

# **EMPLEO DEL ANÁLISIS DE IMAGEN 3D PARA EL CONTROL DE PROCESOS EN LA IA.**

Verdú Amat, S.<sup>1</sup>; Iborra E.<sup>2</sup>; Giron, J.<sup>1</sup>; Sanchez, A.<sup>2</sup>; Barat, J.M.<sup>1</sup>; Grau, R.<sup>1</sup>

## **RESUMEN.**

Las exigencias de los consumidores y la necesidad de mejorar los rendimientos en la industria alimentaria hacen necesario el desarrollo de nuevas técnicas rápidas y fiables para el control de calidad a pie de línea. En este sentido los análisis basados en técnicas no destructivas son los que mayor potencial presentan para ajustarse a las necesidades requeridas para tal tarea. El análisis de alimentos mediante tecnología de visión artificial es un campo que se ha venido estudiando con resultados satisfactorios, siendo diversas las aplicaciones en algunos de los sectores de la industria de alimentos. La aplicación en la industria cárnica es variada, existiendo diversas líneas de investigación basadas en distintas variantes de ésta tecnología que proporcionan información sobre atributos sensoriales, propiedades fisicoquímicas e índices de frescura entre otros. En el presente trabajo se han testado dos métodos de análisis de imágenes 3D (por tiempo de vuelo y por luz estructurada) para ser aplicados a la determinación del volumen de magro y grasa de cerdo. Los resultados obtenidos mostraron como el método basado en la captura del tiempo de vuelo de luz no es una metodología aplicable a este tipo de muestras, dado que la composición de las mismas (principalmente el agua) afectan en gran medida al tiempo de vuelo. En cambio, el método basado en el fenómeno de luz estructurada se ha mostrado como una herramienta óptima para este fin, por lo que esta tecnología podría ser aplicada y/o combinada con otras con la finalidad de ser aplicada a la industria de alimentos.

## **RESUM.**

Les exigències dels consumidors i la necessitat de millorar els rendiments en la indústria alimentària fan necessari el desenvolupament de noves tècniques ràpides i fiables per al control de qualitat a peu de línia. En aquest sentit els anàlisis basats en tècniques no destructives són els que major potencial presenten per a ajustar-se a les necessitats requerides per a tal tasca. L'anàlisi d'aliments per mitjà de tecnologia de visió artificial és un camp que s'ha vingut estudiant amb resultats satisfactoris, sent diverses les aplicacions en alguns dels sectors de la indústria d'aliments. L'aplicació en la indústria càrnia és variada, existint diverses línies d'investigació basades en distintes variants d'esta tecnologia que proporcionen informació sobre atributs sensorials, propietats fisicoquímiques i índexs de frescor entre altres. En el present treball s'han testat dos mètodes d'anàlisi d'imatges 3D (per temps de vol i per llum estructurada) per a ser aplicats a la determinació del volum de magre i greix de porc. Els resultats obtinguts van mostrar com el

---

<sup>1</sup>Grupo de Investigación e Innovación Alimentaria (CUINA). Dto. Tecnología de Alimentos.

<sup>2</sup>Institut d'Automàtica e Informàtica Industrial (ai2).

mètode basat en la captura del temps de vol de llum no és una metodologia aplicable a aquest tipus de mostres, atès que la composició de les mateixes (principalment l'aigua) afecten en gran manera a temps de vol. En canvi, el mètode basat en el fenomen de llum estructurada s'ha mostrat com una ferramenta òptima per a aquest fi, per la qual cosa esta tecnologia podria ser aplicada i/o combinades amb altres amb la finalitat de ser aplicada a l'industria d'aliments.

## **ABSTRACT.**

Consumers' requirements and the necessity of the food industry to increase its productivity require the development of new rapid and reliable quality control assessments methods. In this sense, the assessments based in non-destructive techniques have the greatest potential to perform this task. The artificial vision analysis, applied to food industry, is a widely studied area with successfully results. There are many applications in food industry based in some variants of this technique. They provide information such as physicochemical properties and freshness index. In this work, two 3D image methods were tested (time of flight & structured light) to predict the volume of samples of pork lean and fat. The results showed that the method based on time of flight cannot be applicable for predicting the samples volume, due to the influence of their chemical composition. The structured light method showed a good performance for this purpose, so this technology could be applied, combined or not, with other methods for analyzing and checking food processing.

**PALABRAS CLAVE:** análisis de imagen 3D, luz estructurada, TOF, volumen, magro, grasa.

## 1. INTRODUCCIÓN.

En los últimos años los avances científicos en materia de tecnología de alimentos, tanto a nivel de investigación básica como en tecnologías aplicadas, han proporcionado gran cantidad de conocimientos que han facilitado y contribuido al desarrollo de nuevos productos y nuevas técnicas de procesado, así como a la optimización de procesos ya existentes o sustitución de estos por otros más eficientes. Avances centrados tanto en la mejora del proceso en sí, como en el desarrollo de nuevas técnicas de análisis y control de calidad.

En éste último campo lo ideal es conseguir métodos rápidos, no destructivos en medida de lo posible, y relativamente sencillos que ofrezcan tanta fiabilidad como los realizados tradicionalmente en el laboratorio, o por expertos cualificados. Todo ello en consonancia a la necesidad de conseguir rendimientos mayores, mejor aprovechamiento de las materias primas y sobre todo ofrecer al consumidor productos con una calidad acorde a la que éstos demandan. Es esta última la razón por la cual se invierten gran cantidad recursos en conseguir avances en el área, pues la demanda por parte del consumidor es cada vez más exigente en todos los campos que caracterizan al producto, y a la vez que las especificaciones exigidas por los organismos competentes en el área de sanidad restringen muchas de las prácticas tradicionales haciendo obligatorio la sustitución por otras nuevas, la competitividad entre empresas estimula la necesidad de conseguir tecnologías que aseguren la calidad higiénica, nutricional y organoléptica del alimento, así como un buen rendimiento en sus procesos. La necesidad de mejora de ciertas partes de la cadena de procesado va a venir dada por la propia variabilidad del sector al que pertenezca el producto a procesar y cómo va a ser su presentación final.

