiría una inspección integral que abarque tanto parámetros físicos como químicos.

5.3.3. Digitalización y gemelos digitales fotónicos

La evolución hacia entornos productivos digitalizados plantea la necesidad de gemelos digitales que simulen el comportamiento óptico y espectral del sistema de inspección. Estos modelos virtuales, conectados en tiempo real a la línea física mediante sensores IoT y estructuras de datos interoperables, permitirían ajustar dinámicamente los parámetros de inspección, simular escenarios complejos y validar nuevas configuraciones sin interrumpir la producción. En el contexto fotónico, esto se traduce en el desarrollo de motores de simulación para trayectorias de rayos, dispersión espectral y respuesta energética de los materiales inspeccionados.

5.3.4. Sostenibilidad y eficiencia energética

Una dimensión cada vez más relevante es la reducción del impacto energético y medioambiental de los sistemas fotónicos. Se están explorando fuentes de rayos X más eficientes (como emisores basados en nanotubos de carbono), estrategias de adquisición inteligente que minimicen la exposición y algoritmos de operación dinámica que reduzcan el consumo en fases no críticas. Estas iniciativas se alinean con los objetivos de sostenibilidad y eficiencia energética de la industria alimentaria europea bajo el marco de la transición ecológica.

En conjunto, estas proyecciones delinean una hoja de ruta tecnológicamente coherente y científicamente fundamentada para la evolución de la inspección no destructiva en la industria

alimentaria. Aunque el presente estudio se ha centrado en el caso concreto de La Ermita Delicatessen, las estrategias aquí propuestas son transferibles a múltiples sectores donde la garantía de calidad requiere soluciones fotónicas avanzadas.

5.4. Consideraciones finales y visión estratégica

La implementación de tecnologías fotónicas no destructivas en el entorno industrial alimentario, y en particular la elección fundamentada de sistemas de rayos X para la inspección de productos envasados en vidrio, representa no solo una solución funcional, sino también una decisión estratégicamente alineada con las tendencias de innovación del sector. Este trabajo ha evidenciado que, frente a otras alternativas fotónicas, los rayos X ofrecen un equilibrio técnico óptimo entre capacidad de detección, compatibilidad con el envase y viabilidad operativa en línea.

Desde una perspectiva industrial, el caso de La Ermita Delicatessen demuestra cómo la integración inteligente de soluciones basadas en ciencia fotónica puede resolver desafíos reales de calidad y seguridad, al tiempo que mejora la trazabilidad y el cumplimiento normativo. A nivel académico, la metodología comparativa adoptada y el enfoque riguroso en los fundamentos físicos refuerzan la relevancia del presente estudio como una aportación sólida en el campo de la ingeniería fotónica aplicada.

A futuro, se vislumbra un escenario donde estas tecnologías evolucionen hacia sistemas inteligentes, adaptativos y conectados —integrando inteligencia artificial, análisis espectral avanzado y gemelos digitales—, abriendo nuevas líneas de investigación y desarrollo tanto en el ámbito científico como en el industrial. Este trabajo, por tanto, no solo valida una solución actual, sino que plantea las bases para su evolución estratégica dentro de un ecosistema de innovación continua en la industria alimentaria.

5.5. Valoración personal del autor.

El desarrollo de este Trabajo de Fin de Máster ha representado una experiencia formativa integral, tanto en el plano técnico como en el profesional. Más allá del análisis riguroso de tecnologías fotónicas aplicables a la inspección alimentaria, este proceso me ha permitido consolidar competencias clave relacionadas con la formulación de problemas reales, la evaluación crítica de soluciones industriales y la integración de conocimientos adquiridos a lo largo del máster en un contexto aplicado.

Una de las lecciones más relevantes ha sido comprender que la elección tecnológica no debe responder únicamente a criterios teóricos de sensibilidad o resolución, sino también a condicionantes prácticos como la viabilidad de integración en líneas de producción, las normativas

aplicables, los costes operativos y la aceptación por parte de los operarios. Esta visión más holística es la que diferencia una propuesta académica de una solución realmente industrializable.

Asimismo, he fortalecido mis capacidades en el análisis comparativo de sistemas optoelectrónicos, el procesamiento de imagen avanzada y la argumentación técnico-científica con base en fundamentos físicos. Durante el trabajo también he enfrentado desafíos metodológicos — como la obtención de información técnica precisa de tecnologías propietarias o la dificultad de acceder a datos sensibles de producción— que me obligaron a adoptar estrategias de análisis indirecto, validación cruzada de fuentes y consulta con expertos de la industria.

Finalmente, este proyecto me ha motivado a profundizar en el campo de la visión no convencional para control de calidad, así como en la aplicación de inteligencia artificial sobre datos procedentes de sensores fotónicos. Considero que este tipo de sistemas híbridos —basados en hardware fotónico y algoritmos de decisión inteligentes— serán una de las piedras angulares de la industria agroalimentaria del futuro. Con este trabajo doy un paso firme en esa dirección, reforzando mi vocación como ingeniero especializado en soluciones de inspección avanzadas y no destructivas.

5.6. Limitaciones y alcance del trabajo

El presente Trabajo de Fin de Máster se ha desarrollado con el objetivo de analizar, justificar y proyectar el uso de tecnologías fotónicas no destructivas aplicadas a la inspección de productos alimentarios envasados en vidrio, tomando como referencia la implementación real de un sistema de inspección por rayos X en la empresa La Ermita Delicatessen. El enfoque adoptado se ha centrado en el análisis físico-técnico de los principios de funcionamiento, la evaluación comparativa con otras tecnologías disponibles y la argumentación del estado del arte desde una perspectiva fotónica avanzada.

Este trabajo no incluye ensayos experimentales, pruebas en planta ni estudios cuantitativos de eficiencia industrial, ya que no se dispone de acceso completo a datos operativos internos ni a parámetros específicos del sistema comercial MEKI™, cuya arquitectura detallada se encuentra protegida por acuerdos de confidencialidad con el fabricante. En consecuencia, el análisis funcional y técnico del sistema se ha basado en documentación proporcionada por la empresa, catálogos técnicos y referencias científicas verificadas.

Tampoco se ha abordado el análisis económico, logístico o de rentabilidad asociado a la implementación del sistema, dado que estos aspectos exceden el perfil académico del máster y no forman parte de los objetivos definidos en este trabajo. El contenido presentado se limita, por tanto, al estudio teórico, conceptual y argumentativo de los fundamentos físicos, la aplicabilidad tecnológica y las proyecciones de mejora del sistema desde el ámbito de la ingeniería fotónica.

Esta delimitación responde al carácter investigativo del trabajo, cuyo propósito principal es fundamentar científicamente la elección tecnológica realizada por la empresa y plantear escenarios futuros de evolución técnica, sin pretensión de abarcar otros enfoques disciplinarios como el económico, organizativo o normativo-operativo. En este marco, se considera que el alcance definido es coherente con los objetivos académicos del máster, y posiciona al ingeniero en fotónica como actor clave en la evaluación e innovación de tecnologías ópticas avanzadas aplicadas al sector agroalimentario.

6. Bibliografía

- [1] H. El-Mesery, N. Al-Bendary, N. El-Gizawy, A. El-Sayed y M. Dawood, «Applications of Non-destructive Technologies for Agricultural and Food Products Quality Inspection,» *Sensors*, vol. 19, n° 4, p. 846, 2019.
- [2] H. Cen y Y. He, «Theory and application of near infrared reflectance spectroscopy in determination of food quality,» *Trends in Food Science & Technology*, vol. 18, n° 2, pp. 72-83, 2007.
- [3] M. S. Kim, A. M. Lefcourt y Y. R. Chen, «Hyperspectral imaging for food quality and safety inspection,» *Food Engineering Reviews*, vol. 3, pp. 142-162, 2011.
- [4] X. Wang, J. Zhao y Q. Chen, «Recent advances in emerging imaging techniques for non-destructive detection of food quality,» *Trends in Analytical Chemistry*, vol. 145, p. 116455, 2021.
- [5] Global Food Safety Initiative, «MyGFSI,» 10 01 2020. [En línea]. Available: <https://mygfsi.com/how-to-implement/benchmarking-requirements/>. [Último acceso: 28 06 2025].
- [6] A. Strobel, C. Teubert y J. Müller, «Detection of glass in glass: Challenges in X-ray based quality inspection of packaged food,» *Journal of Food Engineering*, vol. 323, n° 111012, 2022.
- [7] A. Schmilovitch, Y. Alchanatis, S. Cohen, M. Ignatious y D. Prigozhin, «Nondestructive technologies for quality evaluation of agricultural products: A review,» *Biosystems Engineering*, vol. 100, n° 2, pp. 112-125, 2008.
- [8] M. Huang, C. Chen y C. Lin, «Development of dual-energy X-ray inspection systems for food safety,» *Food Control*, vol. 38, n° 1, pp. 218-228, 2014.
- [9] Mettler-Toledo Safeline X-ray Ltd., «The X-ray Inspection Guide – Building an Effective Programme,» Mettler-Toledo, Royston, Hertfordshire, 2022.
- [10] R. P. Haff y N. Toyofuku, «X-ray detection of defects and contaminants in the food industry,» *Radiation and Environmental Biophysics*, vol. 47, n° 2, pp. 97-105, 2008.
- [11] H. El-Mesery, N. Al-Bendary, A. El-Gohary y H. Habib, «Non-destructive sensing technologies for food inspection,» *Food Analytical Methods*, vol. 14, pp. 65-84, 2021.

