

UNIVERSITAT POLITÈCNICA DE VALÈNCIA

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍA AGROALIMENTARIA Y DEL MEDIO
NATURAL (ETSIAMN)



**UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA**

Detección de cuerpos extraños en postres gelificados mediante tecnologías ultrasónicas

TRABAJO FIN DE GRADO EN INGENIERÍA AGROALIMENTARIA Y DEL MEDIO RURAL

AUTOR/A: **Ricardo García Gómez**

TUTOR/A: **José Vicente García Pérez**

DIRECTOR/A EXPERIMENTAL: **Gentil Andrés Collazos Escobar**

CURSO ACADÉMICO 2023/2024

Valencia, 6 de septiembre 2024

Detección de cuerpos extraños en postres gelificados mediante tecnologías ultrasónicas

Ricardo García-Gómez¹., Gentil Andrés Collazos-Escobar¹ y José Vicente García-Pérez¹

Resumen

La detección en tiempo real de cuerpos extraños en alimentos es un desafío para las industrias de fabricación 4.0. Existe la necesidad de desarrollar sistemas no destructivos, no invasivos y de bajo coste para la monitorización en línea de la calidad de los productos alimentarios en este tipo de industrias. La tecnología de ultrasonidos sin contacto es una solución prometedora, ya que ofrece varios beneficios, que incluyen una medida totalmente no invasiva, elevada resolución, inspección rápida del total de la producción, bajo coste y versatilidad. Por lo tanto, el objetivo principal de este trabajo fue evaluar la viabilidad del uso de la tecnología de ultrasonido sin contacto para la detección de cuerpos extraños en gelatinas. Para ello, gelatinas comerciales (8 cm de diámetro, 6 cm de altura) se caracterizaron en forma líquida y sólida mediante ultrasonidos sin contacto (transductores de 0.28 MHz en modo transmisión recepción) y posteriormente se insertaron diferentes cuerpos extraños (piezas metálicas, plásticas y moscas) con dimensiones que variaron entre 0.25 a 0.7 cm. Posteriormente, se obtuvieron tres parámetros ultrasónicos relacionados con la energía de la señal ultrasónica que fueron calculados en el dominio temporal (distancia pico-pico, norma e integral). Se analizó la influencia de los cuerpos extraños en los parámetros de energía mediante el Análisis de Varianza multifactorial (ANOVA). Adicionalmente, se calibró un modelo de regresión en mínimos cuadrados parciales-versión discriminante (PLS-DA) empleando las señales ultrasónicas para su ensamble con modelos de aprendizaje automático supervisado en estructuras latentes como las Máquinas de Soporte Vectorial (LV-SVM) y Árboles de clasificación (LV-RF). Los resultados experimentales mostraron que la presencia de cuerpos extraños en las gelatinas provocó alteraciones en las ondas ultrasónicas, lo que se reflejó en los parámetros relacionados con la energía asociados con efectos de absorción, reflexión o refracción. Así, se observó que la distancia pico-pico de la señal, la norma y la integral disminuyeron en promedio el 23%, 60% y 44%, respectivamente. Aunque las diferencias fueron dependientes ($p < 0.05$) del estado de la gelatina y del tipo y tamaño del cuerpo extraño. El modelo LV-SVM proporcionó la mejor capacidad de clasificación de las señales ultrasónicas, con una precisión general de más del 99% tanto para las señales ultrasónicas empleadas en el entrenamiento de los modelos como las del conjunto de validación. Los resultados pusieron de manifiesto la viabilidad del uso de los ultrasonidos sin contacto para la rápida y precisa detección de cuerpos extraños en gelatinas y su posterior aplicación industrial en línea.

Palabras clave: análisis en tiempo real, no invasivo, no destructivo, cuerpos extraños, gelatinas, ultrasonidos, acoplamiento por aire, industria 4.0, digitalización.

Detection of foreign bodies in jelly desserts using ultrasonic technologies

Ricardo García-Gómez¹, Gentil Andrés Collazos-Escobar¹ y José Vicente García-Pérez¹

Abstract

Real-time detection of foreign bodies in food is a challenge for manufacturing 4.0 industries. There is a need to develop non-destructive, non-invasive and low-cost systems for online monitoring of food product quality in these types of industries. Non-contact ultrasound technology is a promising solution as it offers several benefits, including fully non-invasive measurement, high resolution, rapid inspection of the entire production, low cost and versatility. Therefore, the main objective of this work was to evaluate the feasibility of using non-contact ultrasound technology for the detection of foreign bodies in gelatins. For this purpose, commercial gelatins (8 cm diameter, 6 cm height) were characterized in liquid and solid form using non-contact ultrasound (0.28 MHz transducers in transmit-receive mode) and subsequently different foreign bodies (metallic, plastic parts and flies) with dimensions varying between 0.25 to 0.7 cm were inserted. Subsequently, three ultrasonic parameters related to the energy of the ultrasonic signal were obtained and calculated in the time domain (peak-peak distance, norm and integral). The influence of foreign bodies on the energy parameters was analyzed by multifactorial Analysis of Variance (ANOVA). Additionally, a partial least squares regression model-discriminant version (PLS-DA) was calibrated using the ultrasonic signals for assembly with supervised machine learning models in latent structures such as Support Vector Machines (LV-SVM) and Classification Trees (LV-RF). The experimental results showed that the presence of foreign bodies in the gelatins caused alterations in the ultrasonic waves, which was reflected in the energy-related parameters associated with absorption, reflection or refraction effects. Thus, it was observed that the peak-peak distance of the signal, the norm and the integral decreased on average by 23%, 60% and 44%, respectively. Although the differences were dependent ($p < 0.05$) on the state of the gelatin and the type and size of the foreign body. The LV-SVM model provided the best classification capability for ultrasonic signals, with an overall accuracy of over 99% for both the ultrasonic signals used for training the models and those of the validation set. The results demonstrated the feasibility of using non-contact ultrasound for the rapid and accurate detection of foreign bodies in gelatins and its subsequent industrial application in line.

Keywords: real-time analysis, non-invasive, non-destructive, foreign bodies, gelatins, ultrasound, air coupling, industry 4.0, digitalization.

Detecció de cossos estranys en postres gelificats mitjançant tecnologies ultrasòniques

Ricardo García-Gómez¹, Gentil Andres Collazos-Escobar¹ y José Vicente García-Pérez¹

Resum

La detecció en temps real de cossos estranys en aliments és un desafiament per a les indústries de fabricació 4.0. Existeix la necessitat de desenvolupar sistemes no destructius, no invasius i de baix cost per a la monitorització en línia de la qualitat dels productes alimentaris en aquest tipus d'indústries. La tecnologia d'ultrasons sense contacte és una solució prometedora, ja que ofereix diversos beneficis, que inclouen una mesura totalment no invasiva, elevada resolució, inspecció ràpida del total de la producció, baix cost i versatilitat. Per tant, l'objectiu principal d'aquest treball va ser avaluar la viabilitat de l'ús de la tecnologia ultrasò sense contacte per a la detecció de cossos estranys en gelatines. Per això, gelatines comercials (8 cm de diàmetre, 6 cm d'alçada) es van caracteritzar en forma líquida i sòlida mitjançant ultrasons sense contacte (transductors de 0.28 MHz en mode transmissió recepció) i posteriorment es van inserir diferents cossos estranys (peces metàl·liques, plàstiques i mosques) amb dimensions que van variar entre 0.25 a 0.7 cm. Posteriorment, es van obtenir tres paràmetres ultrasònics relacionats amb l'energia del senyal ultrasònic que van ser calculats en el domini temporal (distància pic-pic, norma i integral). Es va analitzar la influència dels cossos estranys als paràmetres d'energia mitjançant l'Anàlisi de Variança multifactorial (ANOVA). Addicionalment, es va calibrar un model de regressió en mínims quadrats parcials-versió discriminant (PLS-DA) emprant els senyals ultrasònics per a l'assemblatge amb models d'aprenentatge automàtic supervisat en estructures latents com les Màquines de Suport Vectorial (LV-SVM) i Arbres de classificació (LV-RF). Els resultats experimentals van mostrar que la presència de cossos estranys a les gelatines va provocar alteracions a les ones ultrasòniques, cosa que es va reflectir en els paràmetres relacionats amb l'energia associats amb efectes d'absorció, reflexió o refracció. Així, es va observar que la distància pic-pic del senyal, la norma i la integral van disminuir de mitjana el 23%, 60% i 44%, respectivament. Tot i que les diferències van ser dependents ($p < 0.05$) de l'estat de la gelatina i del tipus i la mesura del cos estrany. El model LV-SVM va proporcionar la millor capacitat de classificació dels senyals ultrasònics, amb una precisió general de més del 99% tant per als senyals ultrasònics emprats en l'entrenament dels models com els del conjunt de validació. Els resultats van posar de manifest la viabilitat de l'ús dels ultrasons sense contacte per a la ràpida i precisa detecció de cossos estranys en gelatines i la seua posterior aplicació industrial en línia.

Paraules clau: anàlisi en temps real, no invasiu, no destructiu, cossos estranys, gelatines, ultrasons, acoblament per aire, indústria 4.0, digitalització.

TABLA DE CONTENIDOS

1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. DIGITALIZACIÓN EN LA INDUSTRIA ALIMENTARIA	1
1.2. CARACTERÍSTICAS DE LAS GELATINAS	1
1.3. SISTEMAS DE DETECCIÓN DE CUERPOS EXTRAÑOS	2
1.4. SISTEMAS ULTRASÓNICOS.....	3
1.5. ANÁLISIS MULTIVARIANTE	5
2. OBJETIVOS.....	5
3. MATERIALES Y MÉTODOS	6
3.1 MUESTRAS Y CARACTERIZACIÓN	6
3.2 CUERPOS EXTRAÑOS	7
3.3 CONFIGURACIÓN EXPERIMENTAL DE ULTRASONIDOS SIN CONTACTO	8
3.4 METODOLOGÍA EXPERIMENTAL	10
3.5 ANÁLISIS DE LA SEÑAL ULTRASÓNICA.....	11
3.5.1 Corrección de línea base	11
3.5.2 Calculo de parámetros relacionados con la energía.....	11
3.6 ANÁLISIS ESTADÍSTICO	12
4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	15
4.1. CARACTERIZACIÓN DE GELATINAS EN ESTADO SÓLIDO Y LÍQUIDO	15
4.2. INFLUENCIA DE LOS CUERPOS EXTRAÑOS EN LOS PARÁMETROS ULTRASÓNICOS	17
4.3 DETECCIÓN MULTIVARIANTE DE CUERPOS EXTRAÑOS EN GELATINAS	25
5. CONCLUSIONES	28
6. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	29

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Caracterización de gelatinas comerciales. Determinación de peso, volumen y contenido de humedad del producto envasado (A) y dimensiones del envase del producto.....	6
Figura 2. Piezas metálicas (A-B), plásticas (C-D) y mosca (E) empleadas como cuerpos extraños.....	7
Figura 3. Configuración experimental para adquisición de señales de ultrasonido sin contacto. Transductores de ultrasonidos sin contacto (A), gelatina (B), emisor-receptor (C), tarjeta digitalizadora (D) y ordenador (E).....	8
Figura 4. Medida ultrasónica sin contacto en gelatina.....	9
Figura 5. Preparación de muestras y procedimiento experimental para las medidas en gelatinas. Gelatinas de control (A), refrigeración gelatinas de control (B), medida ultrasónica gelatinas de control en estado sólido (C), baño maría para gelatinas de control (D), medida ultrasónica gelatinas de control en estado líquido (E), incorporación de cuerpos extraños (F), baño maría para gelatinas contaminadas (G), medida ultrasónica gelatinas contaminadas en estado líquido (H), refrigeración gelatinas contaminadas (I) y medida ultrasónica gelatinas contaminadas en estado sólido (J).....	10
Figura 6. Corrección de línea base en las señales ultrasónicas (A) y cálculo de parámetros relacionados con la energía (B).....	12
Figura 7. Señales ultrasónicas de gelatinas comerciales de control en estado sólido (A) y líquido (B).....	15
Figura 8. Resultados estadísticos del modelo ANOVA (Análisis de Varianza) de un factor para analizar el efecto del estado de la gelatina sobre los parámetros ultrasónicos relacionados con la energía.....	16
Figura 9. Señales ultrasónicas de gelatinas comerciales de control en estado sólido (A) y líquido (D) y señales de gelatinas en estado sólido con piezas metálicas de diámetro 0.5 cm (B) y 0.25 cm (C) y gelatinas en estado líquido con piezas metálicas de diámetro 0.5 cm (E) y 0.25 cm (F).....	17
Figura 10. Señales ultrasónicas de gelatinas comerciales de control en estado sólido (A) y líquido (D) y señales de gelatinas en estado sólido con piezas plásticas de tamaño 0.5 × 0.5 cm (B) y 0.25 × 0.25 cm (C) y gelatinas en estado líquido con piezas plásticas de tamaño 0.5 × 0.5 cm (E) y 0.25 × 0.25 cm (F).....	18
Figura 11. Señales ultrasónicas de gelatinas comerciales de control en estado sólido (A) y líquido (C) y señales de gelatinas con moscas de tamaño 0.5 × 0.7 cm en estado sólido (B) y líquido (D).....	18

Figura 12. Resultados estadísticos del modelo ANOVA (Análisis de Varianza) multifactorial para analizar el efecto del estado de la gelatina, el tipo de cuerpo extraño y tamaño sobre el parámetro ultrasónico PP (distancia pico pico). Influencia del tipo de cuerpo extraño (A), influencia del estado de la gelatina (B), tamaño del cuerpo extraño (C) e interacción entre el tipo de cuerpo extraño y el estado de la gelatina (D).....23

Figura 13. Resultados estadísticos del modelo ANOVA (Análisis de Varianza) multifactorial para analizar el efecto del estado de la gelatina, el tipo de cuerpo extraño y tamaño sobre el parámetro ultrasónico ENG (norma al cuadrado). Influencia del tipo de cuerpo extraño (A), influencia del estado de la gelatina (B), tamaño del cuerpo extraño (C) e interacción entre el tipo de cuerpo extraño y el estado de la gelatina (D).....24