En éste caso, la industria de productos cárnicos es un sector donde se recoge una amplia variedad de alimentos, tanto frescos como procesados, que por requerir unas medidas de control de la higiene muy exigentes y presentar en ciertos casos un notable valor añadido es de especial interés la posibilidad de desarrollar nuevas técnicas más eficientes que aseguren la calidad final de estos productos (Jackman et al., 2011; Subbiah et al., 2004). Uno de los campos de gran interés es el desarrollo de métodos de análisis no destructivos, que precedidos por las aplicaciones en otras industrias, como es la hortofrutícola, están dando resultados satisfactorios. Algunos de los enfoques principales hacia donde van dirigidas las investigaciones son sobre todo la predicción de atributos organolépticos como color (Gerrard et al., 1996), textura, sabor y jugosidad (Naganathan, G. K et al., 2008; Jackman et al., 2008, 2009a, 2009c, 2009d, 2010a, 2010b; Ranasinghesagara et al., 2010), frescura, y composición química y nutricional (Du, C.J. et al., 2008; Jia et al., 2010) de forma objetiva y rápida. Las tecnologías disponibles para hacer posible la caracterización de estos parámetros de forma no destructiva son relativamente variadas, aunque sólo algunas son viables para su utilización en alimentos por el alto coste que supondrían (Jackman et al., 2011).

Entre estas tecnologías se encuentran la visión artificial de imágenes visibles (Jackman et al., 2008; 2009a), imágenes hiperespectrales (Gamal y Da-Wen, 2010), rayos X (Frisullo, P. et al., 2010) y tecnología 3D (Uyar, R., y Erdog̃du, F., 2009; Kim, G.W et al., 2008). Aunque la mayoría aún estén en periodo de desarrollo, hasta ahora son numerosas las puertas que para el sector se están abriendo. Algunas de las aplicaciones más exitosas para el análisis de imagen visible han sido la clasificación de canales de vacuno en función de diversos atributos (Li et al., 1999, 2001; Naganathan, G. K. et al. 2008), análisis de color, predicción del estado de maduración (Antequera et al., 2007) y microestructura de la carne (P. Frisullo et al., 2010), y seguimiento del contenido en sal en el procesado del jamón curado (Sánchez, A.J. et al., 2008) entre otras. La visión hiperespectral ha dado buenos resultados en el análisis de la composición química (Geladi, P. 2003), determinación de la frescura de carne de pollo (Grau et al., 2011) y predicción de atributos sensoriales, mediante la correlación con datos obtenidos del análisis de la textura superficial y la estructura muscular interna (Cluff et al., 2008; Peng y Wu, 2008). En cuanto a la tecnología 3D las aplicaciones hasta el momento son relativamente limitadas por la complejidad que presenta la técnica en sí al combinarse con la variabilidad de formas y características fisicoquímicas de los productos cárnicos. Las aplicaciones a día de hoy de ésta última técnica van encaminadas al análisis de microestructuras, propiedades mecánicas y modelización de algunos procesos, como el de congelación, siendo un campo inexplorado la aplicación en el desarrollo de métodos rápidos de análisis (Kim, G.W et al., 2008; Santos, M.V. et al., 2010; Uyar, R., y Erdog̃du, F., 2009). El propósito de este trabajo es utilizar la tecnología de imagen en 3D para estimar las posibles aplicaciones a pie de línea que, en futuros proyectos, pudieran ser desarrolladas en profundidad combinadas con otras técnicas de visión artificial para obtener nuevos y más rápidos métodos de análisis no destructivos. La experiencia aquí expuesta trata de predecir volúmenes de piezas con geometrías definidas de magro y grasa mediante dos técnicas de captura de imagen 3D diferentes, estimación por tiempo de vuelo y luz estructurada, con la finalidad de seguir el desarrollo de las posibles aplicaciones en este sentido.

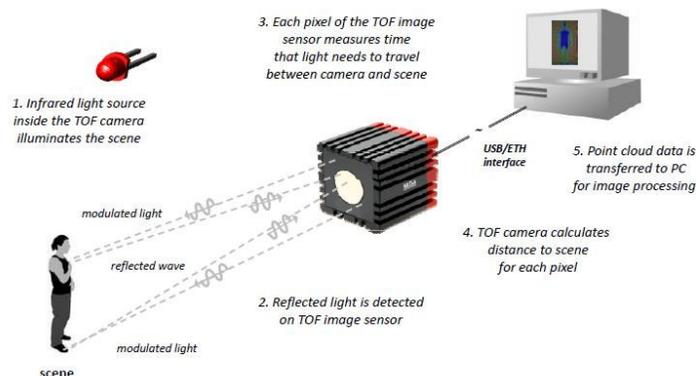
## **2. MATERIAL Y MÉTODOS.**

### **2.1. Sistemas de captura.**

#### **2.1.1. Sistema de captura 3D con tecnología TOF (time of flight.)**

La tecnología TOF se basa en la generación de imágenes 3D a través del cálculo del tiempo de vuelo de la radiación emitida por una fuente de luz sobre la escena a capturar hasta cámara. En el estudio se utilizó una cámara PMD (PMD (visión) R19k, PMD Technologies, Siegen, Germany.) con emisión de radiación en la franja del espectro del visible. El dispositivo está calibrado en función del tiempo que tardan en regresar las ondas hasta el receptor desde el plano de la escena, con lo que cualquier objeto que se