- [12] L. Jiao, Y. Zhang, S. Ren y e. al., «Recent advances in non-destructive techniques for detection of physical hazards in food: A review,» *Trends in Food Science & Technology*, vol. 126, pp. 254-268, 2022.
- [13] EFSA Panel on Biological Hazards (BIOHAZ), «Scientific Opinion on the public health risks related to the maintenance of the cold chain during storage and transport of meat,» *EFSA Journal*, vol. 12, n° 3, p. 3601, 2014.
- [14] K. Ishiguro, K. Kusuda y S. Ueda, «Non-destructive testing relies on X-ray, IR imaging for product integrity,» *Control Engineering*, 2017.
- [15] W. R. Hendee y E. R. Ritenour, *Medical Imaging Physics*, 4th ed., New York: Wiley-Liss, 2002.
- [16] A. M. C. Davies, «The future of NIR spectroscopy: a personal view,» *NIR News*, vol. 23, n° 1, pp. 3-4, 2012.
- [17] P. Williams y K. Norris, *Near-Infrared Technology in the Agricultural and Food Industries*, 2nd ed., St. Paul, MN: AACC International, 2001.
- [18] J. R. Lakowicz, *Principles of Fluorescence Spectroscopy*, 3rd ed., Boston: Springer, 2006.
- [19] E. Samei y M. J. Flynn, «An experimental comparison of detector performance for computed radiography systems,» *Medical Physics*, vol. 29, n° 4, pp. 447-459, 2002.
- [20] I. R. Lewis y H. G. M. Edwards, *Handbook of Raman Spectroscopy*, New York: Marcel Dekker, 2001.
- [21] L. M. C. Buydens y P. Geladi, *Handbook of Chemometrics and Qualimetrics*, Amsterdam: Elsevier, 1998.
- [22] X. Maldague, *Theory and Practice of Infrared Technology for Nondestructive Testing*, New Jersey: Wiley-Interscience, 2001.
- [23] S. P. Singh, M. H. O'Donnell y K. C. Neuman, «Photon interaction and detection in glass-packaged food inspection,» *Journal of Food Engineering*, vol. 178, pp. 73-84, 2016.
- [24] H. Jeltsch, *Photonics: Basics and Applications*, Photonics: Basics and Applications, 2020.
- [25] J. M. Amigo, *Hyperspectral Imaging: A Practical Guide*, Chichester, Reino Unido: Wiley, 2021.

- [26] J. T. Van Loon, «Fundamentals of UV-Visible Spectroscopy,» Agilent Technologies (Manual Técnico), Santa Clara, EE. UU., 2010.
- [27] G. F. Knoll, Radiation Detection and Measurement, 4th ed., Hoboken, NJ, EE. UU.: Wiley, 2010.
- [28] F. H. Attix, Introduction to Radiological Physics and Radiation Dosimetry, New York: Wiley-VCH, 2004.
- [29] P. R. Griffiths y J. A. de Haseth, Fourier Transform Infrared Spectrometry, Hoboken: John Wiley & Sons, 2007.
- [30] Y. Ozaki, C. W. Huck, K. B. Beć y S. Sasic, Near-Infrared Spectroscopy: Principles, Instruments, Applications, Berlin: Springer, 2021.
- [31] A. P. Craig, A. S. Franca y J. Irudayaraj, «A review of recent applications of near infrared spectroscopy in food analysis,» *Analytica Chimica Acta*, vol. 1026, pp. 8-36, 2018.
- [32] E. Smith y G. Dent, Modern Raman Spectroscopy: A Practical Approach, Chichester: John Wiley & Sons, 2005.
- [33] Y. Liu y D. W. Sun, «Raman spectroscopy in food and agricultural analysis: Principles and applications,» *Applied Spectroscopy Reviews*, vol. 45, n° 6, pp. 417-467, 2010.
- [34] H. Yang y J. Irudayaraj, «Rapid determination of vitamin C in food using FT-Raman spectroscopy,» *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, vol. 49, n° 6, pp. 3092-3096, 2001.
- [35] M. Vollmer y K.-P. Möllmann, Infrared Thermal Imaging: Fundamentals, Research and Applications, Wiley-VCH, 2017.
- [36] E. F. J. Ring y K. Ammer, «Infrared thermal imaging in medicine,» *Physiological Measurement*, vol. 33, n° 3, pp. R33-R46, 2012.
- [37] M. Prystay y J. McNeil, «Infrared thermography as a tool for detection of foreign matter in packaged food,» *Food Control*, vol. 34, pp. 476-483, 2013.
- [38] G. Landi y M. Maffei, «Thermographic inspection of food packaging seals,» *Journal of Food Engineering*, vol. 116, n° 4, pp. 885-892, 2013.

- [39] D.-W. Sun y T. Brosnan, «Application of infrared thermography for temperature measurement and monitoring of food processes,» *Trends in Food Science & Technology*, vol. 14, n° 4, pp. 162-168, 2003.
- [40] A. A. Gowen y C. O'Donnell, «Recent applications of infrared thermography in food processing,» *Annual Transactions of the Nordic Rheology Society*, vol. 17, pp. 71-80, 2009.
- [41] A. Giacomozzi, J. Benedito, T. E. Gómez Álvarez-Arenas y J. V. García-Pérez, «Air-Coupled Ultrasonic Inspection of Foods: A Review,» *IEEE Open Journal of Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, vol. 4, pp. 100-114, 2024.
- [42] Z. Fathizadeh y M. Aboonajmi, «Nondestructive Air-coupled Ultrasound Measurement in the Food Industries,» de *2nd Iranian Conference on Non-Destructive Testing (IRNDT)*, Teherán, Irán, 2017.
- [43] D.-W. Sun y T. Brosnan, «Inspection of food products by computer vision,» de *Computer Vision Technology for Food Quality Evaluation*, Academic Press, 2008, pp. 21-73.
- [44] S. Cubero, N. Aleixos, E. Moltó, J. Gómez-Sanchis y J. Blasco, «Advances in machine vision applications for automatic inspection and quality evaluation of fruits and vegetables,» *Food and Bioprocess Technology*, vol. 4, n° 4, pp. 487-504, 2011.
- [45] A. Hornberg, *Handbook of Machine and Computer Vision: The Guide for Developers and Users*, 2nd ed., Wiley-VCH, 2017.
- [46] C.-J. Du y D.-W. Sun, «Recent developments in the applications of image processing techniques for food quality evaluation,» *Trends in Food Science & Technology*, vol. 18, n° 12, pp. 590-598, 2007.
- [47] A. Dutta, S. Borah y T. Patel, «Machine vision applications in food industry,» *International Journal of Engineering Research and Technology*, vol. 4, n° 2, pp. 426-432, 2015.
- [48] V. Leemans y M.-F. Destain, «A real-time grading method of apples based on features extracted from defects,» *Journal of Food Engineering*, vol. 61, n° 1, pp. 83-89, 2004.
- [49] D. Wu y D.-W. Sun, «Advanced applications of hyperspectral imaging technology for food quality and safety analysis and assessment: A review—Part I:

- Fundamentals,» *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, vol. 19, pp. 1-14, 2013.
- [50] A. A. Gowen, C. P. O'Donnell, P. J. Cullen, G. Downey y J. M. Frias, «Hyperspectral imaging—an emerging process analytical tool for food quality and safety control,» *Trends in Food Science & Technology*, vol. 18, n° 12, pp. 590-598, 2007.
- [51] H. Huang, L. Liu y M. O. Ngadi, «Recent developments in hyperspectral imaging for assessment of food quality and safety,» *Sensors*, vol. 14, n° 4, p. 7248–7276, 2014.
- [52] D. Lorente, N. Aleixos, J. Gómez-Sanchis, S. Cubero, O. L. García-Navarrete y J. Blasco, «Recent advances and applications of hyperspectral imaging for fruit and vegetable quality assessment,» *Food and Bioprocess Technology*, vol. 5, n° 4, pp. 1121-1142, 2012.
- [53] G. ElMasry y D.-W. Sun, «Principles and applications of hyperspectral imaging in quality evaluation of agro-food products: a review,» *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, vol. 50, n° 3, pp. 228-245, 2010.
- [54] A. Khan, H. Khan, M. T. Mehmood, R. Nawaz y M. Arif, «Limitations of hyperspectral imaging for detection of contaminants inside packaged food,» *Food Control*, vol. 132, p. 108563, 2022.
- [55] E. Moltó, J. Blasco y N. Aleixos, «Artificial intelligence and computer vision in the food industry,» de *Encyclopedia of Food Chemistry*, Elsevier, 2019, pp. 211-218.
- [56] E. Samei y M. J. Flynn, «An introduction to medical imaging physics,» de *Essentials of Medical Imaging Physics*, Wiley-Blackwell, 2020, pp. 145-172.
- [57] P. Sprawls, *Physical Principles of Medical Imaging*, 2nd ed., Medical Physics Publishing, 2018.
- [58] A. Bécue, G. Massonnet, C. Mougin, M. Gatard, D. Buisine y B. Lemoine, «Digital twins in food processing: applications and future perspectives,» *Journal of Food Engineering*, vol. 334, p. 111206, 2023.
- [59] E. Samei y M. J. Flynn, «Image quality fundamentals in radiography and fluoroscopy,» de *Radiation Dose and Image Quality in X-Ray Diagnostic Radiology: Physical Principles and Clinical Applications*, Wiley-Blackwell, 2011, pp. 17-54.

- [60] N. Q. Assurance, «X-ray inspection in glass jars,» Nestle, 2019.
- [61] T. F. Scientific, «Case Study: Glass Contaminant Detection in Dairy Products,» Thermo Fisher Scientific, 2020.
- [62] M. Duda, T. Ferenc y M. Baranska, «Effect of glass containers on Raman spectra of milk,» *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, vol. 114, pp. 574-579, 2013.
- [63] I. M. GmbH, «IFS Food Standard, Version 8,» IFS Management GmbH, 2023.
- [64] I. (. O. f. Standardization), «ISO 22000:2018 – Food safety management systems — Requirements for any organization in the food chain,» ISO, 2018.
- [65] B. (. R. C. G. Standards), «Global Standard for Food Safety, Issue 9,» British Retail Consortium, 2022.
- [66] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick y A. Farhadi, «You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection,» de *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, Nevada, EE. UU., 2016.
- [67] S. S. Pathare y R. M. O'Donnell, «Applications of 3D and multi-view imaging for food packaging inspection,» *Journal of Food Engineering*, vol. 250, pp. 33-43, 2019.
- [68] G. Martinez, R. Falcón y M. Fernández, «Digital twin integration in food production lines: inspection and traceability use case,» *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 198, p. 107056, 2022.
- [69] S. AG, «Digital Twin Application in X-ray Food Inspection Systems,» Siemens AG, Múnich, Alemania, 2021.
- [70] La Ermita Delicatessen, «Quiénes somos,» La Ermita Delicatessen, 12 04 2024. [En línea]. Available: <https://www.laermita.com/quienes-somos/>. [Último acceso: 04 07 2025].
- [71] La Ermita Delicatessen, «Productos lácteos artesanales en frasco de vidrio,» La Ermita Delicatessen, 12 04 2024. [En línea]. Available: <https://www.laermita.com/productos/postres/>. [Último acceso: 04 07 2025].
- [72] R. t. d. L. E. Delicatessen, Interviewee, *Comunicación interna sobre la cadencia de línea de producción*. [Entrevista]. 2 Julio 2025.

- [73] Gobierno de Cantabria – Dirección General de Industria Alimentaria, «Empresas agroalimentarias destacadas en Cantabria,» Gobierno de Cantabria, Santander, 2022.
- [74] O. d. I. Alimentaria, «La Ermita apuesta por la sostenibilidad y la calidad como motor de crecimiento,» Observatorio de Innovación Alimentaria, Madrid, 2023.
- [75] Parlamento Europeo y Consejo, «EUR-Lex,» Unión Europea, 29 04 2004. [En línea]. Available: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/ES/TXT/?uri=CELEX:32004R0852>. [Último acceso: 07 07 2025].
- [76] IFS Management GmbH, «IFS – International Featured Standards,» IFS Management GmbH, 15 02 2023. [En línea]. Available: <https://www.ifs-certification.com/es/estandares/ifs-food/>. [Último acceso: 07 07 2025].
- [77] Mekitec, «MEKI™ X-Ray Food Inspection Datasheet v1.2,» Mekitec, 2023.
- [78] J. Terven y D. Cordova-Esparza, «arXiv.org – A Comprehensive Review of YOLO Architectures in Computer Vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS,» 2023. [En línea]. Available: <https://arxiv.org/abs/2304.00501>. [Último acceso: 22 07 2025].
- [79] Z. Qi, M. Wu y Y. Li, «Detecting and Classifying Defective Products in Images Using YOLO,» *Academic Journal of Computing & Information Science*, vol. 7, nº 10, pp. 47-54, 2024.
- [80] Python Software Foundation, «Watchdog Library – Directory Monitoring Made Easy,» 2024. [En línea]. Available: <https://python-watchdog.readthedocs.io/>. [Último acceso: 0722 2025].
- [81] S. Ramírez, «FastAPI WebSockets – Enable Real-Time Communication Using FastAPI,» 2025. [En línea]. Available: <https://fastapi.tiangolo.com/advanced/websockets/>. [Último acceso: 22 07 2025].
- [82] S. Ramírez, «FastAPI – Modern, Fast Web Framework for Building APIs with Python,» 2025. [En línea]. Available: <https://fastapi.tiangolo.com/>. [Último acceso: 22 07 2025].
- [83] K. Zuiderveld, «Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization,» de *Graphics Gems IV*, San Diego, Academic Press, 1994, pp. 474-485.

[84] Asociación Española de Normalización (AENOR), «UNE-EN 1672-2: Equipamiento para el procesamiento de alimentos. Requisitos de higiene. Parte 2: Requisitos relativos a la higiene,» AENOR, Madrid, España, 2020.