Figura 14. Resultados estadísticos del modelo ANOVA (Análisis de Varianza) multifactorial para analizar el efecto del estado de la gelatina, el tipo de cuerpo extraño y tamaño sobre el parámetro ultrasónico INT (integral). Influencia del tipo de cuerpo extraño (A), influencia del estado de la gelatina (B), tamaño del cuerpo extraño (C) e interacción entre el tipo de cuerpo extraño y el estado de la gelatina (D).....24

Figura 15. Resultados de la validación cruzada del modelo de regresión en mínimos cuadrados parciales-versión discriminante (PLS-DA) (A) y proyección de las observaciones en las dimensiones latentes de máximo poder discriminante para la detección cuerpos extraños (B, C).....25

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Especificaciones de los materiales empleados como cuerpos extraños.....	7
Tabla 2. Parámetros ultrasónicos relacionados con la energía en gelatinas de control en estado sólido y líquido.....	16
Tabla 3. Parámetros ultrasónicos relacionados con la energía en gelatinas de control y con cuerpos extraños de diferente tamaño en estado sólido y líquido.....	19
Tabla 4. Resultados estadísticos del modelo ANOVA (Análisis de Varianza) multifactorial para el análisis de la influencia del tipo de cuerpo extraño, tamaño y estado de la muestra sobre los parámetros ultrasónicos relacionados con la energía.....	22
Tabla 5. Técnicas de aprendizaje automático supervisado entrenadas usando el 75% de los datos experimentales y validación estadística de modelos empleando el 25% de los datos experimentales.....	26

1. INTRODUCCIÓN

1.1. DIGITALIZACIÓN EN LA INDUSTRIA ALIMENTARIA

La industria alimentaria se enfrenta a una transformación digital impulsada por los avances tecnológicos desarrollados en la cuarta revolución industrial (Industria 4.0). La digitalización de la industria alimentaria ha promovido la demanda de sistemas innovadores de procesamiento e inspección de la calidad de productos y procesos agroalimentarios para su implementación en línea de proceso en tiempo real (Hassoun et al., 2023; Jagtap et al., 2021). En ese sentido, la seguridad en la industria alimentaria 4.0 es un término derivado de la industria 4.0, que se centra en los aspectos de la gestión de la calidad de los alimentos basados en sistemas ciberfísicos. Dichos sistemas emplean la alta conectividad de los sensores y equipos físicos instalados en los procesos de elaboración de productos y su interacción en tiempo real con centrales de cálculo que procesan dicha información para la toma de decisiones en tiempo real y la optimización de los procesos (Ali & Hashim, 2021). La integración del ecosistema digital en la industria alimentaria tiene un elevado potencial en términos de un avance significativo de la trazabilidad de los productos alimentarios, la detección de productos que no cumplen con las especificaciones de calidad requeridos y la detección de contaminantes en los alimentos manufacturados (Trollman et al., 2024).

Respecto a la presencia de contaminantes en los productos elaborados, existe una creciente preocupación en la industria relacionada con la incidencia de casos en los que consumidores reportan la presencia de cuerpos extraños o de materiales ajenos a la matriz alimentaria. Estos contaminantes pueden ser de diversos orígenes, desde contaminantes físicos como fragmentos de huesos, piezas metálicas, plásticos hasta la presencia de contaminantes biológicos como insectos, los cuales por ningún motivo deben aparecer en los alimentos comercializados (Díaz et al., 2011).

1.2. CARACTERÍSTICAS DE LAS GELATINAS

Las gelatinas son sustancias coloidales obtenidas principalmente a partir de colágeno animal, son muy utilizadas en la industria de la alimentación por sus propiedades texturales, gelificantes y estabilizantes. La capacidad de las gelatinas para formar geles termo-reversibles las convierte en un ingrediente muy importante en la elaboración de una gran variedad de productos (Ahmad et al., 2024).

Debido a la composición de las gelatinas y a los procesos industriales implicados en su producción, estos productos no están exentos de los riesgos relacionados con la presencia de cuerpos extraños. Estos contaminantes pueden introducirse en el interior de las gelatinas y presentar un verdadero problema de seguridad para el consumidor. (Sebastian van As et al., 2012).

1.3. SISTEMAS DE DETECCIÓN DE CUERPOS EXTRAÑOS

La detección de cuerpos extraños es un componente crítico de la seguridad y gestión de calidad en la industria alimentaria. La presencia de cuerpos extraños en los productos alimenticios implica una contaminación física y/o biológica que representa serios riesgos para la salud de los consumidores, además de afectar negativamente a la reputación y el cumplimiento legal de las empresas (Meftah & Azimin, 2012). Esto puede llevar a costosos incidentes de retiradas de productos y desperdicios para las compañías. De hecho, se ha reconocido como la principal fuente de quejas de los consumidores recibidas por las empresas alimentarias (Edwards & Stringer, 2007).

Los cuerpos extraños pueden incluir una amplia gama de materiales, como metales, vidrio, plástico, insectos, piedras, o cualquier otra sustancia no deseada que se incorpore accidentalmente en los productos alimenticios durante la fabricación, el empaquetado o la manipulación. Materiales relacionados con los alimentos, como fragmentos de hueso en productos cárnicos, así como aquellos que forman parte del alimento mismo, como una cantidad inadecuada de cavidades en la estructura del queso, también se consideran cuerpos extraños debido a que están asociados con un procesamiento deficiente (Djekic et al., 2017).

En un estudio realizado por Edwards & Stringer (2007), se reportó que los cuerpos extraños más comunes en los 2347 incidentes alimentarios relacionados con la presencia de materiales extraños manifestaron que el 45.7% correspondió a la presencia de fragmentos de vidrio, 10.8% a plásticos, 8.7% a fragmentos de origen animal, 7.2% a piezas y fragmentos metálicos, 5.8% a materiales de envases, 4.3% a insectos y artrópodos y menos del 4% a químicos, medicamentos, hongos y fibras. En ese sentido, la detección de los cuerpos extraños en los productos manufacturados antes de que estos lleguen al consumidor final sigue siendo un gran reto al cual se enfrenta la industria alimentaria.

Los sistemas actuales de detección de cuerpos extraños son útiles para detectar cuerpos extraños como los metales. De igual modo, todos aquellos materiales con una densidad muy diferente a la del producto alimenticio, como es el caso de pequeños fragmentos de piedras. Sin embargo, la detección de cuerpos extraños “blandos” como los plásticos, la madera y pequeños cuerpos biológicos, como insectos y fragmentos de huesos, representan un desafío tecnológico. En la producción de alimentos, el riesgo de contaminación por cuerpos extraños es latente, debido a que los contaminantes pueden provenir de diversas partes del proceso o del propio alimento (Ho et al., 2007). Durante la fabricación y envasado de alimentos, pequeños fragmentos o piezas procedentes de las máquinas de procesamiento, equipos, cintas transportadoras y/o implementos de procesado pueden contaminar los productos. En este contexto, el uso de sensores no invasivos, precisos y robustos que permitan monitorizar los productos alimentarios a muy alta velocidad con el objetivo de identificar cuerpos extraños potencialmente peligrosos, aún no se ha desarrollado en la industria alimentaria. Diferentes técnicas basadas en radiación electromagnética, como detectores electromagnéticos, rayos X e

imágenes hiperespectrales, se han utilizado durante muchos años para detectar cuerpos extraños en alimentos (Yaqoob et al., 2021). Las primeras técnicas son ampliamente utilizadas en la industria alimentaria debido a su bajo costo y precisión, pero están limitadas a la detección de materiales basados en metales, mientras que las tecnologías electromagnéticas, también conocidas como fotónicas, tienen varias limitaciones que hacen que su implementación en procesos automatizados en línea de proceso sea compleja. El alto costo, la complejidad, la baja capacidad de penetración de estas técnicas, la cual impide la detección de materiales ubicados en el interior del producto y la baja capacidad de detección de objetos de baja densidad son algunos de sus principales inconvenientes (Chen et al., 2013). Los materiales de alta densidad o mucho más densos que la matriz alimentaria se detectan fácilmente con la mayoría de las técnicas tradicionales, pero la detección de cuerpos extraños como plásticos e insectos, no puede conseguirse con estas técnicas tradicionales y representan una de las principales preocupaciones en el área de monitorización de la calidad de los alimentos (Li et al., 2015).

Actualmente, en la industria, la presencia de cuerpos extraños externos puede ser detectable mediante el uso de sistemas de visión automáticos, por el contrario, los cuerpos internos representan un reto tecnológico constante que requiere el desarrollo de tecnologías que faciliten su detección (Payne et al., 2023).

1.4. SISTEMAS ULTRASÓNICOS

El uso de ultrasonidos ha demostrado ser una alternativa prometedora y asequible para abordar el desafío de la inspección automatizada de la calidad alimentaria. Esta técnica permite una inspección de calidad, rápida, precisa, económica y sencilla de las propiedades del producto alimentario.

Las medidas convencionales de ultrasonidos se han estudiado extensamente dado su carácter no destructivo para la detección de propiedades de calidad en alimentos (Mohd Khairi et al., 2018). Las técnicas ultrasónicas convencionales requieren el contacto íntimo entre el producto y el sensor, y en algunos casos, el uso de materiales de acople (agua, aceite, glicerina o gel) o realizar una ligera presión para mejorar la transferencia de la energía en el interior. El contacto entre el sensor y producto dificulta la aplicación ultrasónica en la industria alimentaria para su uso en línea de proceso debido a la posibilidad de contaminación cruzada o daño superficial del producto y ralentiza la medida. Por lo tanto, los ultrasonidos convencionales deben caracterizarse como una tecnología no destructiva, pero en cierto modo mínimamente invasiva. Estas características hacen de las medidas convencionales de ultrasonidos una opción a considerar, pero susceptibles de encontrar alternativas.

El desarrollo de la tecnología de ultrasonidos sin contacto ha puesto a disposición de la industria alimentaria una técnica novedosa para reemplazar los métodos convencionales utilizados en la inspección automatizada de la calidad alimentaria, se trata de un sistema de medida por ultrasonidos en el que se envía una señal ultrasónica a través del aire

utilizando un transductor emisor y otro receptor. Las ondas ultrasónicas atraviesan el alimento y sufren una atenuación determinada dependiendo de diferentes casos como estado del alimento, presencia de contaminantes, densidad del producto... (Fariñas et al., 2021). Los sensores ultrasónicos sin contacto permiten la extracción de grandes volúmenes de información cuando se emplea para monitorizar un producto alimentario durante su fabricación. Esta capacidad no solo hace posible la clasificación del producto, sino que también permite la identificación temprana de eventos de perturbación del proceso, posibilitando el rechazo de productos que se desvían del estándar o el ajuste de los parámetros del proceso cuando se identifica una desviación. La característica distintiva de este sistema es que consta de transductores piezoeléctricos diseñados especialmente para mejorar su rendimiento en el aire y optimizados para aplicaciones de inspección de materiales como los alimentos (Gómez & Gómez-alvarez-Arenas, 2004). En esta técnica no se precisa de un material de acople a diferencia de los sistemas ultrasónicos tradicionales (Chen et al., 2013). De esta técnica destaca su versatilidad, fácil implementación, robustez ante entornos industriales, alta sensibilidad y bajo coste. Por lo tanto, esta tecnología proporciona una herramienta para la monitorización en línea de las propiedades del producto y los cambios que ocurren en los atributos de calidad interna del producto alimenticio durante toda la producción.

Trabajos previos ya han abordado el uso de los ultrasonidos sin contacto en los sistemas de detección de cuerpos extraños en alimentos. Cho & Irudayaraj (2003) evaluaron el rendimiento de un sistema de ultrasonido sin contacto operando en modo transmisión-recepción usando transductores de 1 MHz con compensación para inestabilidad del aire para detectar fragmentos de vidrio y metal en queso y aves. La necesidad de compensación por el aire surge debido al gran desajuste de impedancia entre los materiales del transductor y el aire, así como a la alta frecuencia utilizada. En consecuencia, la energía transmitida al material es baja, resultando en una transferencia deficiente de energía ultrasónica. Esta baja eficiencia limita las medidas precisas en materiales de alta atenuación, como los alimentos, dificultando así su aplicación industrial. Además, Gan et al. (2006) realizaron medidas a escala de laboratorio usando transductores capacitivos en modo de transmisión-recepción en botellas de plástico rellenas de líquidos. El objetivo era determinar si la presencia de un cuerpo extraño en una botella llena de agua podría ser detectada. El estudio demostró que los cuerpos extraños lograron ser detectados, pero las señales ultrasónicas estaban distorsionadas debido a los efectos de difracción y refracción. Por lo tanto, los autores concluyeron que es necesario mejorar la precisión de este sistema capacitivo. La principal limitación de los estudios mencionados radica en los sensores utilizados que dificultan posteriores aplicaciones industriales (Gómez & Gómez-alvarez-Arenas, 2004) principalmente derivadas de su escaso ancho de banda y sensibilidad, lo que afecta significativamente al nivel de energía necesario para la inspección. En este sentido, el desarrollo de transductores piezoeléctricos con capas de acoplamiento de impedancias para mejorar la transferencia de la energía ultrasónica entre el sensor y el aire ya se ha utilizado con éxito para la determinación de propiedades de calidad en alimentos, y su uso para la detección de cuerpos extraños (Fariñas et al., 2023).

1.5. ANÁLISIS MULTIVARIANTE

El elevado volumen de datos que se puede obtener con la tecnología de ultrasonidos requiere del uso de técnicas avanzadas de modelización multivariante para extraer la máxima información de los procesos. En ese sentido, las herramientas de análisis multivariante de procesos y técnicas de aprendizaje automático supervisado conforman las herramientas avanzadas para apoyar los procesos de transformación digital de la industria alimentaria en el marco de la industria 4.0.

El análisis multivariante se basa en el desarrollo de algoritmos y modelos informáticos que pueden manejar grandes volúmenes de información y permitir a las computadoras aprender las relaciones internas de los datos de los procesos, tomar decisiones y/o hacer predicciones basadas en datos de manera automática. Así, la industria alimentaria puede definitivamente beneficiarse de estas técnicas (Ni et al., 2020). Por lo tanto, las herramientas exploratorias, de compresión y reducción de la dimensionalidad como el Análisis de Componentes Principales (PCA) y la regresión en mínimos cuadrados parciales (PLS) (Colucci et al., 2019; Prats-Montalbán et al., 2011; Prats-Montalbán & Ferrer, 2007; López et al., 2006) pueden contribuir al estudio del proceso de fabricación de productos y al desarrollo de modelos de detección de alimentos contaminados y/o adulterados (Tanui et al., 2022).