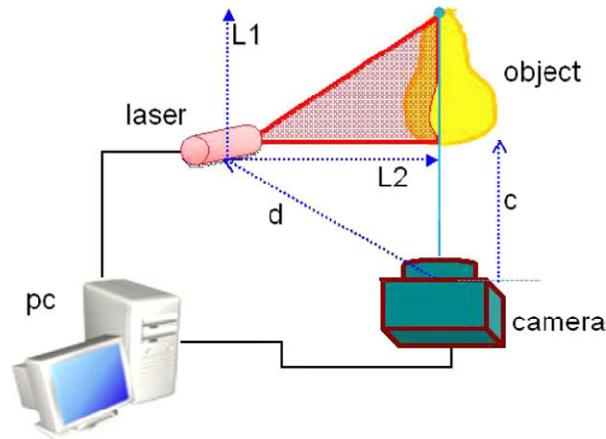
interponga entre ambos límites va a generar una variación significativa de éste (Figura 1). Estas variaciones en el tiempo de vuelo detectadas por la cámara, junto con los valores de intensidad devueltos, son procesados mediante la herramienta de cálculo Matlab (The Mathworks, Natick, Massachusetts, USA) con el fin de crear un modelo en tres dimensiones de la escena. La figura generada será el objeto de análisis a partir del cual el procesador de visión podrá calcular el volumen.



**Figura 1.** Esquema de situación de los elementos del equipo de captura 3D con tecnología TOF. (INFAEMON, 2010).

### 2.1.2. Sistema de captura 3D con tecnología de Luz Estructurada.

Éste sistema de captura en cualquiera de sus variantes requiere tres elementos fundamentales: una fuente de luz activa o laser, un sistema de detección o cámara CCD y un sistema de procesado de datos. Existen varias combinaciones según el tipo de dispositivo óptico utilizado. La fuente de luz puede ser de un punto únicamente, una línea, o varias franjas, de ello va a depender en gran medida la definición y la resolución espacial de la captura. El sistema de detección puede ser único o múltiple, y la combinación de éste último con la fuente de luz puede ser tanto estática como dinámica. El equipo utilizado en el presente trabajo fue estático, con una cámara (AD-080CL, JAI company, Yokohama, Kanagawa (Japón)) y un láser lineal (Lasiris SNF 410, Coherent Inc. Santa Clara, California (USA)), siendo la muestra la que presentó el movimiento al estar dispuesta sobre una cinta transportadora. Así el laser recorre la superficie del objeto mientras la cámara hace capturas a unos intervalos de tiempo determinados. Con las capturas realizadas el sistema de procesado genera la imagen en tres dimensiones. La reconstrucción digital se basa en el cálculo por triangulación clásica de las coordenadas de cada punto de la línea del laser que han sufrido variaciones por el paso del objeto. Para ello se requiere un posicionamiento concreto de ambos dispositivos y un calibrado de la cámara relativo a la distancia del laser y al fondo de la escena (Figura 2). La figura generada es procesada mediante Matlab con el fin de obtener el volumen de la misma.



**Figura 2.** Esquema de situación de los elementos del equipo de captura 3D con tecnología de luz estructurada. (Uyar, R., Erdog̃du, F., 2009).

## 2.2. Calibración de los equipos.

Para la calibración de los equipos, en primer lugar se consideró el posicionamiento de los dispositivos. La cámara PMD se calibró determinando el tiempo de vuelo de la radiación emitida sobre el fondo vacío de la escena. Tomando esta información como punto de partida y determinando la distancia entre ambos puntos, cualquier desviación en estos tiempos fue interpretada como una variación en la superficie y se procesó como tal. Los dispositivos del sistema de luz estructurada se dispusieron a distancias y ángulos conocidos, de forma que se facilitase el cálculo de coordenadas de los puntos del láser mediante triangulación entre la fuente de luz, el sistema de captura y el fondo de la escena. En ambos casos se tuvo en cuenta el tipo de iluminación en el momento de la captura para minimizar los errores derivados de esta.

## 2.3. Preparación de las muestras.

En la realización de las experiencias se emplearon 16 muestras para cada uno de los 3 diferentes tipos de materias estudiadas; madera, grasa ventral y músculo *longissimus dorsi* de cerdo. La preparación se basó en cortar porciones en formas paralelepípedas regulares de diferentes proporciones. El uso de madera se centró en utilizar muestras cuya composición no pudiese afectar a las medidas realizadas mediante las técnicas en estudio y que además fuese fácil de cortar bajo unas determinadas dimensiones. La figura 3 muestra el resultado de la preparación de las muestras.



**Figura 3.** Detalle de preparación de muestras para análisis 3D. A = madera, B = magro, C = grasa.

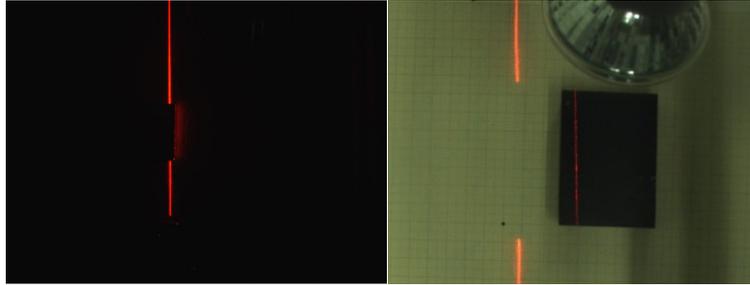
## 2.4. Análisis de las muestras.

### 2.4.1. Captura mediante la técnica TOF.

Las capturas se realizaron de forma individual a cada una de las muestras preparadas. Los paralelepípedos se colocaron en el campo de visión de la cámara en las tres posiciones diferentes posibles, clasificándolas según la arista dispuesta en el eje Z. La posición 1 dispone la arista que delimita el espesor en el eje Z, la posición 2 la arista que delimita la anchura y la posición 3 la longitud. Con las medidas estimadas a partir de las variaciones en el tiempo de vuelo de cada una de las capturas, el sistema de procesado generó las imágenes en 3D.