7. ANEXOS

Anexo 1- Representaciones esquemáticas de interacción fotón-materia

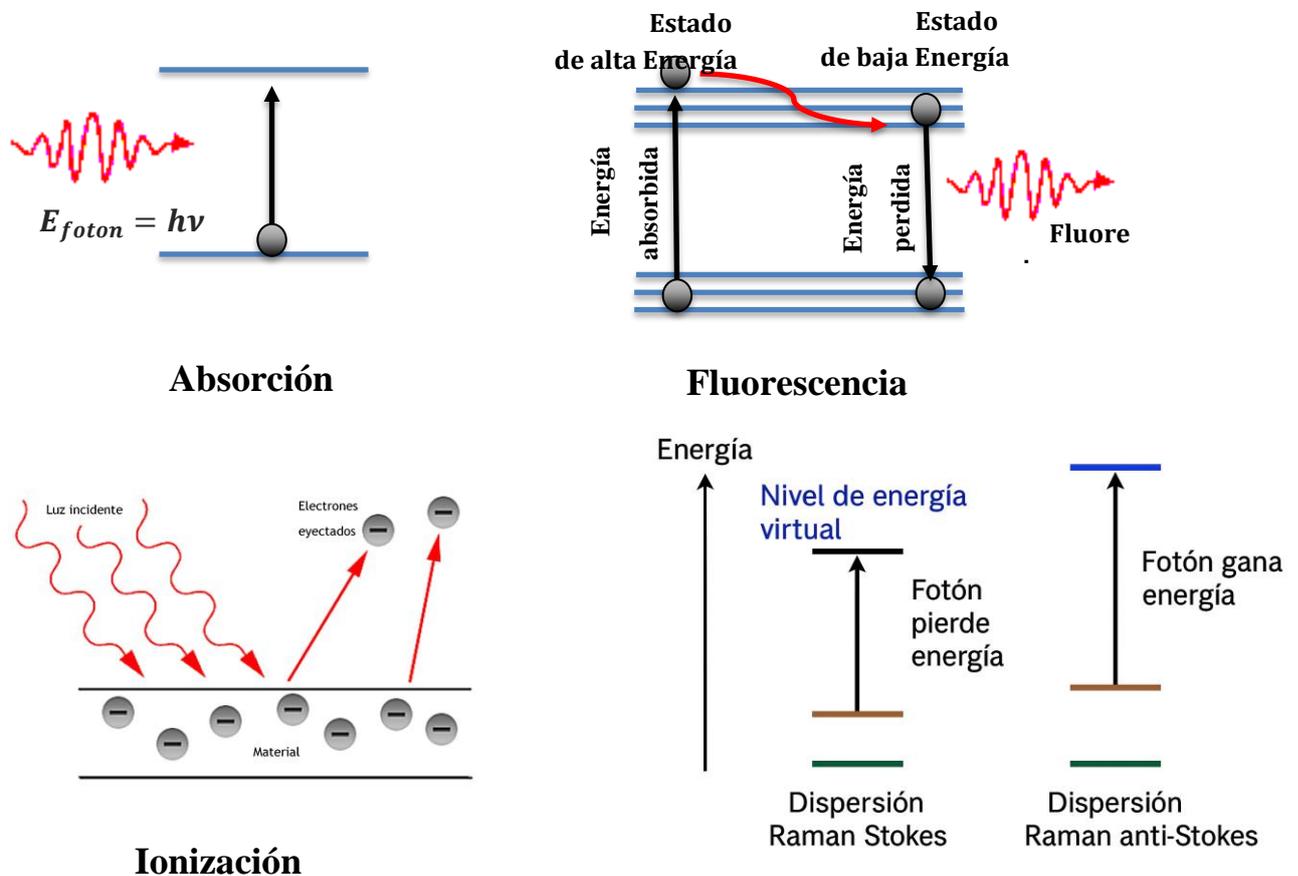


Figura A2.1. Esquema comparativo de los principales procesos ópticos que rigen la interacción fotón-materia: **absorción**, **fluorescencia**, **dispersión Raman** e **ionización**. Se representa la excitación electrónica, la emisión de fotones tras relajación no radiativa, la dispersión inelástica (Raman Stokes) y la expulsión de un electrón del sistema (ionización), base del efecto fotoeléctrico

Anexo 2 – Tabla comparativa de tecnologías fotónicas no destructivas aplicables a envases de vidrio

Tecnología	Principio físico	Penetración	Resolución espacial	Velocidad	Coste	Compatible con vidrio	Sensibilidad a defectos internos
Rayos X	Atenuación por densidad (Ley de Beer)	Alta	Alta	Alta	Medio	Si	Alta
Espectroscopía NIR	Absorción vibracional (O-H, C-H)	Media	Media	Alta	Medio	Limitada	Media
Espectroscopía Raman	Dispersión inelástica (efecto Raman)	Baja	Alta	Media	Alto	Limitada	Baja
Termografía infrarroja	Emisión térmica (Ley de Planck)	Muy baja	Alta superficial	Alta	Bajo	No (en MIR)	Muy baja
Ultrasonido óptico	Reflexión de ondas acústicas	Alta	Media	Media	Medio	Si	Alta
Visión artificial RGB	Reflexión de luz visible	Nula	Alta superficial	Muy Alta	Muy bajo	Si parcialmente	Nula
Visión hiperespectral	Imagen + espectroscopia NIR/SWIR	Baja-Media	Alta superficial	Baja	Alto	Muy limitada	Media

Anexo 3 - Ermita Delicatessen y línea de producción



Ilustración 1 Fabrica La Ermita Delicatessen



Ilustración 2- Línea de producción de lácteos



Ilustración 3- Equipo Meki integrado a las líneas de producción de La Ermita Delicatessen



Ilustración 4- - Equipo Meki integrado a las líneas de producción de La Ermita Delicatessen



Ilustración 5-- Equipo Meki integrado a las líneas de producción de La Ermita Delicatessen



Ilustración 6- Equipo Meki

Anexo 4 - Imágenes generadas por el Sistema Mekitec de la Ermita Delicatessen

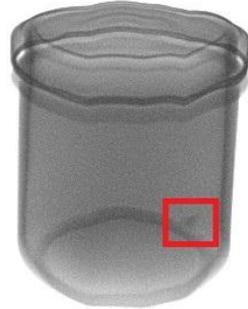


Ilustración 7-Envase de yogurt correctamente envasado y sin impurezas

Ilustración 8-Envase de yogurt correctamente envasado y con partícula de vidrio

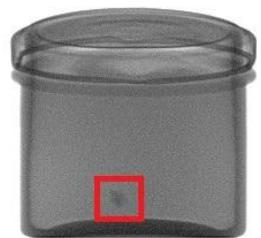
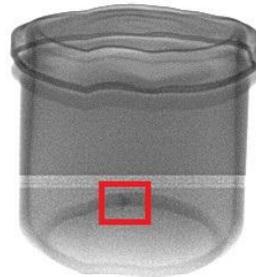
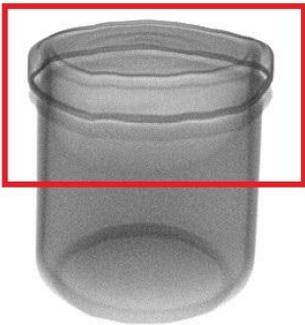


Ilustración 9-Envase de yogurt con faltante de material y sin impurezas

Ilustración 10-Envase de yogurt correctamente envasado y con partícula de vidrio

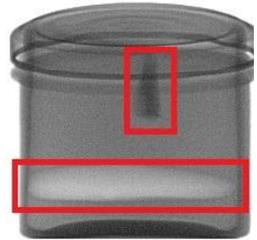
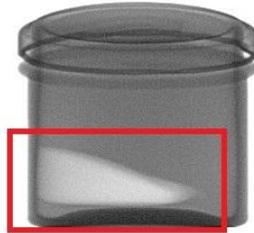
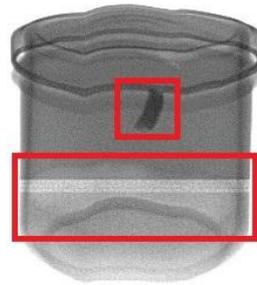


Ilustración 11-Envase de yogurt con burbujas de aire y sin impurezas

Ilustración 12-Envase de yogurt con burbuja de aire y trozo de plástico en su interior

Anexo 5 - Diagrama del flujo de inspección

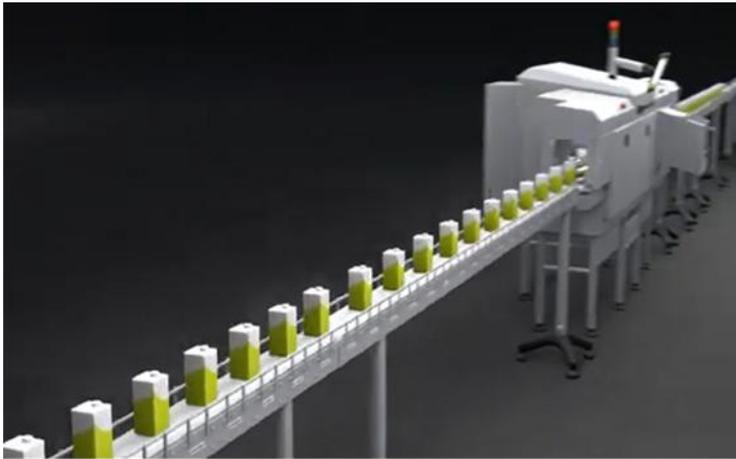


Ilustración 13-Ingreso del producto a la línea de inspección



Ilustración 14-Paso por el primer haz de rayos X (perspectiva angular)



Ilustración 15-Paso por el segundo haz de rayos X (perspectiva lateral)



Ilustración 16-Formación de imágenes radiográficas complementarias

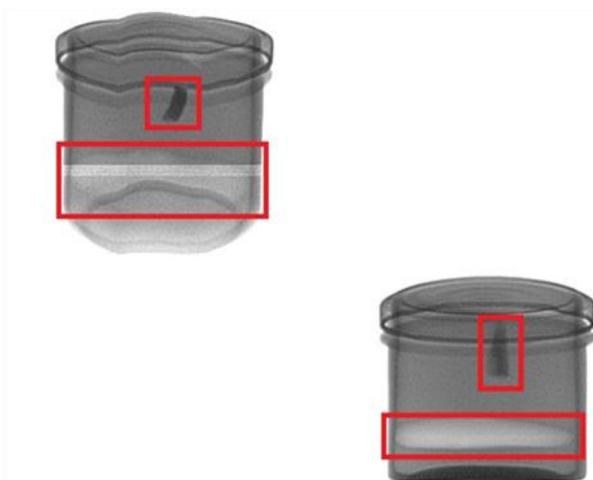


Ilustración 17-Analisis de la imagen por software



Ilustración 18-Toma de decisión automática (OK/No_OK)

Anexo 6 - Protocolo de análisis comparativo fotónico:

La elaboración de la tabla comparativa presentada en el epígrafe 2.2.6 se llevó a cabo siguiendo una metodología cualitativa estructurada, con el objetivo de fundamentar técnicamente la selección de tecnologías fotónicas aplicables a la inspección no destructiva en productos lácteos envasados en vidrio.