2. OBJETIVOS

El objetivo general del presente trabajo es determinar la viabilidad del uso de un sistema de ultrasonidos sin contacto de alta eficiencia para la detección de cuerpos extraños en un postre gelificado, producto popularmente conocido como gelatina. Para alcanzar este objetivo general, se abordarán los siguientes objetivos particulares:

- 1) Evaluar la capacidad de la tecnología de ultrasonidos sin contacto para la detección de cuerpos extraños en el producto comercial en estado líquido y sólido.
- 2) Analizar la capacidad de la tecnología de ultrasonidos sin contacto para la detección de cuerpos extraños de diferentes materiales (metales, plásticos e insectos) y tamaños.
- 3) Abordar de forma preliminar el desarrollo de modelos estadísticos multivariantes basados en el uso de los parámetros ultrasónicos para la detección automática de cuerpos extraños.

3. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1 MUESTRAS Y CARACTERIZACIÓN

Gelatinas comerciales (Figura 1A), formalmente denominadas como postres gelificados, fueron comprados en una empresa de alimentación local en Valencia (Gelatinas de frambuesa-Hacendado, Mercadona, España) y se conservaron en refrigeración a 4 °C hasta su uso. Las muestras fueron inicialmente caracterizadas en función de las dimensiones del recipiente de envasado, contenido de humedad, peso y volumen de producto. Para este procedimiento, se emplearon 10 gelatinas de las cuales su contenido fue retirado y pesado empleando una balanza de precisión (PCE-PM 3T, PCE, Países bajos). Posteriormente, el producto fue fundido en un baño de agua con agitación y a 50 °C durante 5 minutos (TECTRON 200, P-Selecta, España) y su volumen fue medido empleando una probeta de 100 ± 2 mL. EL contenido de humedad se determinó secando 10 g de la gelatina en una estufa de vacío (VACIOTEM-T, P-Selecta, España) a 150 °C durante 24 h hasta peso constante. La determinación del contenido de humedad de las gelatinas se realizó considerando 10 repeticiones. El cálculo del contenido de humedad en base húmeda (CH_{bh}, %) se realizó empleando la ecuación 1 y posteriormente los resultados fueron expresados como contenido de humedad en base seca (CH_{bs}, kg agua-W/kg materia seca d.m) utilizando la ecuación 2. Además, tanto el contenido de humedad como el volumen y el peso fueron expresados como valores promedios ± desviación estándar considerando todas las réplicas empleadas (Figura 1A).

$$CH_{bh}(\%) = \frac{P_i - P_f}{P_i} * 100 \quad (1)$$

$$CH_{bs}(\text{kg} \frac{W}{\text{kg}} \text{ m. s.}) = \frac{CH_{bh}(\%)}{100 - CH_{bh}(\%)} \quad (2)$$

Donde P_i y P_f son las masas (g) iniciales y finales (posterior al secado en horno) de las muestras de gelatinas, respectivamente.

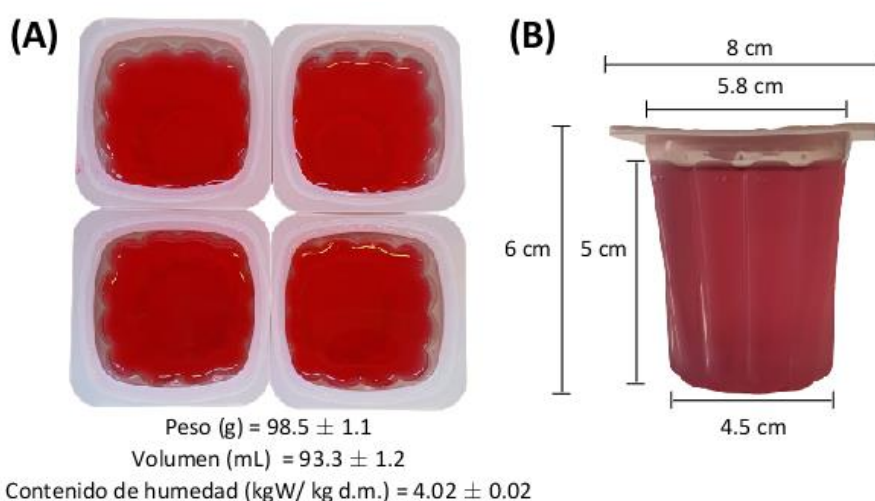


Figura 1. Caracterización de gelatinas comerciales. Determinación de peso, volumen y contenido de humedad del producto envasado (A) y dimensiones del envase del producto (B).

3.2 CUERPOS EXTRAÑOS

Para evaluar la capacidad de los ultrasonidos sin contacto en la detección de diferentes tipos de cuerpos extraños, se consideró un conjunto de materiales de diferentes geometrías y dimensiones, así como un contaminante de origen biológico con dimensiones variables. Los tipos de cuerpos extraños, la geometría y sus dimensiones se observan en la Figura 2 y sus especificaciones se detallan en la Tabla 1.

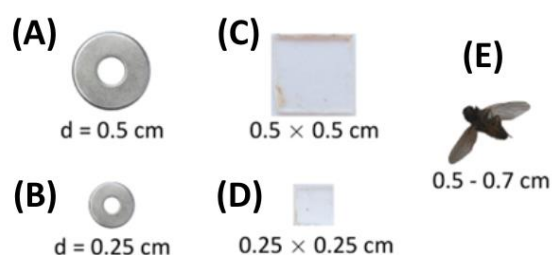


Figura 2. Piezas metálicas (A-B), plásticas (C-D) y mosca (E) empleadas como cuerpos extraños. Las dimensiones de los cuerpos extraños se expresaron en cm (centímetros). d (diámetro).

Tabla 1. Especificaciones de los materiales empleados como cuerpos extraños

Material	Geometría	Dimensiones (cm)	Espesor (mm)
Metal (Acero inoxidable 316)	Circular	Tamaño medio: Diámetro = 0.5	Tamaño medio: 0.5
		Tamaño pequeño: Diámetro = 0.25	Tamaño pequeño: 0.5
Plástico (Poliuretano termoplástico)	Cuadrado	Tamaño medio: Ancho=0.5 Alto = 0.5	Tamaño medio: 1
		Tamaño pequeño: Ancho=0.25 Alto = 0.25	Tamaño pequeño: 1
Mosca (<i>Musca domestica</i>)	Irregular	Envergadura: 0.5-0.7	3-4

Los cuerpos extraños (Tabla 1) fueron seleccionados debido a que son materiales comúnmente encontrados en las incidencias por cuerpos extraños en alimentos (Edwards & Stringer, 2007) y porque forman parte de los equipos como piezas o pequeños fragmentos, de los instrumentos y de las cintas transportadoras en las líneas de producción. Se consideraron dos tamaños (medio y pequeño) de los cuerpos extraños metálicos y plásticos con la finalidad de evaluar el umbral de detección de los ultrasonidos sin contacto en la detección de gelatinas contaminadas con piezas y/o fragmentos físicos de dimensiones variables. Respecto al cuerpo extraño biológico, la

envergadura en las moscas se consideró como la distancia entre el ala izquierda y derecha del espécimen. Dada la variabilidad en las dimensiones de las moscas, los tamaños medio y pequeño para esta tipología de cuerpo extraño no logro ser definida. Por lo tanto, tres tipologías de cuerpos extraños y dos tamaños para las dos primeras clases (5 cuerpos extraños) fueron analizadas.

3.3 CONFIGURACIÓN EXPERIMENTAL DE ULTRASONIDOS SIN CONTACTO

Las medidas ultrasónicas sin contacto de las muestras de gelatinas comerciales de control y con cuerpos extraños fueron experimentalmente adquiridas mediante la configuración experimental ilustrada en la Figura 3 y Figura 4.

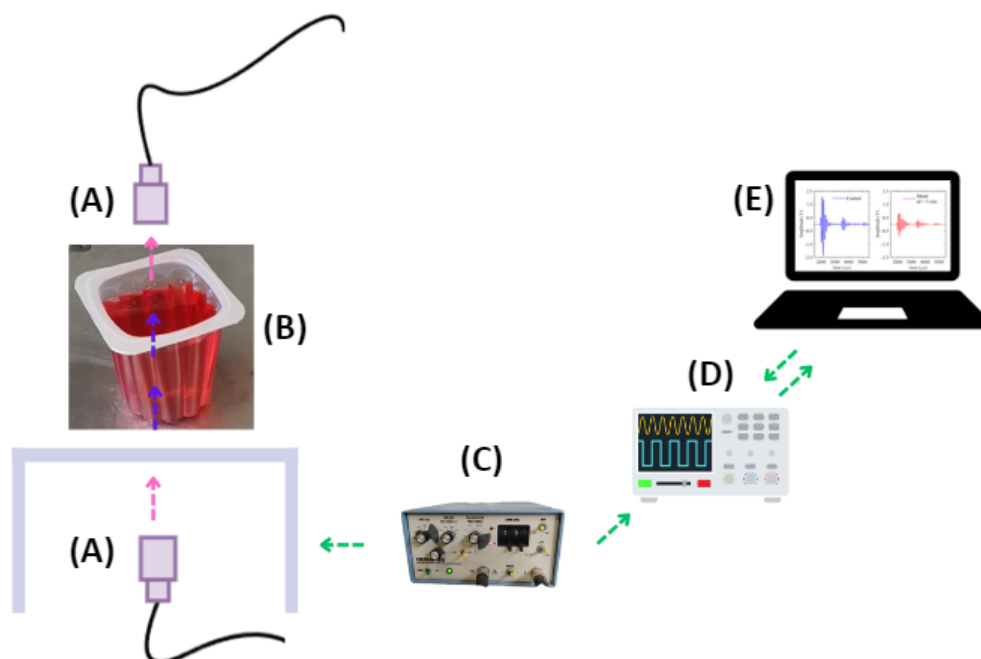


Figura 3. Configuración experimental para adquisición de señales de ultrasonido sin contacto. Transductores de ultrasonidos sin contacto (A), gelatina (B), generador-receptor (C), tarjeta digitalizadora (D) y ordenador (E)

El sistema ultrasónico consistió en un par de transductores piezoeléctricos no focalizados que operaron en modo de transmisión- recepción (Figura 3A), con una frecuencia central de 0.28 MHz, una sensibilidad de pico de -25 dB y un área activa de 27 mm (US-BioMat Lab., ITEFI-CSIC, Madrid, España). Los transductores fueron previamente alineados entre sí y colocados a 12 cm de distancia. El generador de pulsos (Figura 3C) (5077 PR, Olympus, USA) emitió una onda cuadrada de semiciclo con una amplitud de 400 V ajustada a la frecuencia central de los transductores (Figura 3A). La señal recibida del transductor receptor se amplificó en 59 dB (Figura 3C), se digitalizó a una velocidad de adquisición de 10 millones de puntos/s, tomando 5000 puntos de cada señal. Se obtuvo para cada muestra de gelatina una señal ultrasónica producto del promedio de 10 señales. Este proceso se realizó utilizando una tarjeta digitalizadora de alta velocidad

(Figura 3D) (NI 6501, National Instruments, USA) conectada a través de un dispositivo USB de entrada/salida a un ordenador (Figura 3E). Las gelatinas comerciales (Figura 3B) se colocaron en un soporte de muestras para la adquisición de las señales ultrasónicas (Figura 4). Todos los componentes de este sistema se gestionaron a través de un software desarrollado en LabVIEW® 2020 (National Instruments, USA). El proceso de adquisición de las señales de ultrasonidos sin contacto en las gelatinas se llevó a cabo en condiciones ambientales de 25 ± 1 °C y 60 ± 4 %RH.



Figura 4. Medida ultrasónica sin contacto en gelatina

3.4 METODOLOGÍA EXPERIMENTAL

En la Figura 5 se muestra un resumen de la metodología experimental llevada a cabo para las medidas en las gelatinas comerciales y la incorporación de los cuerpos extraños.

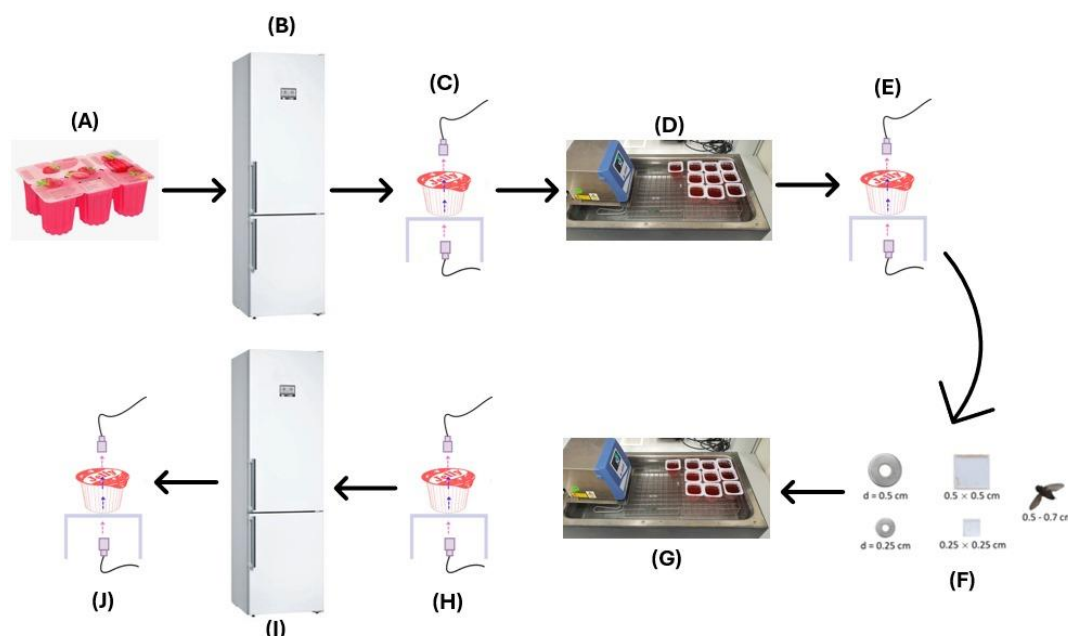


Figura 5. Preparación de muestras y procedimiento experimental para las medidas en gelatinas. Gelatinas de control (A), refrigeración gelatinas de control (B), medida ultrasónica gelatinas de control en estado sólido (C), baño maría para gelatinas de control (D), medida ultrasónica gelatinas de control en estado líquido (E), incorporación de cuerpos extraños (F), baño maría para gelatinas contaminadas (G), medida ultrasónica gelatinas contaminadas en estado líquido (H), refrigeración gelatinas contaminadas (I) y medida ultrasónica gelatinas contaminadas en estado sólido (J).