### 2.4.2. Captura mediante la técnica de Luz Estructurada.

El fondo sobre el cual la cámara CCD realizó las capturas fue una cinta transportadora de velocidad regulable. Éstas se realizaron de forma individual, colocando cada una de las muestras en la cinta y haciéndolas interferir en la trayectoria del laser (Figura 4) en 2 posiciones diferentes dejando fijo el eje Z y variando los ejes X e Y, de tal modo que la información obtenida en ambas posiciones minimizara el error causado por las zonas de sombra. La cámara capturó 500 imágenes de cada posición de la muestra (15 frames por segundo), registrando todas las variaciones generadas por la superficie de los paralelepípedos sobre el haz de luz para la construcción posterior de los modelos en 3D. El volumen se calculó a partir de la integración de la información de las imágenes.



**Figura 4.** Detalle de la alteración de la trayectoria del laser por el paso del paralelepípedo de madera.

### 2.4.3. Cálculo del volumen de las muestras por métodos tradicionales.

Fue necesario calcular el volumen de cada una de las muestras analizadas para poder compararlo con los datos generados mediante las dos técnicas digitales. Por un lado se determinó de forma directa mediante la medida de las aristas de cada pieza. Éste método resultó relativamente sencillo y eficaz para las muestras de consistencia sólida como la madera y la grasa, sin embargo fue muy difícil de aplicar en el magro. Por ello se utilizó otro método indirecto donde no existiera éste problema. Se obtuvo la densidad de los diferentes materiales mediante el método del picnómetro (ecuación 1), que junto con el peso de cada muestra, se obtuvieron nuevos datos de volumen. La ecuación para el cálculo de la densidad utilizada fue la siguiente:

$$\rho_m = \frac{P \cdot \rho_w}{P_o} \quad (1)$$

donde: P = peso de la muestra; P' = P + picnómetro lleno de agua; P'' = picnómetro lleno de agua con muestra dentro; P<sub>o</sub> = P' - P''.

### 2.5. Análisis estadístico.

Con la finalidad de determinar la eficacia de las técnicas de imagen para la determinación del volumen de las muestras, se realizaron ajustes lineales entre los valores obtenidos a partir de las técnicas físicas y los obtenidos mediante el análisis de imagen. La eficacia de los métodos se evaluó a partir de los valores del coeficiente de regresión (R<sup>2</sup>) y la desviación del modelo por el cálculo de la raíz de mínimos cuadrados (RMSE).

Para ello dos tercios de las muestras se utilizó en la obtención del modelo y en su validación, utilizando el método de crossvalidación "Venetians blinds" donde cada muestra es utilizada en la validación del modelo obtenido por el resto de muestras. Finalmente el modelo, en los casos donde la crossvalidación fue adecuada, fue testado empleando para ello el resto de las muestras.

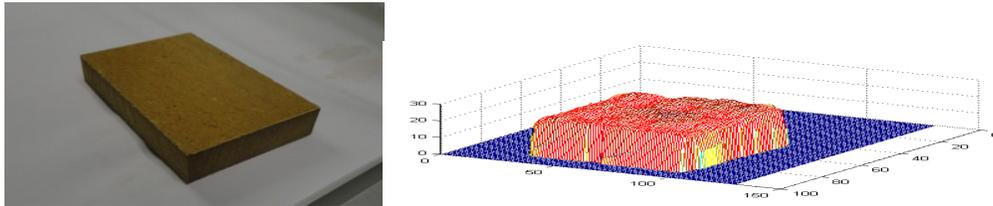
### 3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.

#### 3.1. Aplicación de la técnica 3D con tecnología TOF (time of flight) para el cálculo de volúmenes.

Una vez calibrada la cámara se procedió a la evaluación de la técnica de imagen realizando la determinación del volumen de las piezas de maderas, consideradas como regulares y que no interaccionan con la técnica de medida. Previo a las medidas de imagen, se realizaron medidas del volumen a partir de la medición de las aristas del paralelepípedo.

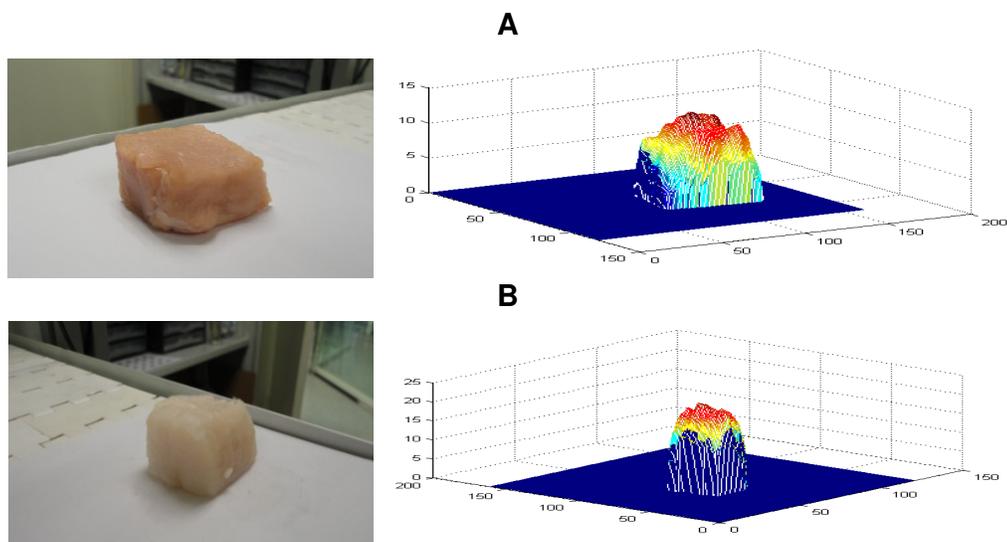
El estudio de correlación entre los valores de volumen medidos y los estimados mediante la técnica de imagen mostró valores de coeficiente de correlación ( $R^2$ ) buenos, siendo estos para la calibración, crossvalidación y predicción de 0.98, 0.97 y 0.93 respectivamente.