Las tecnologías consideradas fueron seleccionadas en base a su presencia en literatura científica y técnica, su nivel de madurez industrial y su potencial de implementación en líneas de producción reales. Para ello, se consultaron fuentes primarias como Scopus, IEEE Xplore, Web of Science y catálogos técnicos de fabricantes especializados (XNext, Sesotec, TOMRA, entre otros), acotando la búsqueda a publicaciones comprendidas entre los años 2015 y 2024.

Los criterios técnicos definidos para la comparación fueron los siguientes:

- **Capacidad de penetración en envase de vidrio**
- **Resolución interna o de volumen**
- **Velocidad de adquisición (cadencia de línea)**
- **Sensibilidad a contaminantes inorgánicos**
- **Sensibilidad a contaminantes orgánicos**
- **Madurez tecnológica e integración industrial**
- **Coste relativo y complejidad operativa**

Cada tecnología fue evaluada cualitativamente según estos criterios, utilizando una escala relativa de tres niveles: **alta** (+++), **media** (++) , **baja** (+). Esta valoración se basó en especificaciones técnicas documentadas, estudios comparativos previos y el análisis de casos reales de aplicación en la industria alimentaria.

No se aplicó un análisis multicriterio ponderado numéricamente, dado que el enfoque del trabajo está orientado a justificar, desde una perspectiva técnica razonada, la elección de rayos X como tecnología más adecuada en el contexto específico de La Ermita Delicatessen. No obstante, esta metodología permite asegurar la trazabilidad, reproducibilidad y fundamento del proceso de comparación técnica realizado.

Anexo 7. Resultados del segundo entrenamiento del modelo YOLO-M para clasificación de flanes

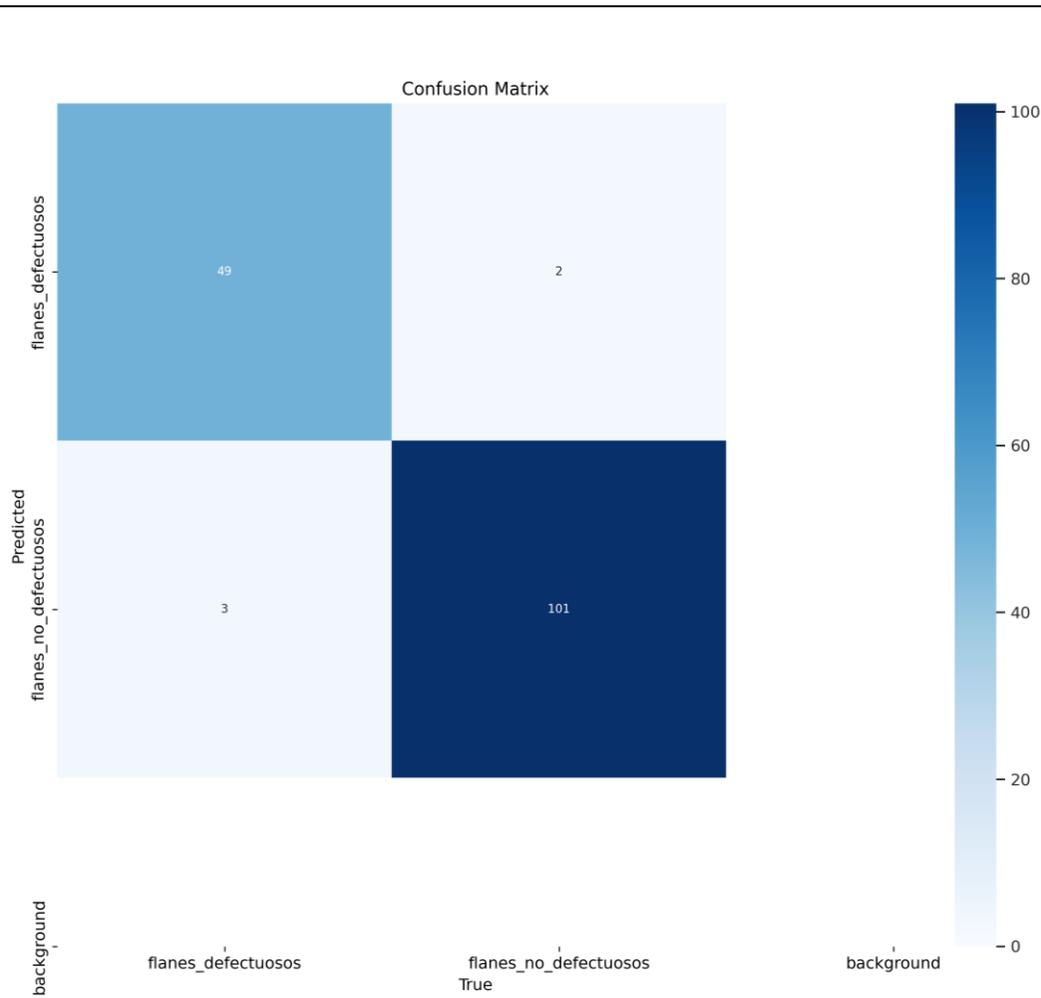


Ilustración 19-Matriz de confusión absoluta: Representación en valores absolutos de las predicciones. El modelo clasificó correctamente 49 flanes defectuosos y 101 no defectuosos, con un total de 5 errores entre ambos grupos

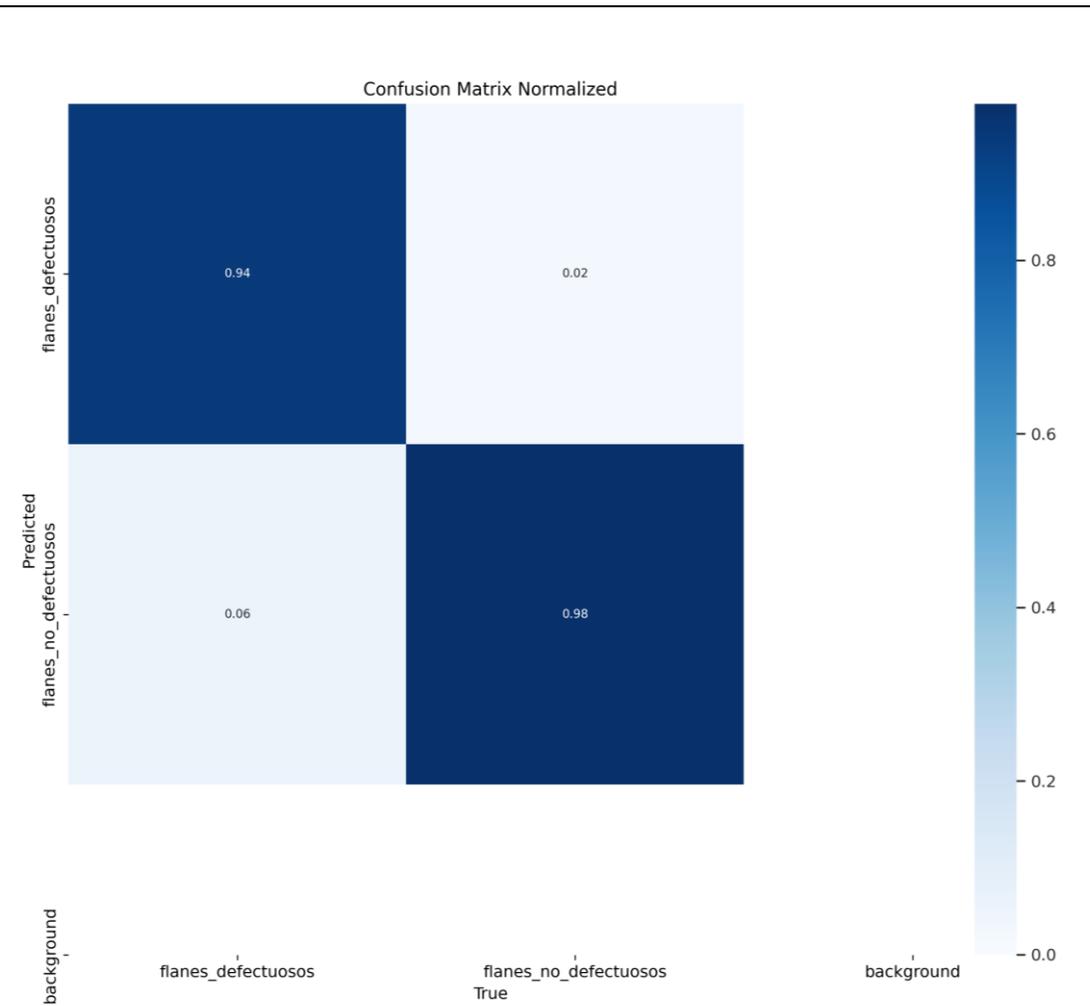


Ilustración 20-Matriz de confusión normalizada: Representación de los aciertos y errores relativos del modelo para cada clase. Se alcanza un 94 % de precisión para la clase “flanes_defectuosos” y un 98 % para “flanes_no_defectuosos”.