Las gelatinas comerciales en estado sólido (Figura 5A) fueron refrigeradas hasta alcanzar una temperatura de 4 °C (Figura 5B). Posteriormente, se midieron mediante el equipo ultrasonido (Figura 5C) y se fundieron en baño de agua con agitación (TECTRON 200, P-Selecta, España) durante 15 minutos a una temperatura de 50 °C (Figura 5D) y se volvieron a medir (Figura 5E). De esta forma, se obtuvieron las medidas de las muestras control en las gelatinas en forma sólida y líquida. Posteriormente, se incorporaron los cuerpos extraños de manera independiente en las muestras fundidas (Figura 5F), se volvió a realizar un baño maría (Figura 5G) y se volvió a medir en forma líquida (Figura 5H). Seguidamente, las gelatinas fueron almacenadas nuevamente en refrigeración a 4 °C (Figura 5I) y pasadas 24 horas, las señales ultrasónicas de las muestras en estado sólido y con cuerpos extraños fueron adquiridas (Figura 5J). Un total de 25 gelatinas (Figura 5A) fueron sometidas al procedimiento experimental. Como resultado y considerando que todas las gelatinas fueron medidas sin presencia de cuerpos extraños (control), los 5 tipos de cuerpos extraños analizados (5 gelatinas analizadas por cada tipo

de cuerpo), la medida del producto en 2 estados (sólido y líquido) se obtuvieron un total de 100 señales de ultrasonidos sin contacto.

3.5 ANÁLISIS DE LA SEÑAL ULTRASÓNICA

3.5.1 Corrección de línea base

Con la finalidad de evitar cualquier sesgo relacionado con la adquisición experimental de las señales ultrasónicas en las muestras de gelatinas de control y con cuerpos extraños, se realizó la corrección de línea base. Este procedimiento consistió en la sustracción del valor medio de cada señal en el rango de la señal de 1300-1800 puntos. Si el valor medio de la señal en este intervalo era menor a 0 V, el valor medio absoluto se añadía a toda la señal. Por el contrario, si el valor medio superaba los 0 V, se restaba de la señal. De esta forma, se corrigió el sesgo en la adquisición de las señales y se aseguró que este artefacto en la línea base no influyera el cálculo de los parámetros ultrasónicos relacionados con la energía (Sección 2.5.2). Un ejemplo de este procedimiento se puede observar en la Figura 6A.

3.5.2 Calculo de parámetros relacionados con la energía

Los parámetros ultrasónicos relacionados con la energía de las señales, como la distancia pico-pico (PP, V), la norma al cuadrado (ENG, V²) y la integral (INT, V μs) (A. Bowler et al., 2023; A. L. Bowler et al., 2020) fueron calculadas en las señales ultrasónicas en el dominio temporal. Para ello, el PP, ENG e INT fueron determinadas mediante las ecuaciones 3 a 5, respectivamente.

$$PP = \max(X_t) - \max|\min(X_t)| \quad (3)$$

$$ENG = \|X_t\|^2 \quad (4)$$

$$INT = \sum_{i=1}^N X_{z_{t_i}} t_i \quad (5)$$

Donde X_t es la señal ultrasónica de cada muestra en el dominio temporal y $X_{z_{t_i}}$ representa cada uno de los elementos de la señal X_t en el instante de tiempo t_i . El cálculo de INT se realizó mediante el método numérico de los trapecios utilizando la función “trapz” de MATLAB® R2023a (The MathWorks Inc, USA).

La selección de los parámetros ultrasónicos relacionados con la energía se realizó basados en la capacidad que tienen estas métricas de cuantificar la amplitud de la señal (medida a través del PP, Figura 6B), el área bajo la curva de los valores positivos de la señal ultrasónica (medida a través de INT, Figura 6B) y todas las posibles reverberaciones y resonancias de la señal ultrasónica (medida a través de ENG, Figura 6B).

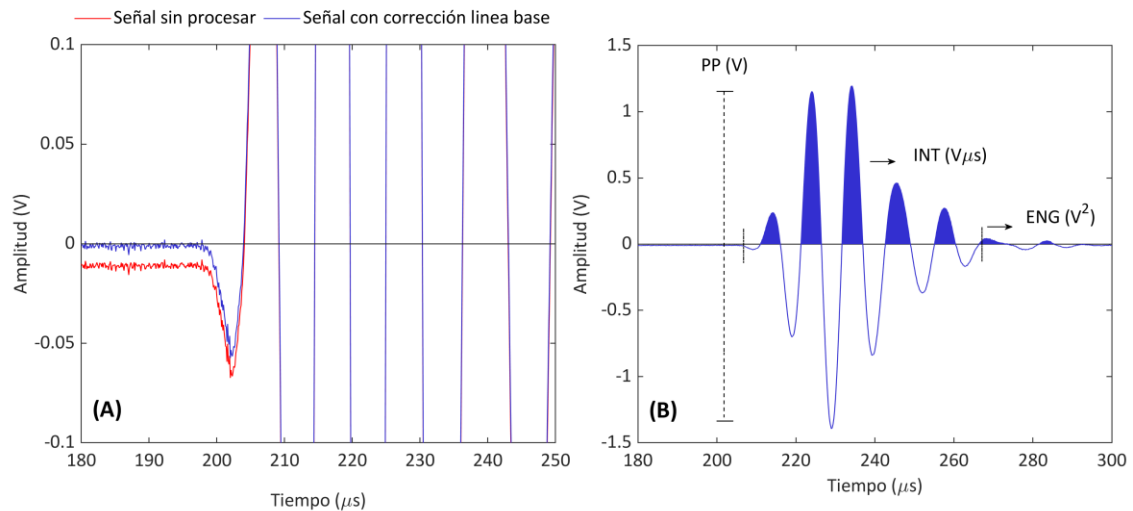


Figura 6. Corrección de línea base en las señales ultrasónicas (A) y cálculo de parámetros relacionados con la energía (B)

3.6 ANÁLISIS ESTADÍSTICO

Para cuantificar la influencia del estado de la gelatina (sólido o líquido) sobre los parámetros ultrasónicos relacionados con la energía, se empleó el Análisis de Varianza (ANOVA) de una vía. Este procedimiento fue realizado considerando las gelatinas de control, con la finalidad de analizar las diferencias de los parámetros ultrasónicos relacionados con la energía en el producto en las diferentes etapas de procesado como producto recién envasado (líquido) o como producto almacenado en refrigeración (sólido). Adicionalmente, para elucidar el efecto en conjunto de los cuerpos extraños, su tamaño y la capacidad de detección de la técnica de ultrasonidos sin contacto en función del estado del producto, se realizó un ANOVA multifactorial. Para ambos modelos ANOVA, se realizó la comparación de medias mediante el cálculo de los intervalos de Diferencia Mínima Significativa (LSD) de Fisher con un nivel de confianza del 95%. Los residuos de los modelos ANOVA se computaron como la diferencia entre los valores experimentales (parámetros ultrasónicos) y los calculados por el modelo y posteriormente fueron sometidos a diferentes contrastes estadísticos para verificar su normalidad (mediante la prueba de Shapiro-Wilk), la homocedasticidad residual (evaluada mediante un modelo de Regresión Lineal Múltiple sobre los residuos al cuadrado) e independencia residual (mediante la prueba de Ljung-Box). El fallo de cualquiera de estas pruebas invalida los modelos ANOVA para aplicaciones de inferencia (Aparisi & García-Díaz, 2007). El análisis estadístico se llevó a cabo utilizando StatGraphics Centurion XVII (StatGraphics Technologies Inc, USA).

3.7 ANÁLISIS MULTIVARIANTE

Con el objetivo de desarrollar de forma preliminar, debido al bajo número de muestras empleadas, un modelo matemático capaz de detectar de manera precisa la presencia de cuerpos extraños en las gelatinas de control y con cuerpos extraños, se formuló una estrategia híbrida que combinó el uso de modelos estadísticos multivariantes y de técnicas de aprendizaje automático supervisado para lograr este objetivo (Collazos-Escobar et al., 2024; Wang et al., 2023). En ese sentido, el modelo de regresión en mínimos cuadrados parciales-versión discriminante (PLS-DA) fue considerado como técnica de exploración y de reducción de la dimensionalidad. Además, la proyección de las señales ultrasónicas en la estructura latente del modelo PLS-DA sirvió como base para el entrenamiento de dos técnicas de aprendizaje automático supervisado en variables latentes como las Maquinas de Soporte Vectorial (LV-SVM) y el Bosque aleatorio (LV-RF).

El modelo PLS-DA fue calibrado empleando las señales ultrasónicas en el dominio temporal (obtenidas en la sección 2.4). Dichas señales fueron recortadas en el rango de 1800-5000 puntos (para reducir la dimensionalidad de las señales y así evitar la modelización de línea base) y se adicionó una variable ficticia que describió el estado del producto (Sólido = 0 y Líquido = 1) en la modelización multivariante. Al tratarse de un problema de detección de muestras de control y con cuerpos extraños, se calibró el modelo PLS-DA para la clasificación binaria (control = 0 y cuerpos extraños = 1) de estos dos tipos de muestras.

La selección del número óptimo de componentes PLS-DA (PLSC) se llevó a cabo mediante la validación cruzada por capetas (K-fold) empleando $K=5$, para evitar el sobreentrenamiento del modelo PLS-DA (Barrera Jiménez et al., 2023). La métrica de importancia de la variable para la proyección (VIPs) se utilizó para cuantificar la importancia global de la señal ultrasónica y del estado del producto en la clasificación de las muestras. Además, el coeficiente de determinación para el conjunto de datos de calibración (R^2) y para el conjunto de datos de validación cruzada (Q^2) fueron consideradas las métricas de bondad de ajuste del PLS-DA para determinar el número óptimo de componentes. La estimación de parámetros del modelo PLS-DA se realizó mediante el algoritmo de mínimos cuadrados parciales no iterativos (NIPALS) y el procedimiento de cálculo se realizó con el paquete *ropls* (Thévenot et al., 2015) del programa estadístico R Core Team 2023 (R Development Core Team, USA).

Una vez optimizado el modelo PLS-DA, se empleó la proyección de las muestras de control y con cuerpos extraños en el espacio latente (puntuaciones) como los regresores de las técnicas de aprendizaje automático. Para la calibración de LV-SVM se consideró la función kernel *rbfdot*, el tipo *nu-svc*, un parámetro de regularización (C) de 500.5 y un ϵ (E_p) igual a 0.1 (Karatzoglou et al., 2004). Para la calibración de LV-RF se emplearon 100 árboles aleatorios considerando un *Mtry* (número de predictores muestreados para dividir en cada nodo de los árboles de clasificación) igual a la raíz cuadrada del número óptimo de componentes PLS-DA. El procedimiento computacional de calibración de LV-SVM se realizaron con la función *kernlab* y *randomForest*,

respectivamente, del entorno del programa estadístico R Core Team 2023 (R Development Core Team , USA).

Los clasificadores en variables latentes fueron entrenados utilizando el 75% de los datos experimentales y la validación de estos se realizó con el 25% restante de los datos. Este procedimiento fue realizado 100 veces, realizando particiones aleatorias de los datos experimentales en los conjuntos de datos descritos anteriormente.

La bondad de clasificación de los modelos de aprendizaje automático supervisado para ambos conjuntos de datos (entrenamiento y validación) se evaluó mediante el cálculo de la matriz de confusión (CFM, Ecuación 6), la cual sirvió como base para determinar la precisión general de los modelos (A_{cc} , Ecuación 7), la sensibilidad (S_e , Ecuación 8) y la especificidad (S_p , Ecuación 9) (Craig et al., 2018). Valores de A_{cc} cercanos a 100% y de S_e y S_p cercanos a 1 indicaron una elevada capacidad de clasificación (Debón & Garcia-Díaz, 2012).

$$CFM = \text{Predicho} \begin{bmatrix} \text{Real} & \text{Cuerpos extraños} & \text{Control} \\ \text{Cuerpos extraños} & VP & FP \\ \text{Control} & FN & VN \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$A_{cc}(\%) = \frac{VP+VN}{VP+VN+FP+FN} * 100 \quad (7)$$

$$S_e = \frac{VP}{VP+FN} \quad (8)$$

$$S_p = \frac{VN}{VN+FP} \quad (9)$$

Donde, VP y VN son los verdaderos positivos (muestras realmente con cuerpos extraños clasificadas como muestras con cuerpos extraños) y verdaderos negativos (muestras de control reales clasificadas como muestras de control). Mientras que FP y FN son los falsos positivos (muestras de control reales clasificadas como muestras con cuerpos extraños) y falsos negativos (muestras realmente con cuerpos extraños clasificadas como muestras control), respectivamente.

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. CARACTERIZACIÓN DE GELATINAS EN ESTADO SÓLIDO Y LÍQUIDO

En primer lugar, se abordó la capacidad de los ultrasonidos sin contacto para discriminar entre las gelatinas en estado sólido y líquido. Para ello se utilizaron las 50 señales ultrasónicas medidas en las muestras control (25 en estado sólido y 25 en estado líquido). En la Figura 7, se muestra un ejemplo de las señales en las gelatinas en estado sólido y líquido.