En la figura 4, a modo de ejemplo, se muestra una fotografía de una muestra de madera y su modelo 3D generado a partir de la captura de imágenes en posición 1.



**Figura 4:** Fotografía de una muestra de madera en posición 1 y su modelo 3D generado por la técnica TOF.

Dado que los resultados del análisis para los datos de madera dejaron patente la bondad de la técnica para éste propósito, se procedió al mismo en el tratamiento de las muestras de magro y grasa. La figura 5 muestra la fotografía y el modelo en 3D generado a partir de las capturas de las imágenes tanto para una muestra de magro (A) como de grasa (B).



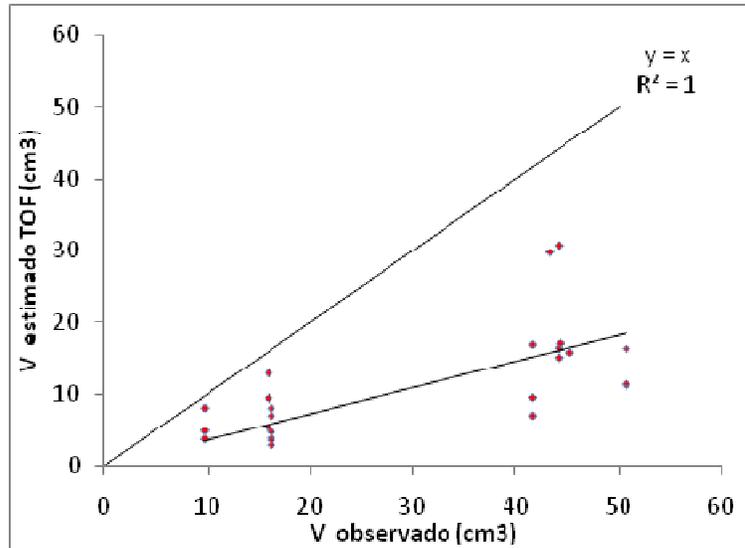
**Figura 5:** Fotografía y modelo en 3D generado a partir de las capturas de las imágenes mediante la técnica TOF para una muestra de magro (A) y de grasa (B).

Cuando se realizó la correlación entre los valores de volumen calculados a partir de la relación entre la densidad y el peso de las muestras con el obtenido mediante la técnica de imagen se observó como los valores de  $R^2$  fueron bajos, mientras que los de la raíz de mínimos cuadrados (RMSE) fueron elevados (Tabla 1), tanto para la calibración como para la crosvalidación.

No se procedió a realizar un modelo de predicción dado los bajos valores de  $R^2$  obtenidos. Como se observa en la figura 6 los valores observados frente a los predichos se alejaron de la recta ideal de pendiente 1.

**Tabla 1:** Análisis estadístico por ajuste lineal de las medias de los valores de volumen obtenidos mediante la ecuación 1 y los obtenidos a partir de la técnica de imagen para el magro y la grasa.  $R^2$  = coeficiente de correlación; RMSE = raíz de mínimos cuadrados.

Calibración		Crossvalidación	
RMSE	$R^2$	RMSE	$R^2$
5,465	0,450	5,593	0,425

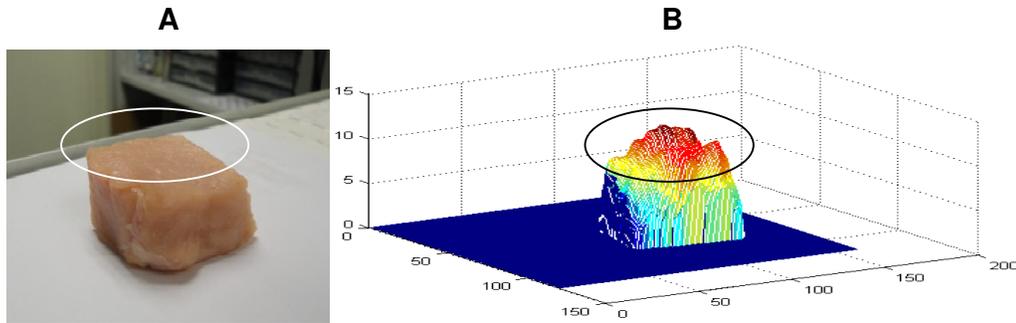


**Figura 6:** Ajuste lineal de las medias de los valores de volumen obtenidos mediante la ecuación 1 y los obtenidos a partir de la técnica de imagen para el magro y grasa.

Dado que la preparación de los tres tipos de paralelepípedos fue similar en cuanto a tamaño y forma y que la metodología de captura de la imagen también lo fue, las diferencias entre los valores de  $R^2$  observados para la madera con respecto a los obtenidos para el magro y la grasa podrían ser atribuidos a características inherentes a la propia naturaleza de las muestras.

Así la composición química del magro y la grasa, principalmente su contenido en agua, pudo ejercer efectos indeseados en la interacción entre la luz emitida y las muestras. La posible absorción y/o reflexión de la luz por parte del agua provocaría una alteración en el tiempo de retorno de la señal luminosa dando como resultado datos no reales, generándose modelos 3D erróneos.

En la figura 7 se muestra una fotografía de una muestra de magro (A) así como la representación gráfica del modelo 3D obtenido para la misma muestra (B). Como puede observarse, la superficie de la muestra generada por el modelo 3D (marcada con un círculo negro) mostró zonas irregulares en la superficie en comparación con la de la fotografía (marcada con círculo blanco). Esto mostraría como la luz al incidir sobre la superficie de la muestra es capaz de penetrar ligeramente en su interior, incrementándose el tiempo de vuelta de dicha radiación y por tanto considerándose un menor espesor para dichas zonas.