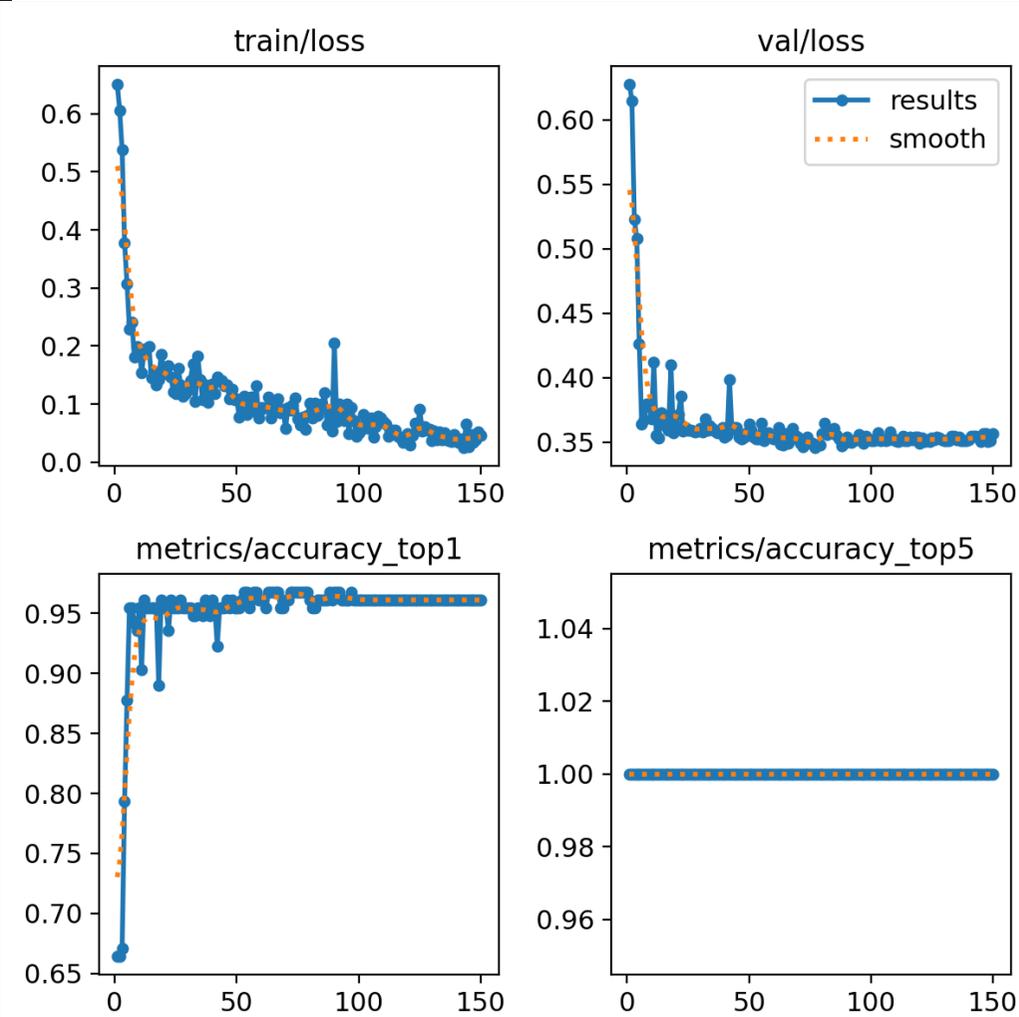
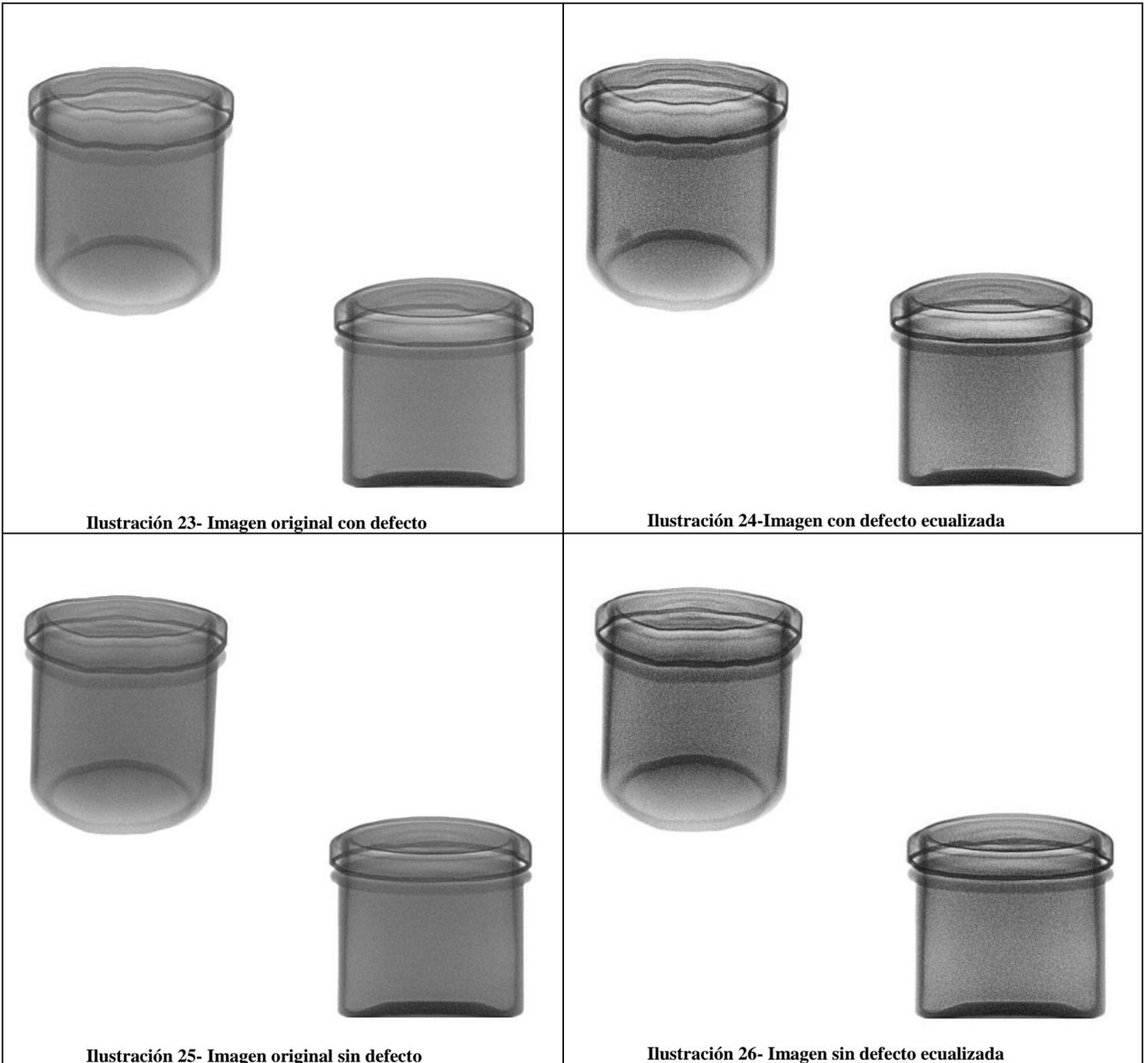


Ilustración 21-Curvas de entrenamiento: Se presentan las curvas de pérdida (loss) y precisión (accuracy) a lo largo de 150 épocas, tanto para los conjuntos de entrenamiento como de validación. La evolución estable y la convergencia rápida reflejan un buen aprendizaje