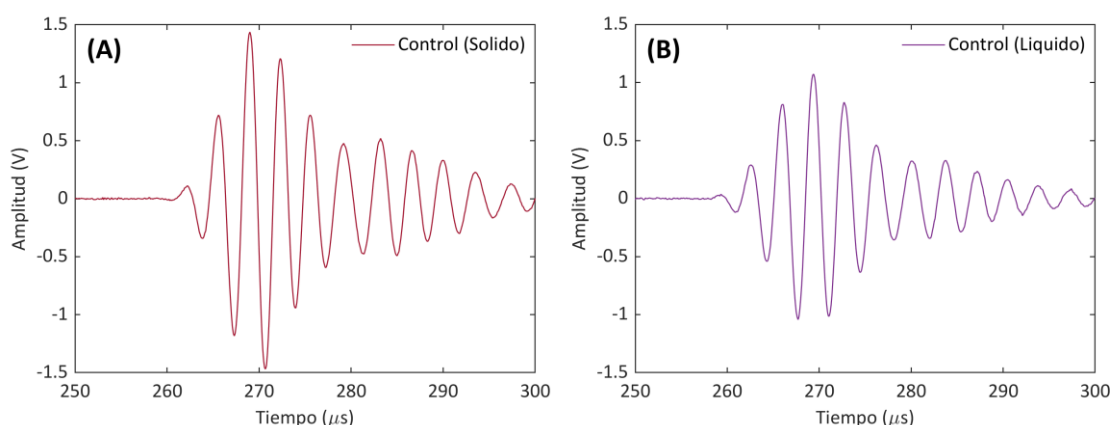


Figura 7. Señales ultrasónicas de gelatinas comerciales de control en estado sólido (A) y líquido (B)

Como se puede observar en la Figura 7, las señales ultrasónicas obtenidas para las gelatinas en forma líquida y sólida fueron muy similares, aunque se observaron diferencias relacionadas con el nivel de energía. Así, se puede observar menores niveles de energía en las muestras líquidas en comparación con las muestras sólidas. Generalmente, las ondas ultrasónicas son rápidamente atenuadas en líquidos en comparación con medios sólidos, es por ello por lo que las ondas superficiales a frecuencias ultrasónicas en líquidos resultan de poco interés para el análisis de alimentos (Majumdar et al., 1998). La mayor atenuación de las ondas ultrasónicas en líquidos se debe principalmente a la viscosidad, compresibilidad, interacciones moleculares, efectos térmicos y dispersión que son más significativos que en sólidos. La combinación de los factores previamente mencionados provoca, en última instancia, que las ondas ultrasónicas pierdan energía más rápidamente en los líquidos (Kinsler et al., 2000).

En la Tabla 2, se muestra la media de los parámetros ultrasónicos relacionados con la energía (PP, ENG y INT) para las muestras control de las gelatinas en estado sólido y líquido. Como se puede observar, en la Tabla 2, los resultados de la estimación de los parámetros ultrasónicos manifestaron que las todas las gelatinas de control en estado sólido atenuaron en menor medida la onda ultrasónica en comparación con las de estado líquido. Los porcentajes de reducción de los parámetros ultrasónicos en el caso de las gelatinas de control en estado líquido comparándolas con la de estado sólido fueron del 20% en PP, 42% en ENG y 24% en INT.

Las mayores diferencias de porcentajes de reducción se dan para el parámetro ENG y las menores para el parámetro PP.

Tabla 2. Parámetros ultrasónicos relacionados con la energía en gelatinas de control en estado sólido y líquido

Tipo	Estado	PP (V)	ENG (V ²)	INT (V μs)
Control	Sólido	2.87 ± 0.13	195 ± 18	223 ± 10
	Líquido	2.32 ± 0.09	113 ± 25	169 ± 25

PP (distancia pico pico), ENG (norma al cuadrado) e INT (integral). Los resultados fueron expresados como valores medios ± desviación estándar.

Los resultados del modelo ANOVA de una vía para analizar el efecto del estado de la gelatina comercial de control sobre los parámetros ultrasónicos relacionados con la energía se observan en la Figura 8. Se observó que todos los parámetros ultrasónicos mostraron diferencias significativas ($p < 0.05$) en función del estado de la gelatina.

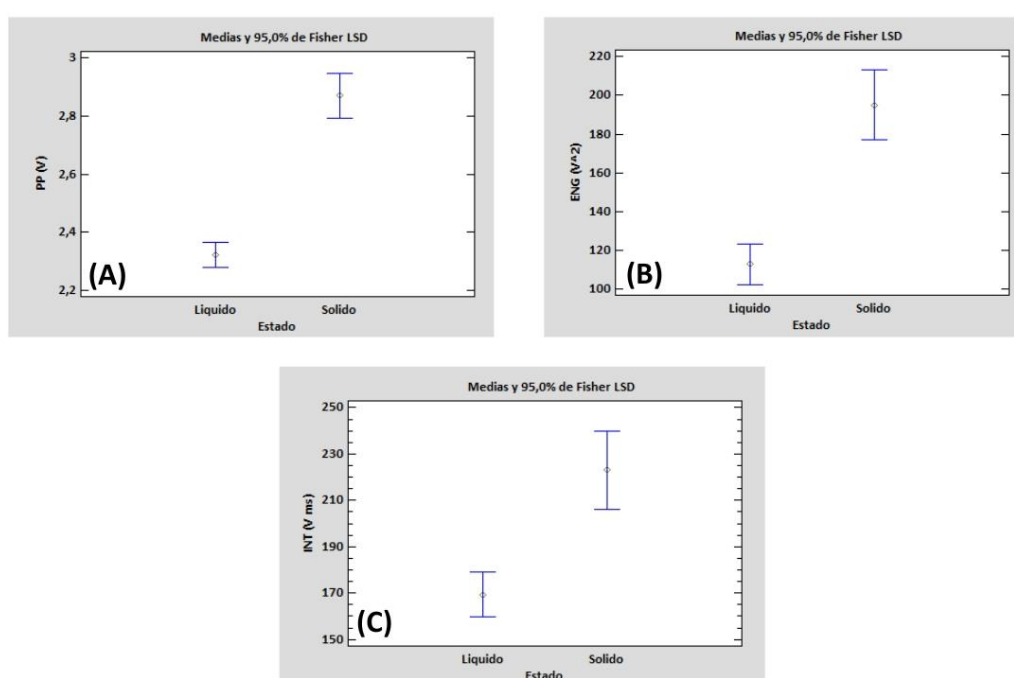


Figura 8. Resultados estadísticos del modelo ANOVA (Análisis de Varianza) de un factor para analizar el efecto del estado de la gelatina sobre los parámetros ultrasónicos relacionados con la energía

Los resultados (Figura 8) mostraron estar alineados coherentemente con los obtenidos mediante el análisis de la Tabla 1: el estado de la materia de las muestras de control influye en los tres parámetros ultrasónicos calculados (PP, ENG y INT). En la Figura 8 se observan los valores medios y los intervalos LSD para cada uno de los parámetros ultrasónicos. En todos los apartados de la figura 8, se observan diferencias estadísticamente significativas que indican que todos los parámetros ultrasónicos

estudiados son mayores en el caso de la gelatina en estado sólido en comparación con la gelatina en estado líquido. Fariñas et al. (2021) manifestaron que las diferencias en los parámetros ultrasónicos en hamburguesas variaron en función del estado de la fracción grasa. Así, se evidenció una mayor atenuación cuando la grasa estaba en estado líquido, lo que coincide con lo observado en las gelatinas.

4.2. INFLUENCIA DE LOS CUERPOS EXTRAÑOS EN LOS PARÁMETROS ULTRASÓNICOS

Las señales ultrasónicas experimentales de las gelatinas de control en estado sólido y líquido y de las gelatinas contaminadas con piezas metálicas, plásticas y biológicas se observan en las figuras 9, 10 y 11.

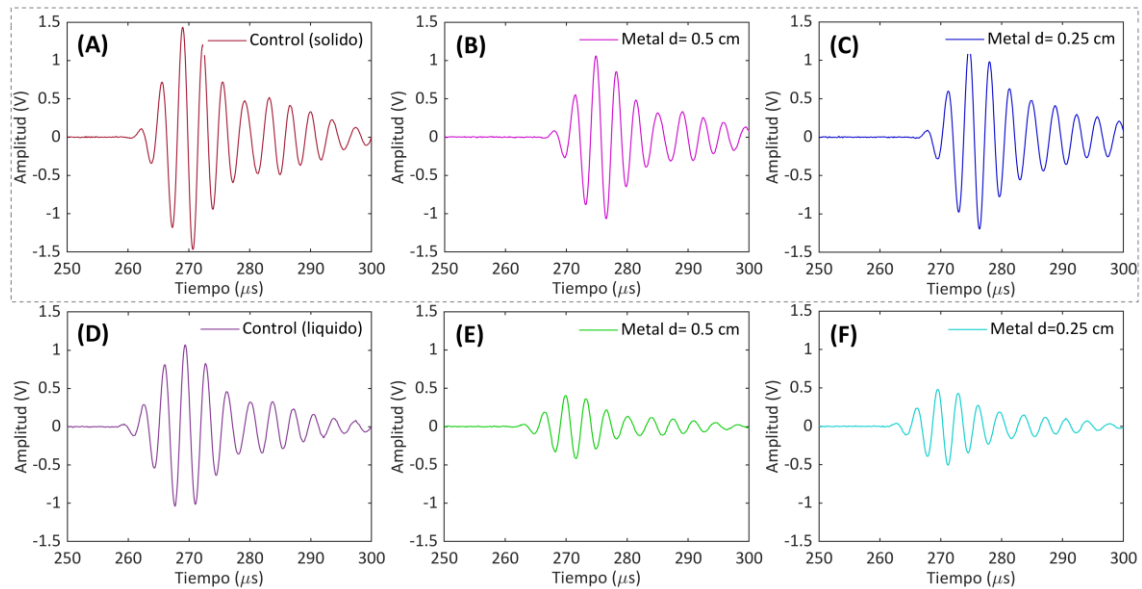


Figura 9. Señales ultrasónicas de gelatinas comerciales de control en estado sólido (A) y líquido (D) y señales de gelatinas en estado sólido con piezas metálicas de diámetro 0.5 cm (B) y 0.25 cm (C) y gelatinas en estado líquido con piezas metálicas de diámetro 0.5 cm (E) y 0.25 cm (F)

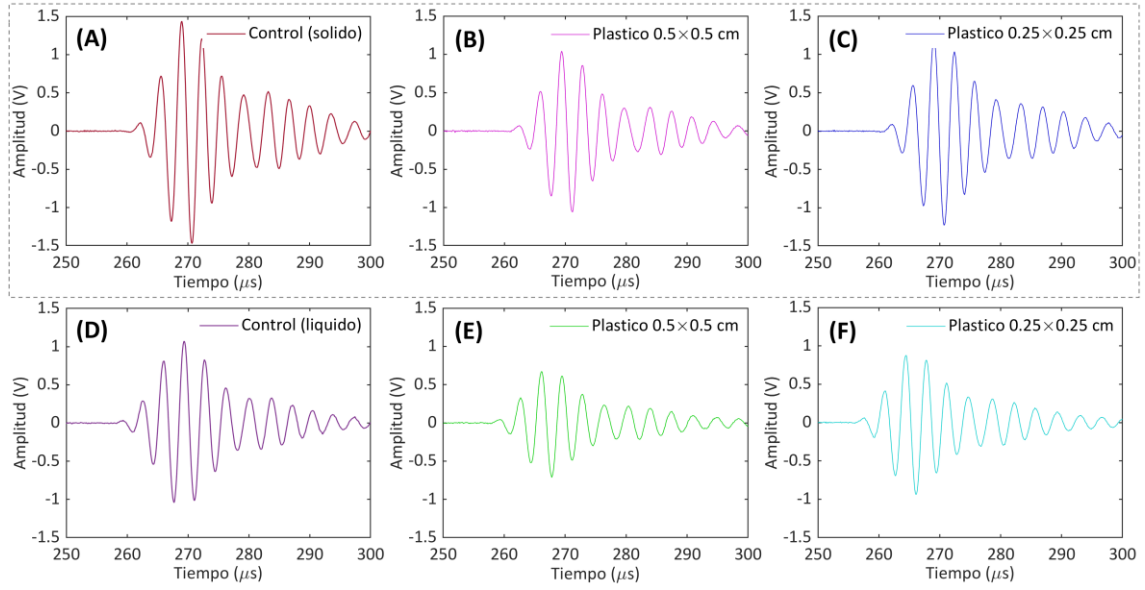


Figura 10. Señales ultrasónicas de gelatinas comerciales de control en estado sólido (A) y líquido (D) y señales de gelatinas en estado sólido con piezas plásticas de tamaño 0.5×0.5 cm (B) y 0.25×0.25 cm (C) y gelatinas en estado líquido con piezas plásticas de tamaño 0.5×0.5 cm (E) y 0.25×0.25 cm (F)

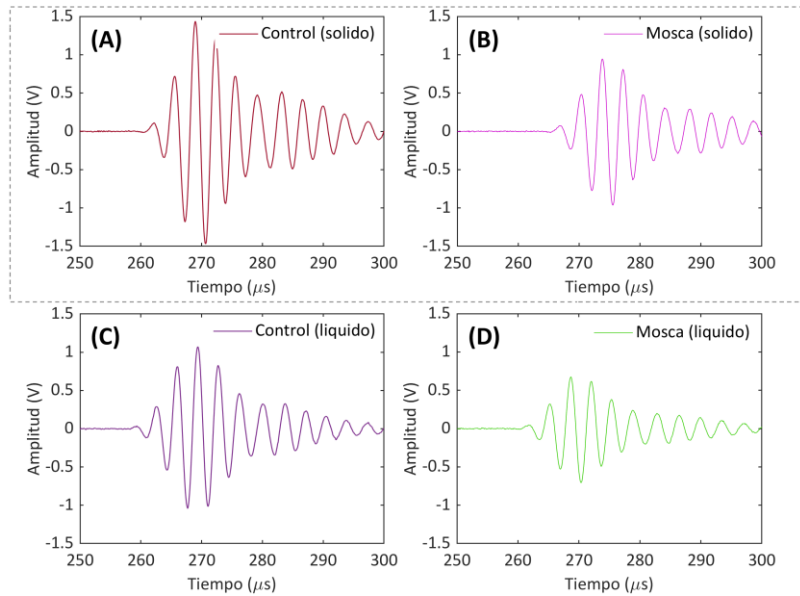


Figura 11. Señales ultrasónicas de gelatinas comerciales de control en estado sólido (A) y líquido (C) y señales de gelatinas con moscas de tamaño envergadura 0.5×0.7 cm en estado sólido (B) y líquido (D)

Como puede observarse en las Figuras 9-11, la presencia del cuerpo extraño conlleva un descenso del nivel de energía de la señal para todos los casos independientemente del tamaño del cuerpo, su tipología o el estado de la gelatina. La presencia del cuerpo extraño supone una barrera para la transmisión de la energía ultrasónica ya que tiene unas propiedades acústicas diferentes a la gelatina. Esto hace que parte de la energía de la señal se refleje, se absorba o se refracte lo que redunda en un descenso de la energía de la señal (Payne et al., 2023). (Cho & Irudayaraj, 2003) también comprobaron como la

presencia de un objeto extraño podría atenuar la energía ultrasónica, resultando en una transferencia deficiente, lo que condicionaba la aplicación industrial de este tipo de técnicas.