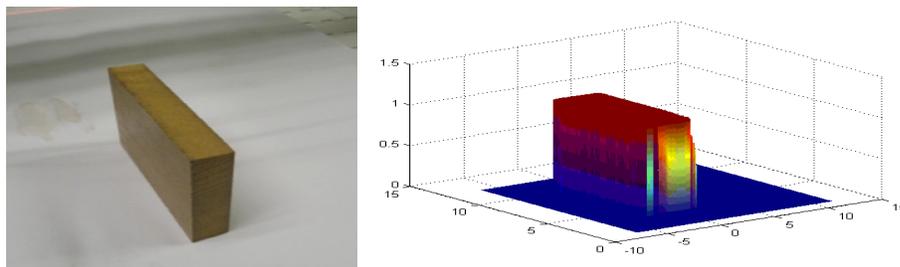


**Figura 7:** Detalle de zona irregular en el modelo 3D de una muestra de magro (B) comparada con la imagen real (A).

En base a estos resultados se podría afirmar que la técnica de cálculo del volumen de una muestra basada en el tiempo de vuelo de un haz de luz puede ser utilizada en compuestos en los que su propia estructura no alteren dicho tiempo de vuelo. En cambio en muestras como las estudiadas, donde existe la presencia de agua, dicha técnica no puede ser aplicada dado la interacción existente.

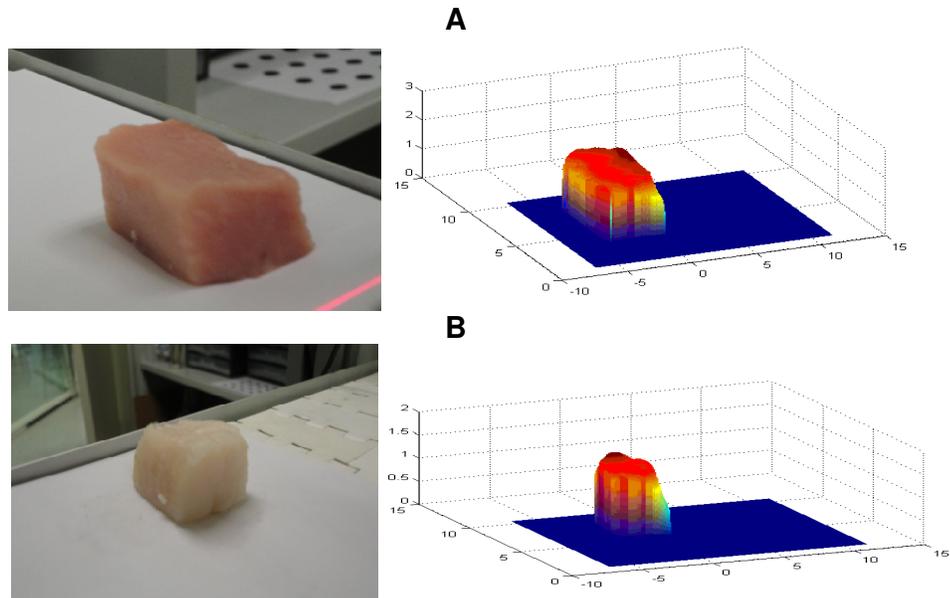
### 3.2. Aplicación de la técnica 3D basada en el método de Luz Estructurada para el cálculo de volúmenes.

Del mismo modo que en la anterior técnica, en primer lugar se procedió a analizar los datos de volumen de las muestras de madera obtenidos a partir de los modelos 3D generados. Los valores de  $R^2$  de calibración, crossvalidación y predicción obtenidos al igual que para la técnica TOF fueron buenos, siendo de 0.99, 0.99 y 0.97 respectivamente. La figura 8 muestra una fotografía real de una muestra de madera y el modelo 3D generado.



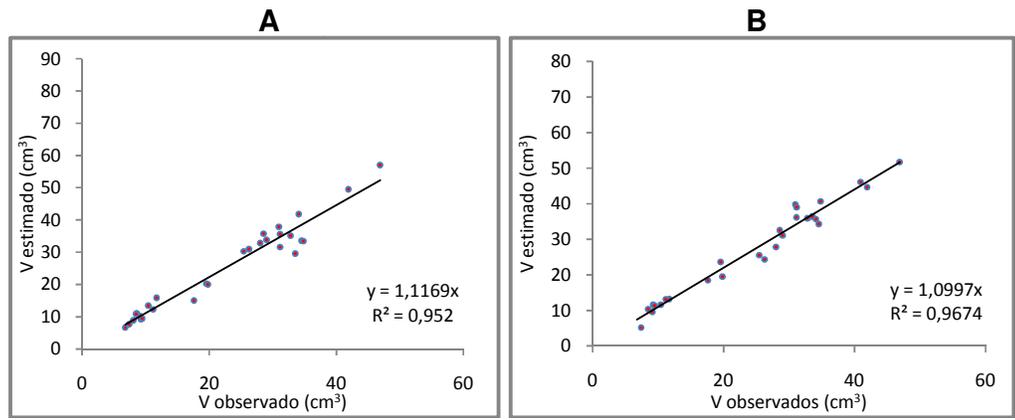
**Figura 8:** Paralelepípedo de madera y modelo 3D generado por la técnica de Luz Estructurada.

Dado los buenos resultados generados por el modelo en las muestras de madera, se procedió a realizar el estudio para las muestras de magro y grasa. La figura 9 muestra imágenes reales de ambos tipos de muestra; magro (A) y grasa (B) y las imágenes 3D generadas para ambas.



**Figura 9:** Fotografía y modelo en 3D generado a partir de las capturas de las imágenes mediante la técnica de luz estructurada para una muestra de magro (A) y de grasa (B).

La metodología utilizada en la captura de imágenes de las muestras de magro y grasa dio como resultado la obtención de dos grupos de datos de volumen, pues dichas tomas, como ya se ha mencionado en materiales y métodos, se efectuaron en 2 posiciones diferentes con la finalidad de minimizar los errores causados por las zonas de sombra. Así se procedió a realizar una regresión lineal considerando ambas mediciones. Como se aprecia en la figura 10, independientemente del lado de exposición al laser, los valores de  $R^2$  fueron muy buenos en ambos ajustes lo que reflejaría la bondad de la técnica para la determinación de volúmenes de muestras como las testadas.