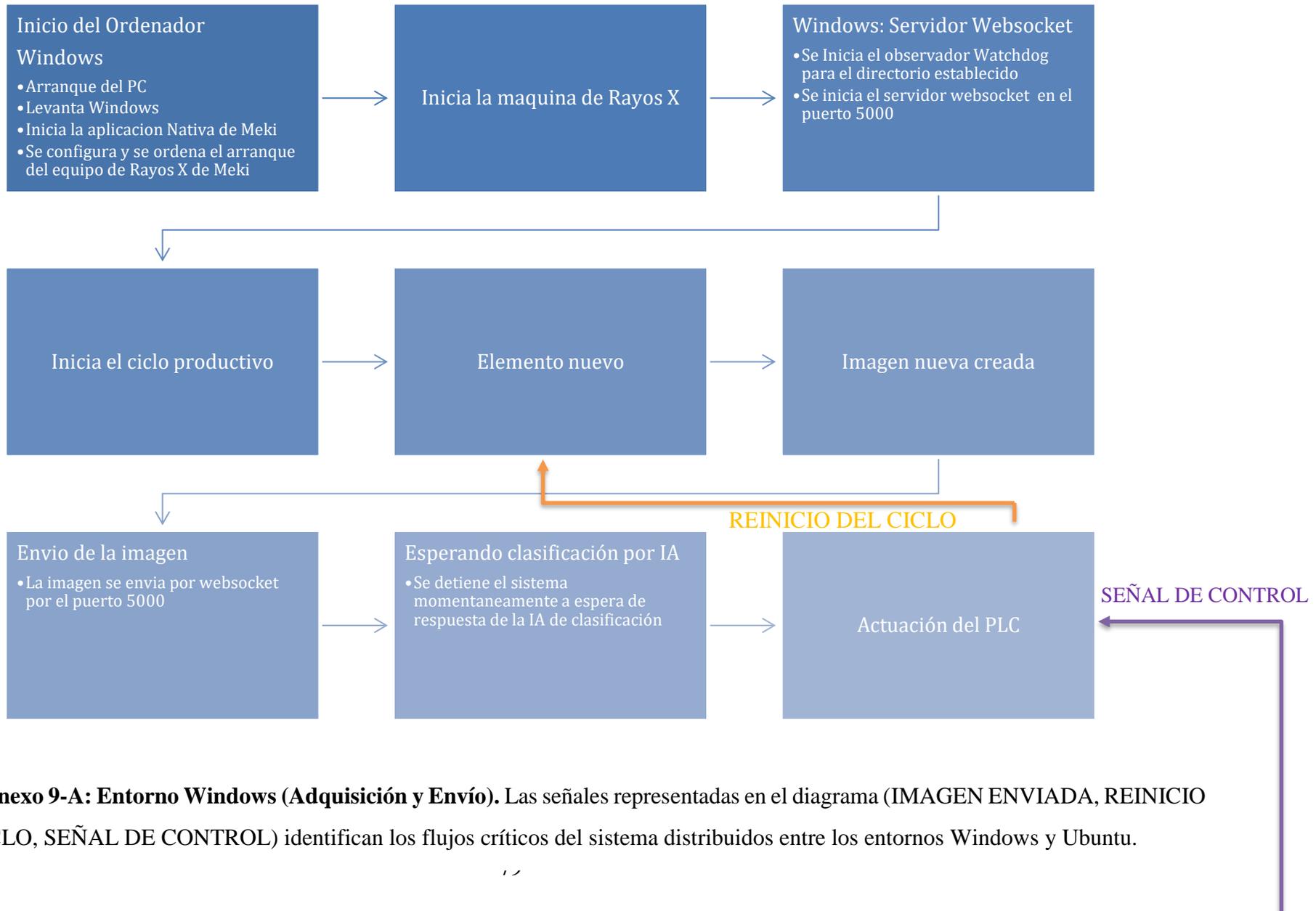


Ilustración 22-Visualización del lote de validación con máscaras: Se incluyen ejemplos de imágenes del conjunto de validación, con sus correspondientes segmentaciones y transformaciones aplicadas. Este proceso permite verificar la correcta interpretación espacial

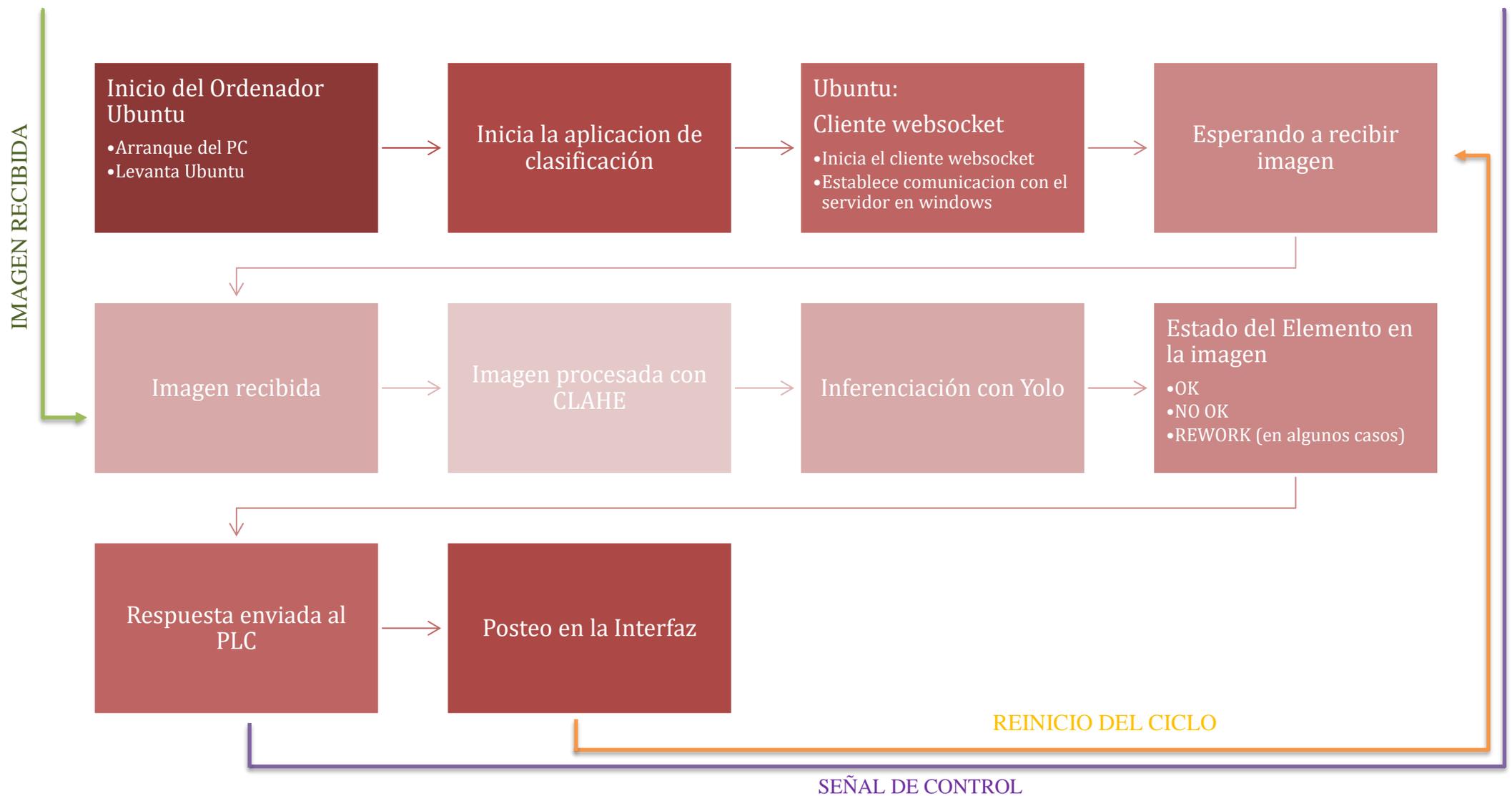
Anexo 8. Comparación visual del efecto del preprocesado CLAHE sobre imágenes con y sin defecto



Anexo 9 – Diagrama del Sistema



Anexo 9-A: Entorno Windows (Adquisición y Envío). Las señales representadas en el diagrama (IMAGEN ENVIADA, REINICIO DEL CICLO, SEÑAL DE CONTROL) identifican los flujos críticos del sistema distribuidos entre los entornos Windows y Ubuntu.



Anexo 9-A: Entorno Ubuntu (Clasificación y control). Las señales representadas en el diagrama (IMAGEN ENVIADA, REINICIO DEL CICLO, SEÑAL DE CONTROL) identifican los flujos críticos del sistema distribuidos entre los entornos Windows y Ubuntu.