En el presente trabajo, no se ha abordado el análisis de la velocidad de transmisión de las ondas, aunque la presencia del cuerpo extraño también puede afectarle. Debido al gran impacto del cuerpo extraño en la energía de la señal en el dominio temporal, tampoco ha sido necesario abordar el análisis espectral de la señal. Así, los parámetros relacionados con la energía (Tabla 3) pueden considerarse suficientes para la detección de cuerpos extraños en entornos industriales y además, presentan necesidades de computación son bajas tanto en relación con el tiempo de cálculo como a la complejidad de los algoritmos (Karki et al., 2022).

De cara a analizar el impacto del tipo de cuerpo extraño, tamaño y estado de la gelatina, en la Tabla 3 se presentan los resultados de la estimación de los parámetros ultrasónicos (PP, ENG y INT) para las muestras control y con cuerpos extraños.

Tabla 3. Parámetros ultrasónicos relacionados con la energía en gelatinas de control y con cuerpos extraños de diferente tamaño en estado sólido y líquido

Tipo	Estado	Tamaño	PP (V)	ENG (V ²)	INT (V μ s)
Control	Sólido	–	2.87 \pm 0.13	195 \pm 18	223 \pm 10
	Líquido		2.32 \pm 0.09	113 \pm 25	169 \pm 25
Metal	Sólido	d=0.5 cm	2.14 \pm 0.16	71 \pm 18	124 \pm 16
		d=0.25 cm	2.31 \pm 0.11	102 \pm 6	151 \pm 6
	Líquido	d=0.5 cm	1.67 \pm 0.13	19 \pm 8	64 \pm 15
		d=0.25 cm	1.66 \pm 0.14	19 \pm 7	63 \pm 8
Plástico	Sólido	0.5×0.5 cm	2.44 \pm 0.09	88 \pm 15	130 \pm 10
		0.25×0.25 cm	2.55 \pm 0.09	127 \pm 18	172 \pm 16
	Líquido	0.5×0.5 cm	1.93 \pm 0.07	33 \pm 10	84 \pm 13
		0.25×0.25 cm	2.16 \pm 0.02	78 \pm 10	134 \pm 13
Mosca	Sólido	0.5-0.7 cm	2.17 \pm 0.09	64 \pm 11	116 \pm 10
	Líquido		1.94 \pm 0.08	31 \pm 5	82 \pm 8

PP (distancia pico pico), ENG (norma al cuadrado) e INT (integral). Los resultados fueron expresados como valores medios \pm desviación estándar.

En primer lugar, se observa en la Tabla 3 como todos los valores relativos a los parámetros ultrasónicos calculados para los diferentes cuerpos extraños han disminuido con respecto a las muestras de control. También puede observarse como los valores son menores para el caso de las gelatinas líquidas debido a la mayor atenuación de la matriz, tal y como se ha comentado en el apartado 3.1. Así, los porcentajes de reducción de los parámetros ultrasónicos respecto a las muestras de control en función del tipo de material extraño analizado fueron los siguientes:

- Arandela metálica diámetro (d) = 0.5 cm en gelatina sólida :25% en PP, 64% en ENG y 44% en INT.

- Arandela metálica d=0.25 cm en gelatina sólida :20% en PP, 48% en ENG y 33% en INT.
- Arandela metálica d=0.5 cm en gelatina líquida :42% en PP, 90% en ENG y 71% en INT.
- Arandela metálica d=0.25 cm en gelatina líquida :28% en PP, 83% en ENG y 63% en INT.
- Material plástico 0.5 x 0.5 cm en gelatina sólida: 28% en PP, 22% en ENG y 23% en INT.
- Material plástico 0.25 x 0.25 cm en gelatina sólida: 15% en PP, 22% en ENG y 23% en INT.
- Material plástico 0.5 x 0.5 cm en gelatina líquida: 11% en PP, 83% en ENG y 62% en INT.
- Material plástico 0.25 x 0.25 cm en gelatina líquida: 17% en PP, 31% en ENG y 21% en INT.
- Mosca en gelatina sólida: 24% en PP, 67% en ENG y 48% en INT.
- Mosca en gelatina líquida: 16% en PP, 72.% en ENG y 52% en INT.

El cuerpo extraño que tuvo un mayor efecto en la reducción de los parámetros ultrasónicos de las gelatinas líquidas fue la arandela metálica de tamaño medio, en cambio, el cuerpo extraño que produjo un mayor efecto en la reducción de los parámetros ultrasónicos de las gelatinas sólidas fue la mosca. Por el contrario, el cuerpo extraño que tuvo un menor efecto en la reducción de los parámetros ultrasónicos de las gelatinas líquidas y sólidas fue el material plástico de tamaño pequeño.

La media de reducción para cada uno de los parámetros ultrasónicos fue la siguiente:

- PP: 23%
- ENG: 60%
- INT: 43%

Se puede observar como el parámetro más afectado fue ENG, seguido por INT. El parámetro PP fue el menos afectado por la incorporación de cuerpos extraños en el producto.

La media de reducción para cada uno de los parámetros ultrasónicos dependiendo para cada uno de los diferentes cuerpos extraños fue la siguiente:

- Metal
 - PP: 32%
 - ENG: 73%
 - INT: 55%
- Plástico
 - PP: 21%
 - ENG: 58%
 - INT: 42%

- Mosca
 - PP: 28%
 - ENG: 76%
 - INT: 56%

En la Tabla 4 se muestra el resumen del Análisis de Varianza (ANOVA) multifactorial para los parámetros ultrasónicos. Se puede observar que la influencia de todos los factores fue significativa ($p < 0.05$) (estado de la gelatina, tamaño del cuerpo extraño y tipo de cuerpo extraño) ya que el Valor-P para todas ellas ha sido menor a 0.05. En la Tabla 4 también se incluyen las interacciones entre variables que han demostrado tener un efecto estadísticamente significativo ($p < 0.05$) en los parámetros ultrasónicos. La única interacción que provocó diferencias estadísticamente significativas ha sido “Estado x Tipo”, ya que es la única que aparece reflejada en la tabla con un Valor-P menor a 0.05. Las interacciones “Tamaño x Tipo” y “Estado x Tamaño” no aparecen reflejadas en la tabla ya que su Valor-P es mayor a 0.05 y por tanto, su efecto no fue significativo.

Tabla 4. Resultados estadísticos ANOVA (Análisis de Varianza) multifactorial para el análisis de la influencia del tipo de cuerpo extraño, tamaño y estado de la gelatina sobre los parámetros ultrasónicos relacionados con la energía.

PP (V)					
Fuente	Suma de cuadrados	Gl	Cuadrado medio	Razón-F	Valor-P
EFFECTOS PRINCIPALES					
Estado	2.62	1	2.62	233.21	0
Tamaño	0.12	1	0.12	11.18	1.15×10^{-3}
Tipo	3.28	3	1.09	97.37	1.00×10^{-4}
INTERACCIONES					
Estado × Tipo	0.16	3	0.06	4.93	4.41×10^{-3}
RESIDUOS	0.58	52	0.01		
TOTAL (CORREGIDO)	7.04	60			
ENG (V²)					
Fuente	Suma de cuadrados	Gl	Cuadrado medio	Razón-F	Valor-P
EFFECTOS PRINCIPALES					
Estado	45720.12	1	45720.12	148.59	0
Tamaño	6631.19	1	6631.19	21.55	0
Tipo	87705.83	3	29235.31	95.02	0
INTERACCIONES					
Estado × Tipo	3316.51	3	1105.5	3.59	0.02
RESIDUOS	15999.53	52	307.68		
TOTAL (CORREGIDO)	153221.24	60			
INT (V μs)					
Fuente	Suma de cuadrados	Gl	Cuadrado medio	Razón-F	Valor-P
EFFECTOS PRINCIPALES					
Estado	34560.91	1	34560.92	105.05	0
Tamaño	6297.13	1	6297.13	19.14	0
Tipo	76016.62	3	25338.94	77.02	0
INTERACCIONES					
Estado × Tipo	2784.08	3	928.03	2.82	0.04
RESIDUOS	17107.41	52	328.98		
TOTAL (CORREGIDO)	142312.42	60			

PP (distancia pico pico), ENG (norma al cuadrado), INT (integral) y Gl (grados de libertad del modelo de análisis de varianza).

En las Figuras 12, 13 y 14 se puede observar una representación visual de la media de cada nivel del factor y su intervalo LSD en los que se expone de forma gráfica las diferencias estadísticamente significativas ($p < 0.05$) entre los diferentes grupos para los parámetros ultrasónicos (PP, ENG y INT). Es interesante resaltar que la variable PP, a pesar de que fue la que menor impacto presentó por la presencia del cuerpo extraño, es la que permite una mejor separación para los tipos de cuerpos extraños (Figura 12A). Otro aspecto llamativo resulta que el impacto del metal es mucho mayor cuando la muestra está en estado líquido que sólido. Este hecho se debe a que la diferencia de impedancias entre la gelatina y el metal, y por tanto la pérdida de energía, es mayor

cuando está en estado líquido que sólido. Es decir, la gelatina se parece más al metal cuando está en estado sólido, por lo tanto, el impacto del cuerpo extraño en la transmisión de la energía es menor que en estado líquido. Correia et al., (2008) también evidenciaron que la textura de la carne de pollo influyó en la detección de cuerpos extraños mediante técnicas ultrasónicas.

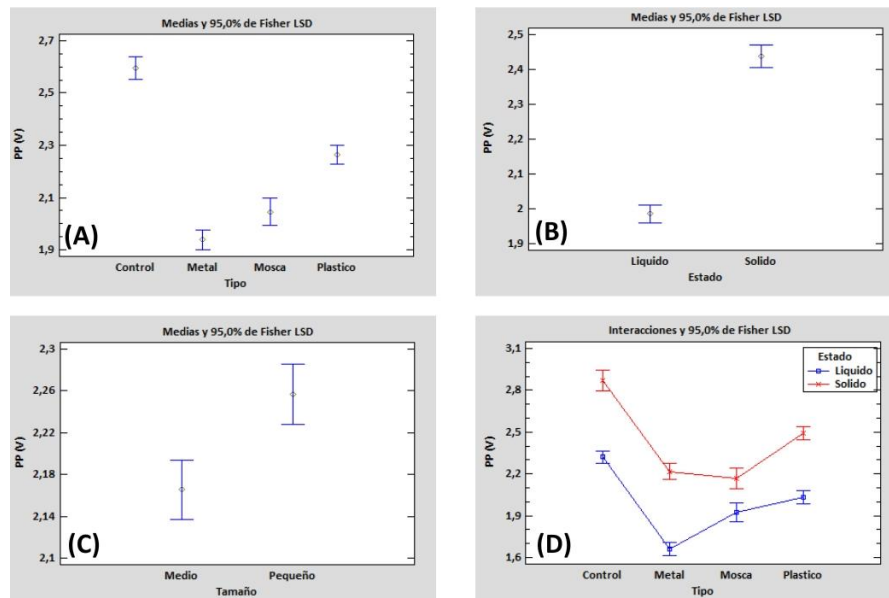


Figura 12. Resultados estadísticos del modelo ANOVA (Análisis de Varianza) multifactorial para analizar el efecto del estado de la gelatina, el tipo de cuerpo extraño y tamaño sobre el parámetro ultrasónico PP (distancia pico pico). Influencia del tipo de cuerpo extraño (A), influencia del estado de la gelatina (B), tamaño del cuerpo extraño (C) e interacción entre el tipo de cuerpo extraño y el estado de la gelatina (D).

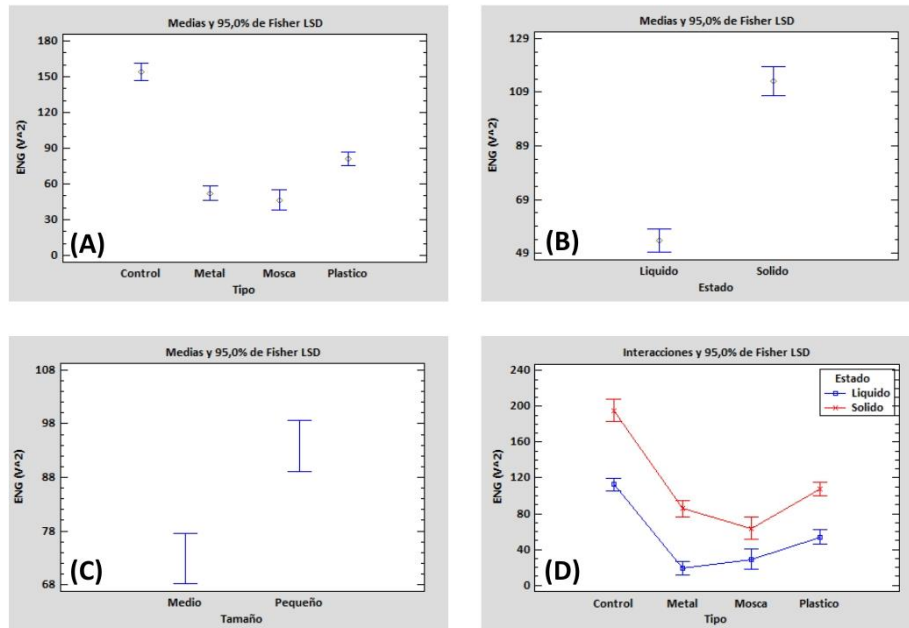


Figura 13. Resultados estadísticos del modelo ANOVA (Análisis de Varianza) multifactorial para analizar el efecto del estado de la gelatina, el tipo de cuerpo extraño y tamaño sobre el parámetro ultrasónico ENG (norma al cuadrado). Influencia del tipo de cuerpo extraño (A), influencia del estado de la gelatina (B), tamaño del cuerpo extraño (C) e interacción entre el tipo de cuerpo extraño y el estado de la gelatina (D)