**Figura 10:** Ajuste lineal entre los valores del volumen obtenido mediante la ecuación 1 y los obtenidos mediante la técnica de luz estructurada capturada en la posición 1 (A) y 2 (B).

Con la finalidad de evaluar de forma más estricta los resultados obtenidos y evaluar la posible influencia de las zonas de sombra se procedió al estudio de la media de los valores de volumen obtenidos para cada muestra mediante la técnica de imagen 3D. En la tabla 2 se muestra el análisis estadístico por ajuste lineal de los valores de volumen obtenidos mediante la ecuación 1 y los obtenidos a partir de la técnica de imagen para el magro y la grasa.

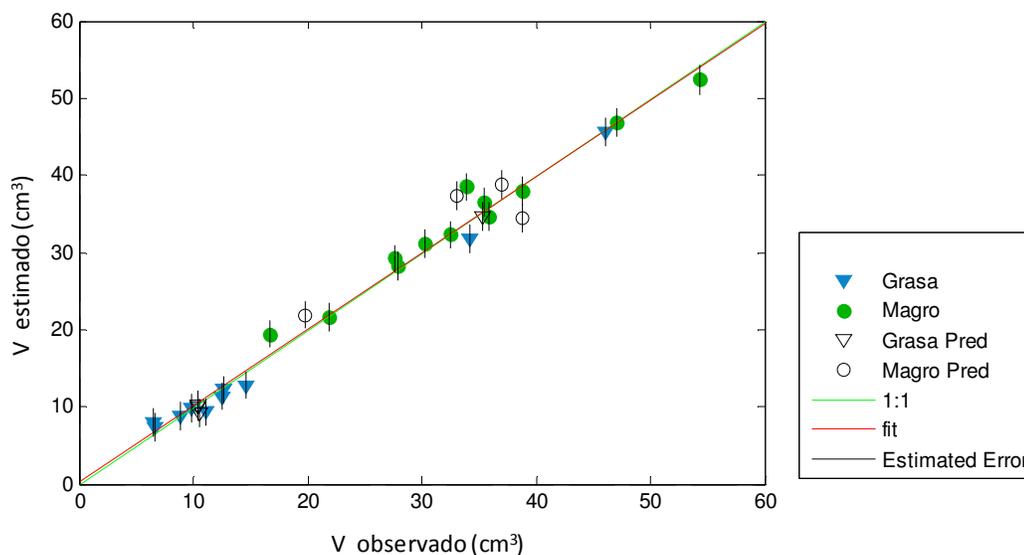
Como se puede observar los elevados valores de  $R^2$  de calibración, crossvalidación y del test de predicción y los bajos de RMSE mostrarían la robustez de esta técnica en la predicción del volumen. Cuando se comparó el valor de  $R^2$  de calibración con los obtenidos por el ajuste lineal obtenido para cada lado inspeccionado (figura 10) se observó como éste fue mayor en el caso del estudio efectuado utilizando la media de los volúmenes obtenidos para ambas caras en estudio, lo que reflejaría la importancia del control de las zonas de sombra que puedan generarse en la captura de la imagen.

**Tabla 2.** Analisis estadístico por ajuste lineal de las medias de los valores de volumen obtenidos mediante la ecuación 1 y los obtenidos a partir de la técnica de imagen para el magro y la grasa.  $R^2$  = coeficiente de correlación; RMSE = raíz de mínimos cuadrados.

Calibración		Crossvalidación		Predicción	
RMSE	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	$R^2$
1,5786	0,987312	1,8029	0,98355	2,46301	0,960608

En la figura 11 se puede observar la bondad de la técnica en el cálculo del volumen de las muestras. Como se observa en la gráfica de correlación, la ecuación de predicción se ajustó a la de pendiente 1. Además los bajos valores de RMSE, y en concreto de predicción, hicieron que los valores predichos (marcados mediante un triángulo y un círculo de bordes negros) se ajustaran en medida a la recta. Este ajuste fue ligeramente mayor para las muestras de grasa. Esto podría ser debido a que las muestras de grasa pudieron cortarse de forma más regular, presentando menos zonas de sombra.

Así pues la aplicación de la técnica de imagen, basada en el cálculo de tiempo de vuelo, para la determinación de volúmenes de muestras como las utilizadas en el estudio se plantea como una técnica eficaz, aunque con la finalidad de reducir la incidencia de las posibles zonas de sombra sería necesario la combinación de diferentes lasers a fin de captar varias imágenes de una misma muestra.



**Figura 11.** Ajuste lineal entre los valores del volumen obtenido mediante la ecuación 1 y los promedios obtenidos mediante la técnica de luz estructurada.

#### 4. CONCLUSIONES.

La técnica de cálculo del volumen de una muestra basada en el tiempo de vuelo de un haz de luz podría ser utilizada en compuestos en los que su propia estructura no altere dicho tiempo de vuelo. En cambio en muestras como las estudiadas, donde existe la presencia de agua, dicha técnica no puede ser aplicada dado la interacción existente. En cambio la técnica de Luz Estructurada permite generar un modelo de predicción con un grado de exactitud suficientemente significativo como para poder ser aplicada a tal fin, por lo que esta tecnología podría ser aplicada y/o combinadas con otras con la finalidad de ser aplicada a la industria de alimentos.

#### AGRADECIMIENTOS.

Los autores del presente trabajo de investigación quieren agradecer a la Universidad Politécnica de Valencia por la financiación aportada a través del proyecto de investigación “*Desarrollo de nuevas tecnologías para la inspección de carnes y pescados envasados al vacío o en atmosferas modificadas*” PAID-05-10.