Anexo 10-Principales funciones del código

Anexo 10^a-Función principal (Main)

```
def main(ws_url):
    pc.run_websocket_image_client(ws_url)

if __name__ == '__main__':
    parser = argparse.ArgumentParser(description="Cliente de procesamiento de
imágenes por WebSocket")
    parser.add_argument("--ws-url", default="ws://192.168.1.35:5000", help="URL del
servidor WebSocket")
    args = parser.parse_args()
    sys.excepthook = pc.excepthook
    pc.init_lock() # inicializa el cerrojo global en project_code
    main(args.ws_url)
```

Anexo 10^b-Ubuntu: Cliente Websocket

```
def run_websocket_image_client(ws_url):
    publisher, plc, models, algoritmos, cameras = system_setup()
    publisher.post_references(models, getenv("PATH_JSON_MODEL"))
    logger.info("Todo cargado correctamente, iniciando cliente WebSocket...")
    first = True
    hilo1 = None

    def on_message(ws, message):
        nonlocal first, hilo1, cameras
        try:
            # Se espera que el mensaje sea La imagen en base64 o bytes
            if isinstance(message, str):
                img_bytes = base64.b64decode(message)
                ruta_imagen = "imagen_recibida.jpg"
                with open(ruta_imagen, "wb") as f:
                    f.write(img_bytes)
            else:
                ruta_imagen = "imagen_recibida.jpg"
                with open(ruta_imagen, "wb") as f:
                    f.write(message)
            cameras = conectar_camara()
            first, hilo1 = procesar_imagen(
                ruta_imagen, publisher, plc, models, algoritmos, cameras, first,
                hilo1
            )
        except Exception as e:
            logger.error(f"Error procesando imagen recibida por WebSocket: {e}")

    def on_error(ws, error):
        logger.error(f"WebSocket error: {error}")
```

```

def on_close(ws, close_status_code, close_msg):
    logger.info("WebSocket cerrado")

def on_open(ws):
    logger.info("Conexión WebSocket abierta, esperando imágenes...")

ws = websocket.WebSocketApp(
    ws_url,
    on_message=on_message,
    on_error=on_error,
    on_close=on_close,
    on_open=on_open
)
ws.run_forever()

```

Anexo 10^c- Función de Procesado

```

def procesar_imagen(ruta_imagen, publisher, plc, models, algoritmos, cameras, first,
hilo1=None):

    if plc.new_element():
        plc.heartbeat()
        check_cameras_status(cameras, publisher)
        publisher.login()
        model = models["flanes"]
        publisher.put_current_reference(model.model)
        apply_clahe_to_image(ruta_imagen)
        model = publisher.update_new_element(models)
        new_element = copy.deepcopy(model)
        new_element.update_views(cameras)
        detections1 = get_classifications(algoritmos["yolo_ermita"], new_element)
        new_element.update_rois(detections1)
        new_element = process_element_classification(new_element, detections1)
    else:
        logger.warning("NO se ha detectado elemento nuevo")
        time.sleep(.1)
        return first, None
    new_element.id_manufacturer = ruta_imagen
    if not first:
        try:
            hilo1.join()
            if hilo1.error:
                logger.error("ERROR! Revisa la configuracion del hilo")
                publisher.error("Threading error. No se postearán más imágenes")
        except UnboundLocalError:
            logger.error("Hilo no ha sido lanzado antes de esperarlo.")
    try:
        nuevo_hilo = HiloIncrementador(new_element, publisher)
        nuevo_hilo.start()
        if nuevo_hilo.error:

```

```

        logger.error("ERROR! Revisa la configuracion del hilo")
        publisher.error("Threading error. No se postearán más imágenes")
    return False, nuevo_hilo
except Exception as e:
    logger.error(f"Error al inicializar el hilo: {e}")
    return first, None

```

Anexo 10^d- Función Procesado CLAHE

```

def apply_clahe_to_image(ruta_imagen):
    """
    Aplica CLAHE a la imagen especificada y la sobrescribe.
    :param ruta_imagen: Ruta de la imagen a procesar
    :return: True si se procesó correctamente, False si no
    """
    img = cv2.imread(ruta_imagen, cv2.IMREAD_COLOR)
    if img is not None:
        lab = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2LAB)
        l, a, b = cv2.split(lab)
        clahe = cv2.createCLAHE(clipLimit=2.0, tileGridSize=(8,8))
        cl = clahe.apply(l)
        limg = cv2.merge((cl, a, b))
        img_clahe = cv2.cvtColor(limg, cv2.COLOR_LAB2BGR)
        cv2.imwrite(ruta_imagen, img_clahe)
        return True
    else:
        logger.warning(f"No se pudo leer la imagen para CLAHE: {ruta_imagen}")
        return False

```

Anexo 10^d- Función de Clasificación con YOLO

```

def get_classifications(model, element, thresh=0.25, top=1, rotation=None,
timeout=200):
    """Made inference over view images and return a list of classifications"""
    element.timer("get classifications")
    classifications = []

    for view in element.views.values():
        if view.img is None:
            continue

        try:
            # Usar el método _img_from_opencv_to_dict que ya existe en las clases
handler
            img_dict = _img_from_opencv_to_dict(view.img)

            # Preparar parámetros
            params = {'top': top}
            if rotation:
                params['rotation'] = rotation

```

```

# Hacer petición directamente a la API
response = requests.post(
    f"{model.base_url}models/classify_img",
    files=img_dict,
    params=params,
    timeout=timeout
)

if response.status_code != 200:
    logger.error(f"Error en la petición: {response.status_code} -
{response.text}")
    continue

response_json = response.json()
logger.debug(f"RESPUESTA: {response_json}")

if response_json.get('success') and response_json.get('data'):
    classifications = [
        {
            "class_name": classification[0],
            "confidence": float(classification[1]),
            "view": view
        }
        for classification in response_json['data']
    ]

except Exception as e:
    logger.error(f"Error al procesar la imagen: {str(e)}")
    continue

element.timer.stop()
return classifications

def _process_view(view, model, params, timeout):
    try:
        img_dict = _img_from_opencv_to_dict(view.img)
        response = requests.post(
            f"{model.base_url}models/classify_img",
            files=img_dict,
            params=params,
            timeout=timeout
        )

        if response.status_code != 200:
            logger.error(f"Error en la petición: {response.status_code} -
{response.text}")
            return []

        response_json = response.json()
        logger.debug(f"RESPUESTA: {response_json}")

```

```

        return response_json.get('data', []) if response_json.get('success') else []

    except Exception as e:
        logger.error(f"Error al procesar la imagen: {str(e)}")
        return []

```

Anexo 10^e- Windows: Servidor Websocket y Watchdog

```

#!/usr/bin/env python3
"""
Windows directory watcher that installs watchdog and websocket-client if needed,
watches a fixed directory for new images, then sends them to a WebSocket server.
Packaged as a standalone .exe using PyInstaller.
"""

import sys
import subprocess
import os
import time

# Ensure required packages are installed before import
def ensure_package(pkg_name):
    try:
        __import__(pkg_name)
    except ImportError:
        print(f"Installing {pkg_name}...")
        subprocess.check_call([sys.executable, "-m", "pip", "install", pkg_name])

# Install dependencies
for pkg in ("watchdog", "websocket-client"):
    ensure_package(pkg)

import websocket # WebSocket client for sending images
from watchdog.observers import Observer
from watchdog.events import FileSystemEventHandler

# Directory to watch (fixed path)
watch_directory = r"C:\Users\MEKI\AppData\Roaming\Mekitec\MEKI AI\repository"

# WebSocket server configuration
WEBSOCKET_URL = "ws://192.168.1.35:5000"

# File extensions considered as images
IMAGE_EXTS = {".jpg", ".jpeg", ".png", ".bmp", ".gif", ".tif", ".tiff"}

# Read file with retry to avoid PermissionError
def read_file_with_retry(path, retries=5, delay=0.5):
    for i in range(retries):
        try:
            with open(path, 'rb') as f:

```

```

        return f.read()
    except PermissionError:
        time.sleep(delay)
    raise PermissionError(f"Could not read file after {retries} retries: {path}")

# Send image to WebSocket server
def send_to_websocket(file_path):
    try:
        data = read_file_with_retry(file_path)
        print(f"Sending '{file_path}' to WebSocket {WEBSOCKET_URL}...")

        # Create WebSocket connection
        ws = websocket.create_connection(WEBSOCKET_URL, timeout=10)

        # Send image data as bytes
        ws.send(data, websocket.ABNF.OPCODE_BINARY)

        # Close connection
        ws.close()

        print(f"Image sent successfully to WebSocket")
    except PermissionError as pe:
        print(f"¡¡ERROR!: {pe}")
    except Exception as e:
        print(f"Error sending file to WebSocket: {e}")

class ImageHandler(FileSystemEventHandler):
    def on_created(self, event):
        # Trigger only for files
        if not event.is_directory:
            _, ext = os.path.splitext(event.src_path)
            if ext.lower() in IMAGE_EXTS:
                print(f"[+] New image detected: {event.src_path}")
                send_to_websocket(event.src_path)

if __name__ == "__main__":
    # Verify watch directory exists
    if not os.path.isdir(watch_directory):
        print(f"Error: Watch directory does not exist: {watch_directory}")
        sys.exit(1)

    event_handler = ImageHandler()
    observer = Observer()
    observer.schedule(event_handler, watch_directory, recursive=True)
    observer.start()
    print(f"Watching fixed directory: {watch_directory} for new images...")
    print(f"Images will be sent to WebSocket: {WEBSOCKET_URL}")
    try:
        while True:
            time.sleep(1)
    except KeyboardInterrupt:

```

```
observer.stop()  
observer.join()
```