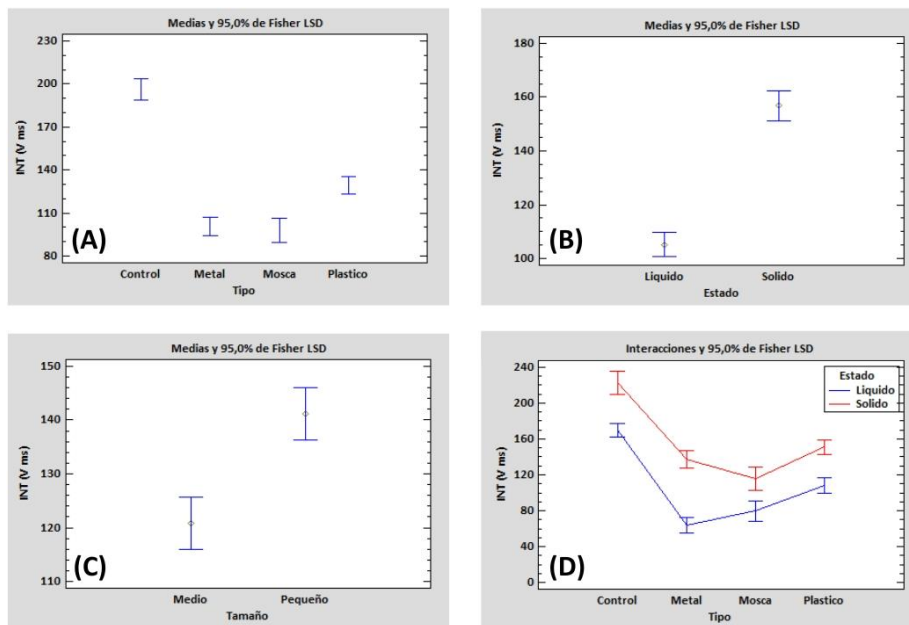


Figura 14. Resultados estadísticos del modelo ANOVA (Análisis de Varianza) multifactorial para analizar el efecto del estado de la gelatina, el tipo de cuerpo extraño y tamaño sobre el parámetro ultrasónico INT (integral). Influencia del tipo de cuerpo extraño (A), influencia del estado de la gelatina (B), tamaño del cuerpo extraño (C) e interacción entre el tipo de cuerpo extraño y el estado de la gelatina (D)

4.3 DETECCIÓN MULTIVARIANTE DE CUERPOS EXTRAÑOS EN GELATINAS

Los resultados del ajuste del modelo PLS-DA para el conjunto de datos de calibración y validación cruzada y la proyección de las señales ultrasónicas de las muestras de control y con cuerpos extraños en las dimensiones de máximo poder discriminante del modelo PLS-DA se observan en la Figura 15.

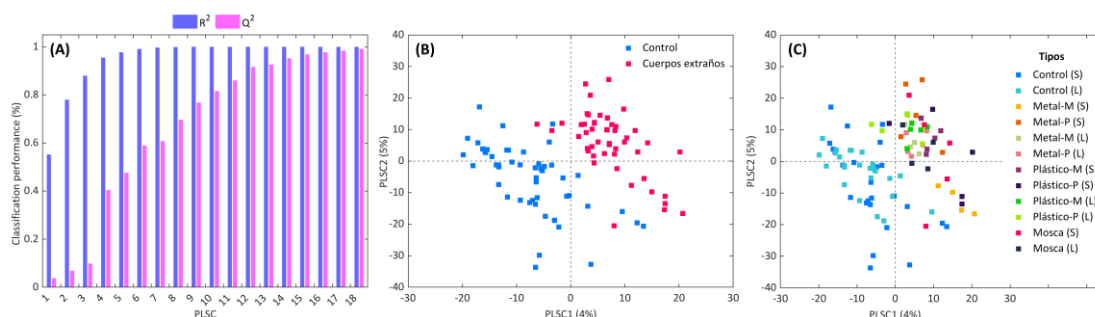


Figura 15. Resultados de la validación cruzada del modelo de regresión en mínimos cuadrados parciales-versión discriminante (PLS-DA) (A) y proyección de las observaciones en las dimensiones latentes de máximo poder discriminante para la detección cuerpos extraños (B, C)

Como se puede observar en la Figura 15A, el proceso de optimización del modelo PLS-DA mediante el procedimiento de validación cruzada (descrito en la sección 2.7) manifestó que el número óptimo de componentes PLS para maximizar el Q^2 (99.1%) fueron 18 PLSC, a pesar de que el máximo R^2 para el conjunto de calibración se obtuvo con 7 PLSC. Este resultado sugiere que la capacidad predictiva del modelo PLS-DA para clasificar correctamente observaciones desconocidas, incrementó conforme se incluyeron más componentes en el modelo a pesar de haber alcanzado un máximo en la predicción de observaciones conocidas del conjunto de datos de calibración.

La proyección de las señales ultrasónicas en las dos principales dimensiones de máximo poder discriminante (PLSC1 vs PLSC2, Figura 15B y 15C) resultaron ser adecuadas para la discriminación de las señales de las gelatinas control y las gelatinas con presencia de cuerpos extraños. Como se puede observar en la Figura 15B, las muestras de control fueron fundamentalmente discriminadas mediante la componente PLSC1, la cual explicó el 4% de la covariabilidad de la matriz de datos ultrasónicos con la variable respuesta categórica. Adicionalmente, la componente PLSC2 (5% covariabilidad explicada) promovió que las observaciones con cuerpos extraños se discriminaran en los valores positivos de esta componente. Por tanto, ambas componentes fueron valiosas para separar las gelatinas contaminadas de las muestras de control.

Los resultados estadísticos de la detección de cuerpos extraños mediante los modelos de clasificación construidos a partir del uso de las puntuaciones del modelo PLS-DA con 18 PLSC se presentan en la Tabla 5. Los resultados fueron expresados separadamente para los conjuntos de entrenamiento (75%) y validación (25%) para cada clasificador usado.

Tabla 5. Técnicas de aprendizaje automático supervisado en variables latentes entrenadas usando el 75% de los datos experimentales y validación estadística de modelos empleando el 25% de los datos experimentales.

Predicho	LV-SVM		LV-RF	
	Real		Real	
	Cuerpos extraños	Control	Cuerpos extraños	Control
Cuerpos extraños	Entrenamiento	Entrenamiento	Entrenamiento	Entrenamiento
	VP = 38 ± 2	FP = 0 ± 0	VP = 38 ± 2	FP = 0 ± 0
	Validación	Validación	Validación	Validación
	VP = 12 ± 2	FP = 0 ± 0	VP = 12 ± 2	FP = 0 ± 0
Control	Entrenamiento	Entrenamiento	Entrenamiento	Entrenamiento
	FN = 0 ± 0	VN = 37 ± 2	FN = 0 ± 0	VN = 37 ± 2
	Validación	Validación	Validación	Validación
	FN = 0 ± 0	VN = 13 ± 2	FN = 1 ± 1	VN = 12 ± 2
HO	FK: rbfdot			
	Tipo: nu-svc		Numero de árboles = 100	
	C: 500.5		Mtry = 4.24	
Capacidad de detección	Entrenamiento		Entrenamiento	
	$A_{cc}(\%) = 100 \pm 0$		$A_{cc}(\%) = 100 \pm 0$	
	$S_e = 1 \pm 0$		$S_e = 1 \pm 0$	
	$S_p = 1 \pm 0$		$S_p = 1 \pm 0$	
	Validación		Validación	
	$A_{cc}(\%) = 99.9 \pm 0.1$		$A_{cc}(\%) = 96.4 \pm 3.6$	
	$S_e = 0.99 \pm 0.01$		$S_e = 0.95 \pm 0.05$	
	$S_p = 1 \pm 0$		$S_p = 1 \pm 0$	

LV-SVM (Maquinas de soporte vectorial en variables latentes), LV-RF (Bosque aleatorio en variables latentes), VP (Verdadero positivo), VN (Verdadero negativo), FP (Falso positivo), FN (Falso negativo), A_{cc} (Precisión general), S_e (Sensibilidad), S_p (especificidad), HO (hiperparámetros), FK (Función Kernel), C (Parámetro de regularización), Mtry (número de predictores muestreados para dividir en cada nodo de los árboles de clasificación). Los resultados fueron expresados como valores medios \pm desviación estándar.

Los resultados estadísticos (Tabla 5) mostraron una elevada capacidad de detección de cuerpos extraños y de muestras de control debido a que el A_{cc} vario entre 96.4% y 100%, S_e estuvo entre 0.95 y 1 y el S_p fue igual a 1, para los conjuntos de entrenamiento y validación. Los resultados de la bondad de clasificación pusieron de manifiesto que ambas técnicas de aprendizaje automático supervisado y la estrategia hibrida de calibración de estos considerando el PLS-DA como base mostraron un rendimiento notable en la detección de las señales ultrasónicas de control y con cuerpos extraños.

Se observó que, para el conjunto de datos de entrenamiento, las técnicas LV-SVM y LV-RF clasificaron correctamente todas las señales de control y cuerpos extraños ($A_{cc} = 100\%$, $S_e = 1$ y $S_p = 1$). Mientras que los resultados estadísticos para el conjunto de datos de validación cuantificaron la capacidad de los clasificadores entrenados para predecir señales desconocidas. Como se puede observar (Tabla 5), la capacidad de predicción de todas las técnicas disminuyó para el conjunto de validación. La bondad de clasificación

de LV-RF disminuyó en comparación con los resultados de entrenamiento ($A_{cc}= 96.4\%$ y $S_e= 0.95$) debido a un aumento de señales con cuerpos extraños incorrectamente clasificadas ($FN= 1\pm 1$). Por otro lado, el rendimiento de clasificación de LV-SVM disminuyó ligeramente para el conjunto de datos de validación ($A_{cc}= 99.9\%$ y $S_e= 0.99$). Estos resultados manifestaron la robustez de LV-SVM para clasificar correctamente las muestras comparado con LV-RF.

Los resultados obtenidos en el presente trabajo fueron similares a los obtenidos por Zhao et al. (2003) en la detección de fragmentos de vidrio en bebidas envasadas en recipientes de vidrio mediante la integración de ultrasonidos con contacto y redes neuronales artificiales (ANN). Estos autores, considerando un conjunto de datos entrenados ($n = 60$ señales) y de validación ($n = 20$ señales), obtuvieron un A_{cc} mayor al 95% y afirmaron que la combinación de los ultrasonidos con contacto y las técnicas de aprendizaje automático supervisado resultó ser factible para la inspección de la calidad de los alimentos en tiempo real. Sin embargo, el uso de ultrasonidos con contacto limita las aplicaciones industriales de este sistema para la monitorización estadística de la calidad, limitaciones que podrían ser superadas con técnicas no invasivas y no destructivas como los ultrasonidos sin contacto.

5. CONCLUSIONES

Las principales conclusiones que se pueden obtener del presente trabajo se detallan a continuación:

- El estado de la gelatina influyó en la medida ultrasónica así, se observó que las gelatinas líquidas, presentaron menores niveles de energía ultrasónica. Así, las diferencias de los parámetros ultrasónicos entre muestras sólidas y líquidas oscilaron entre el 20% (PP) y el 42% (ENG).
- La presencia de cuerpos extraños influyó en la medida ultrasónica así, se observó que las gelatinas que contenían cuerpos extraños conllevaron menores niveles de energía ultrasónica que las gelatinas de control. La disminución de los parámetros ultrasónicos osciló entre el 23% (PP) y el 60% (INT).
- El cuerpo extraño que tuvo un mayor efecto fue la arandela metálica de tamaño medio. En cambio, en las gelatinas líquidas, la mosca fue el cuerpo extraño que más influyó en los parámetros ultrasónicos. Mientras que el plástico de tamaño pequeño fue el que menos influyó en las medidas ultrasónicas. Resultó evidente que el tamaño del cuerpo extraño influyó en la medida de los parámetros ultrasónicos, produciendo una menor atenuación en el caso de que el objeto presente en las gelatinas fuese de tamaño pequeño.
- Las tres variables analizadas (tipo de cuerpo extraño, tamaño del cuerpo extraño y estado de la materia de la muestra) han demostrado tener un efecto significativo ($p < 0.05$) para cada uno de los parámetros ultrasónicos (PP, ENG, INT).
- Las LV-SVM resultaron ser el modelo más robusto para detectar la presencia y ausencia de cuerpos extraños en gelatinas comerciales mediante el uso de ultrasonidos sin contacto. Este enfoque resulta una herramienta valiosa para la integración en un sistema de monitorización, facilitando la clasificación de las gelatinas de control y aquellas que contienen piezas metálicas, plásticas y/o insectos. Se deben de realizar trabajos futuros con un mayor número de muestras con el objetivo de validar los resultados obtenidos en la capacidad de clasificación de este modelo multivariante.

La conclusión general obtenida a través del desarrollo del presente trabajo pone de manifiesto la utilidad de las técnicas ultrasónicas sin contacto para la detección de cuerpos extraños de diferente naturaleza y tamaño en gelatinas en estado sólido y líquido de forma totalmente no invasiva. Futuros trabajos deben determinar los límites de detección de la tecnología de ultrasonidos sin contacto para inspeccionar alimentos con cuerpos extraños de menor tamaño. Además, se debe evaluar esta técnica para la detección de cuerpos extraños de otras naturalezas, como rocas, vidrios e incluso material biológico del personal de procesado en planta, como uñas y cabellos los cuales podrían contaminar las gelatinas durante la manipulación y/o el proceso de envasado. Esto será esencial para desarrollar un prototipo industrial robusto que pueda usarse para la monitorización a nivel industrial.

Agradecimientos

Los autores agradecen la financiación aportada por el proyecto ULTRADIGITAL (AGROALNEXT/2022/045) en el marco del programa AGROALNEXT, que cuenta con el apoyo del MCIN y la financiación de la Unión Europea NextGenerationEU (PRTR-C17.I1).

6. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Ahmad, M. I., Li, Y., Pan, J., Liu, F., Dai, H., Fu, Y., Huang, T., Farooq, S., & Zhang, H. (2024). Collagen and gelatin: Structure, properties, and applications in food industry. *International Journal of Biological Macromolecules*, 254, 128037. <https://doi.org/10.1016/j.IJBIOMAC.2023.128037>
- Ali, M. M., & Hashim, N. (2021). Non-destructive methods for detection of food quality. In *Future Foods: Global Trends, Opportunities, and Sustainability Challenges* (pp. 645–667). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-91001-9.00003-7>
- Aparisi, F., & García-Díaz, J. C. (2007). Design and optimization of EWMA control charts for in-control, indifference, and out-of-control regions. *Computers and Operations Research*, 34(7), 2096–2108. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2005.08.003>
- Barrera Jiménez, A. A., Matsunami, K., Van Hauwermeiren, D., Peeters, M., Stauffer, F., dos Santos Schultz, E., Kumar, A., De Beer, T., & Nopens, I. (2023). Partial least squares regression to calculate population balance model parameters from material properties in continuous twin-screw wet granulation. *International Journal of Pharmaceutics*, 123040. <https://doi.org/10.1016/j.ijpharm.2023.123040>
- Bowler, A. L., Bakalis, S., & Watson, N. J. (2020). Monitoring mixing processes using ultrasonic sensors and machine learning. *Sensors (Switzerland)*, 20(7). <https://doi.org/10.3390/s20071813>
- Bowler, A., Ozturk, S., di Bari, V., Glover, Z. J., & Watson, N. J. (2023). Machine learning and domain adaptation to monitor yoghurt fermentation using ultrasonic measurements. *Food Control*, 147. <https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2023.109622>
- Chen, Q., Zhang, C., Zhao, J., & Ouyang, Q. (2013). Recent advances in emerging imaging techniques for non-destructive detection of food quality and safety. In *TrAC - Trends in Analytical Chemistry* (Vol. 52, pp. 261–274). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.trac.2013.09.007>
- Cho, B. K., & Irudayaraj, J. M. K. (2003). Foreign object and internal disorder detection in food materials using noncontact ultrasound imaging. *Journal of Food Science*, 68(3), 967–974. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2621.2003.tb08272.x>
- Collazos-Escobar, G. A., Barrios-Rodríguez, Y. F., Bahamón-Monje, A. F., & Gutiérrez-Guzmán, N. (2024). Mid-infrared spectroscopy and machine learning as a

- complementary tool for sensory quality assessment of roasted cocoa-based products. *Infrared Physics & Technology*, 141, 105482.
<https://doi.org/10.1016/J.INFRARED.2024.105482>
- Colucci, D., Prats-Montalbán, J. M., Fissore, D., & Ferrer, A. (2019). Application of multivariate image analysis for on-line monitoring of a freeze-drying process for pharmaceutical products in vials. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 187(August 2018), 19–27.
<https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2019.02.004>
- Correia, L. R., Mittal, G. S., & Basir, O. A. (2008). Ultrasonic detection of bone fragment in mechanically deboned chicken breasts. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, 9(1), 109–115. <https://doi.org/10.1016/J.IFSET.2007.06.004>
- Craig, A. P., Botelho, B. G., Oliveira, L. S., & Franca, A. S. (2018). Mid infrared spectroscopy and chemometrics as tools for the classification of roasted coffees by cup quality. *Food Chemistry*, 245, 1052–1061.
<https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2017.11.066>
- Debón, A., & Carlos Garcia-Díaz, J. (2012). Fault diagnosis and comparing risk for the steel coil manufacturing process using statistical models for binary data. *Reliability Engineering and System Safety*, 100, 102–114.
<https://doi.org/10.1016/j.ress.2011.12.022>
- Díaz, R., Cervera, L., Fenollosa, S., Ávila, C., & Belenguer, J. (2011). Hyperspectral system for the detection of foreign bodies in meat products. *Procedia Engineering*, 25, 313–316. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2011.12.077>
- Djekic, I., Jankovic, D., & Rajkovic, A. (2017). Analysis of foreign bodies present in European food using data from Rapid Alert System for Food and Feed (RASFF). *Food Control*, 79, 143–149. <https://doi.org/10.1016/J.FOODCONT.2017.03.047>
- Edwards, M. C., & Stringer, M. F. (2007). Observations on patterns in foreign material investigations. *Food Control*, 18(7), 773–782.
<https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2006.01.007>
- Fariñas, L., Contreras, M., Sanchez-Jimenez, V., Benedito, J., & Garcia-Perez, J. V. (2021). Use of air-coupled ultrasound for the non-invasive characterization of the textural properties of pork burger patties. *Journal of Food Engineering*, 297, 110481.
<https://doi.org/10.1016/J.JFOODENG.2021.110481>
- Fariñas, M. D., Sanchez-Jimenez, V., Benedito, J., & Garcia-Perez, J. V. (2023). Monitoring physicochemical modifications in beef steaks during dry salting using contact and non-contact ultrasonic techniques. *Meat Science*, 204, 109275.
<https://doi.org/10.1016/J.MEATSCI.2023.109275>
- Gan, T. H., Pallav, P., & Hutchins, D. A. (2006). Non-contact ultrasonic quality measurements of food products. *Journal of Food Engineering*, 77(2), 239–247.
<https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2005.06.026>

- Gómez, T. E., & Gómez'alvarez-Arenas, G. (2004a). Acoustic Impedance Matching of Piezoelectric Transducers to the Air. In *624 ieee transactions on ultrasonics, ferroelectrics, and frequency control* (Vol. 51, Issue 5).
- Gómez, T. E., & Gómez'alvarez-Arenas, G. (2004b). Acoustic Impedance Matching of Piezoelectric Transducers to the Air. In *624 ieee transactions on ultrasonics, ferroelectrics, and frequency control* (Vol. 51, Issue 5).
- Hassoun, A., Jagtap, S., Garcia-Garcia, G., Trollman, H., Pateiro, M., Lorenzo, J. M., Trif, M., Rusu, A. V., Aadil, R. M., Šimat, V., Cropotova, J., & Câmara, J. S. (2023). Food quality 4.0: From traditional approaches to digitalized automated analysis. In *Journal of Food Engineering* (Vol. 337). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2022.111216>
- Ho, K. S., Billson, D. R., & Hutchins, D. A. (2007). Inspection of drinks cans using non-contact electromagnetic acoustic transducers. *Journal of Food Engineering*, *80*(2), 431–444. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2006.04.025>
- Jagtap, S., Saxena, P., & Salonitis, K. (2021). Food 4.0: Implementation of the Augmented Reality Systems in the Food Industry. *Procedia CIRP*, *104*, 1137–1142. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2021.11.191>
- Karatzoglou, A., Smola, A., Hornik, K., & Zeileis, A. (2004). kernlab-An S4 Package for Kernel Methods in R. In *JSS Journal of Statistical Software* (Vol. 11). <http://www.jstatsoft.org/>
- Karki, A., Marshall, J. S., & Wu, J. (2022). Effect of ultrasound amplitude and frequency on nanoparticle diffusion in an agarose hydrogel. *The Journal of the Acoustical Society of America*, *152*(1), 640–650. <https://doi.org/10.1121/10.0012972>
- Kinsler, L. E., Frey, A. R., Coppens, A. B., & Sanders, J. V. (2000). *Fundamentals of Acoustics* (4th ed.). Wiley. ISBN: 978-0-471-84789-2.
- Li, F., Liu, Z., Sun, T., Ma, Y., & Ding, X. (2015). Confocal three-dimensional micro X-ray scatter imaging for non-destructive detecting foreign bodies with low density and low-Z materials in food products. *Food Control*, *54*, 120–125. <https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2015.01.043>
- López, F., Prats, J. M., Ferrer, A., & Valiente, J. M. (2006). Defect detection in random colour textures using the MIA T2 defect maps. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, *4142 LNCS*, 752–763. https://doi.org/10.1007/11867661_68
- Majumdar, S., Kumar, P. S., & Pandit, A. B. (1998). Effect of liquid-phase properties on ultrasound intensity and cavitation activity. In *Ultrasonics Sonochemistry* (Vol. 5).
- Meftah, *, & Azimin, M. (2012). Detection of foreign bodies in canned foods using ultrasonic testing. In *International Food Research Journal* (Vol. 19, Issue 2).

- Mohd Khairi, M. T., Ibrahim, S., Md Yunus, M. A., & Faramarzi, M. (2018). Noninvasive techniques for detection of foreign bodies in food: A review. In *Journal of Food Process Engineering* (Vol. 41, Issue 6). Blackwell Publishing Inc.
<https://doi.org/10.1111/jfpe.12808>
- Ni, D., Xiao, Z., & Lim, M. K. (2020). A systematic review of the research trends of machine learning in supply chain management. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 11(7), 1463–1482. <https://doi.org/10.1007/s13042-019-01050-0>
- Payne, K., O'Bryan, C. A., Marcy, J. A., & Crandall, P. G. (2023). Detection and prevention of foreign material in food: A review. *Heliyon*, 9(9), e19574.
<https://doi.org/10.1016/J.HELIYON.2023.E19574>
- Prats-Montalbán, J. M., de Juan, A., & Ferrer, A. (2011). Multivariate image analysis: A review with applications. In *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* (Vol. 107, Issue 1, pp. 1–23). <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2011.03.002>
- Prats-Montalbán, J. M., & Ferrer, A. (2007). Integration of colour and textural information in multivariate image analysis: Defect detection and classification issues. *Journal of Chemometrics*, 21(1–2), 10–23.
<https://doi.org/10.1002/cem.1026>
- Sebastian van As, A. B., Yusof, A. M., Millar, A. J. W., Gregori, D., Foltran, F., Ballali, S., Berchialla, P., Rodriguez, H., Zaupa, P., Spitzer, P., Demetriades, C., Slapák, I., Sokolova, L., Petridou, E., D'Alessandro, A., Clemente, M. A. C. P., Jakubíková, J., As, S. Van, Koning, T. De, ... Raine, C. (2012). Food foreign body injuries. *International Journal of Pediatric Otorhinolaryngology*, 76(SUPPL. 1), S20–S25.
<https://doi.org/10.1016/J.IJPORL.2012.02.005>
- Tanui, C. K., Karanth, S., Njage, P. M. K., Meng, J., & Pradhan, A. K. (2022). Machine learning-based predictive modeling to identify genotypic traits associated with *Salmonella enterica* disease endpoints in isolates from ground chicken. *LWT*, 154. <https://doi.org/10.1016/j.lwt.2021.112701>
- Thévenot, E. A., Roux, A., Xu, Y., Ezan, E., & Junot, C. (2015). Analysis of the Human Adult Urinary Metabolome Variations with Age, Body Mass Index, and Gender by Implementing a Comprehensive Workflow for Univariate and OPLS Statistical Analyses. *Journal of Proteome Research*, 14(8), 3322–3335.
<https://doi.org/10.1021/acs.jproteome.5b00354>
- Trollman, H., Bader, F., Luo, Y., Garcia-Garcia, G., Jagtap, S., Parra-López, C., Colwill, J., & Trollman, F. (2024). Food Safety 4.0. In *Food Industry 4.0* (pp. 61–81). Elsevier.
<https://doi.org/10.1016/b978-0-443-15516-1.00004-9>
- Wang, F., Ma, S., & Yan, G. (2023). A PLS-based random forest for NO_x emission measurement of power plant. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 240. <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2023.104926>

- Yaqoob, M., Sharma, S., & Aggarwal, P. (2021). Imaging techniques in Agro-industry and their applications, a review. In *Journal of Food Measurement and Characterization* (Vol. 15, Issue 3, pp. 2329–2343). Springer. <https://doi.org/10.1007/s11694-021-00809-w>
- Zhao, B., Basir, O. A., & Mittal, G. S. (2003). Detection of metal, glass and plastic pieces in bottled beverages using ultrasound. *Food Research International*, 36(5), 513–521. [https://doi.org/10.1016/S0963-9969\(02\)00201-6](https://doi.org/10.1016/S0963-9969(02)00201-6)

Anejo I. Relación del trabajo con los Objetivos de Desarrollo Sostenible de la agenda 2030 Anexo al Trabajo de Final de Grado

A. Indicar el grado de relación del trabajo con los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS).

	Alto	Medio	Bajo	No procede
ODS 1. Fin de la pobreza				X
ODS 2. Hambre cero				X
ODS 3. Salud y bienestar	X			
ODS 4. Educación de calidad				X
ODS 5. Igualdad de género				X
ODS 6. Agua limpia y saneamiento				X
ODS 7. Energía asequible y no contaminante				X
ODS 8. Trabajo decente y crecimiento económico	X			
ODS 9. Industria, innovación e infraestructuras	X			
ODS 10. Reducción de las desigualdades				X
ODS 11. Ciudades y comunidades sostenibles				X
ODS 12. Producción y consumo responsables	X			
ODS 13. Acción por el clima				X
ODS 14. Vida submarina				X
ODS 15. Vida de ecosistemas terrestres				X
ODS 16. Paz, justicia e instituciones sólidas				X
ODS 17. Alianzas para lograr objetivos.				X

B. Describir brevemente la alineación del TFG con los ODS, marcados en la tabla anterior, con un grado alto.

El presente trabajo guarda un grado de relación alto con los ODS 3,8,9,10. A continuación se expone una serie de motivos que justifican la relación del trabajo con cada uno de los ODS mencionados:

ODS 3: Salud y Bienestar

La tecnología de ultrasonidos para detectar cuerpos extraños en gelatinas puede contribuir en gran medida a la seguridad alimentaria. Detectar cuerpos extraños en alimentos asegura que estos productos sean seguros para su consumo, reduciendo el riesgo de enfermedades o daños y garantizando la salud y el bienestar de los consumidores.

ODS 8: Trabajo Decente y Crecimiento Económico

Implementar tecnologías avanzadas como la detección mediante el uso ultrasonidos puede mejorar la eficiencia en la producción de alimentos, garantizando productos elevada calidad. Esta situación puede conducir a un crecimiento económico sostenible y generar empleo en sectores relacionados con el uso de esta tecnología.

ODS 9: Industria, Innovación e Infraestructura

El uso de ultrasonidos en la detección de cuerpos extraños implica el desarrollo de tecnologías avanzadas en la industria alimentaria. Esto fomenta la innovación y el avance tecnológico, mejorando las infraestructuras de producción y creando procesos más seguros y eficientes.



ODS 12: Producción y Consumo Responsables

La detección temprana de cuerpos extraños mediante ultrasonidos puede ayudar a reducir el desperdicio de alimentos, al evitar que lotes enteros sean desechados debido a la contaminación. Esto contribuye a prácticas de producción más sostenibles y responsables, alineadas con el objetivo de minimizar el impacto ambiental.