#### 5. REFERENCIAS.

- Antequera, T., Caro, A., Rodriguez, P. G., & Perez, T. (2007). Monitoring the ripening process of Iberian ham by computer vision on magnetic resonance imaging. *Meat Science*, **76**(3), 561-567.
- Cluff, K., Naganathan, G. K., Subbiah, J., Lu, R., Calkins, C. R., & Samal, A. (2008). Optical scattering in beef steak to predict tenderness using hyperspectral imaging in the VIS-NIR region. *Sensing and Instrumentation for Food Quality and Safety*, **2**, 189–196.

- Du, C.J., Sun, D., Jackman, P., Allen, P., (2008). Development of a hybrid image processing algorithm for automatic evaluation of intramuscular fat content in beef *M. longissimus dorsi*. *Meat Science* **80**, 1231–1237
- Frisullo, P (2010). A Novel Approach to Study Biscuits and Breadsticks Using X-Ray Computed Tomography . *Journal of food science*, **6**, 353-358.
- Gamal, E., Sun, D., (2010). Meat Quality Assessment Using a Hyperspectral. Imaging System. *Hyperspectral Imaging for Food Quality Analysis and Control*. Chap 6.
- Geladi, P. (2003). Chemometrics in spectroscopy. Part 1: Classical chemometrics. *Spectrochimica Acta Part B*, **58**, 767–782.
- Gerrard, D. E., Gao, X., & Tan, J. (1996). Beef marbling and color score determination by image processing. *Journal of Food Science*, **61(1)**, 145-148.
- Grau, R. Sánchez, A.J., Girón, J., Iborra, E., Fuentes, A., Barat, J.M. (2011). Nondestructive assessment of freshness in packaged sliced chicken breasts using SW-NIR spectroscopy. *Food Research International*, **44**, 331-337.
- Jackman, P., Da-Wen, S., Allen, P. (2009). Automatic segmentation of beef longissimus dorsi muscle and marbling by an adaptable algorithm. *Meat Science*, **83**, 187–194.
- Jackman, P., Sun, D., Du, C.J., Allen, P., (2011). Recent advances in the use of computer vision technology in the quality assessment of fresh meats. *Trends in Food Science & Technology* **22**, 185-197.
- Jackman, P., Sun, D.-W., & Allen, P. (2009c). Comparison of various wavelet texture features to predict beef palatability. *Meat Science*, **83(1)**, 82-87.
- Jackman, P., Sun, D.-W., & Allen, P. (2009d). Comparison of the predictive power of beef surface wavelet texture features at high and low magnification. *Meat Science*, **82(3)**, 353-356.
- Jackman, P., Sun, D.-W., & Allen, P. (2010a). Prediction of beef palatability from colour, marbling and surface texture features of longissimus dorsi. *Journal of Food Engineering*, **96(1)**, 151-165.
- Jackman, P., Sun, D.-W., Allen, P., Brandon, K., & White, A. M. (2010b). Correlation of consumer assessment of longissimus dorsibeef palatability with image colour, marbling and surface texture features. *Meat Science*, **84(3)**, 564e568.
- Jackman, P., Sun, D.-W., Du, C.-J., & Allen, P. (2009a). Prediction of beef eating qualities from colour, marbling and wavelet surface texture features using homogenous carcass treatment. *Pattern Recognition*, **42(5)**, 751-763.
- Jackman, P., Sun, D.-W., Du, C.-J., Allen, P., & Downey, G. (2008). Prediction of beef eating quality from colour, marbling and wavelet texture features. *Meat Science*, **80(4)**, 1273-1281.
- Jia, J., Schinckel, A. P., Forrest, J. C., Chen, W., & Wagner, J. R. (2010). Prediction of lean and fat composition in swine carcasses from ham area measurements with image analysis. *Meat Science*, **85(2)**, 240-244.
- Jiang, L., Zhu, B., Cheng, X. , Luo, Y. Tao, Y. (2009) 3D Surface Reconstruction and Analysis in Automated Apple Stem-End/Calyx Identification. *Transactions of the ASABE*. v. 52, no. 5 p. 1775-1784.
- Kim, G.W., Do, G. S., Bae, Y., Sagara, Y. (2008). Analysis of Mechanical Properties of Whole Apple Using Finite Element Method Based on Three-Dimensional Real Geometry. *Food Sci. Technol. Res.*, **14 (4)**, 329 – 336.
- Li, J., Tan, J., & Shatadal, P. (2001). Classification of tough and tender beef by image texture analysis. *Meat Science*, **57(4)**, 341-346.
- Li, J., Tan, J., Martz, F. A., & Heymann, H. (1999). Image texture features as indicators of beef tenderness. *Meat Science*, **53(1)**, 17-22.
- Naganathana, G., Grimes, L. M., Subbiah, J., Calkin,s C. R., Sama,l A., Meyer, G. E., (2008). Visible/near-infrared hyperspectral imaging for beef tenderness prediction. *Computers and electronics in agriculture*, **64**, 225–233
- Peng, Y., Wu, J.(2008). Hyperspectral scattering profiles for prediction of beef tenderness.ASABE. Annual International Meeting, Rhode Island, USA, Paper No. 080004
- Ranasinghesagara, J., Nath, T.M., Wells, S.J., Weaver, A.D., Gerrard, D.E., Yao, G., (2010). Imaging optical diffuse reflectance in beef muscles for tenderness prediction. *Meat Science*, **84**, 413–421.

- Sánchez, A.J., Albarracín, W., Grau, R., Ricolfe C., Barat, J.M. (2008). Control of ham salting by using image segmentation. *Food Control*, **19**, 135–142
- Subbiah, J., Ray, N., Kranzler, G. A., & Acton, S. T. (2004). Computer vision segmentation of the longissimus dorsi for beef quality grading. *Transactions of the ASAE*, **47(4)**, 1261-1268.
- Uyar, R., Erdog̃du, F., (2009). Potential use of 3-dimensional scanners for food process modeling. *Journal of Food Engineering*, **93**, 337–343.