

Procesamiento digital de imágenes térmicas para identificar las características de propagación del sonido en hueso

Eduardo Pérez Careta¹, Teodoro Córdova-Fraga², Marysol García Pérez², José Hernández Delgado², Christian Gómez Solís², Rafael Guzmán Cabrera¹

¹ Universidad de Guanajuato,
División de Ingenierías, campus Irapuato-Salamanca,
México

² Universidad de Guanajuato,
División de Ciencias e Ingenierías,
México

guzmanc@ugto.mx

Resumen. En el presente trabajo se presentan los resultados de experimentos realizados en segmentos de hueso vacuno sobre las condiciones asociadas con la propagación del sonido. Se utiliza procesamiento de imágenes térmicas. El método propuesto, consta de la separación de la imagen en sus canales principales y se construye una imagen binaria complementaria de acuerdo con el umbral ponderado por cada una de estas imágenes en escala de grises. La parte experimental se llevó a cabo en un conjunto de imágenes variando el tiempo de exposición de la muestra. Los resultados obtenidos permiten ver la viabilidad de la metodología propuesta, así como su aplicación para identificar algún tipo de padecimiento como la osteoporosis.

Palabras Clave: Procesamiento de imágenes, propagación del sonido, hueso.

1. Introducción

Existe un dicho popular que dice que una imagen dice más que mil palabras. El uso de imágenes en diferentes tareas de la inteligencia artificial ha venido a desarrollar el área de procesamiento de imágenes de manera espectacular. El procesamiento de imágenes tiene como objetivo mejorar algunas características de las imágenes y hacer más evidentes en ellas ciertos detalles de interés. La imagen puede haber sido generada de muchas maneras, por ejemplo,

fotográficamente, electrónicamente o en general por medios digitales [1]. El procesamiento de las imágenes se puede, en general, hacer por medio de métodos ópticos, o bien por medio de métodos digitales, generalmente utilizando una computadora para llevar a cabo dicha tarea [2].

El procesamiento de imágenes tiene un amplio uso, por ejemplo, en [3] el procesamiento de imágenes es usado para extraer regiones de interés con propiedades que pueden ser potencialmente relacionadas con el diagnóstico médico de Parkinson, usa la tecnología de diagnóstico asistido por computadora para procesar las imágenes, extraer las texturas, hacer una segmentación de la imagen y encontrar el área de interés. En [4], encontramos el uso de la sinergia de procesamiento de imágenes, reconocimiento de patrones e inteligencia artificial para ayudar a detectar clúster de microcalcificaciones en imágenes de mamografías en formato digital.

También existen aplicaciones en el estado del arte que permiten la creación de imágenes, por ejemplo, en [5] se utiliza una técnica de espectroscopia Raman para obtener mapas espectrales con resolución espacial específica (1 a 5 micrómetros) sobre una región seleccionada de la muestra para acceder y visualizar información relevante sobre la distribución espacial en

cualquier muestra acerca de su composición bioquímica.

Esta información es utilizada para dar como resultado una imagen en la cual se puede apreciar la concentración de una sustancia en otra (por ejemplo, un medicamento en la sangre).

Una de las técnicas más comunes de procesamiento de una imagen es la segmentación. La segmentación de imágenes es la partición de estas en diferentes regiones. Usualmente las imágenes contienen ciertas características que las vuelven no homogéneas y por lo tanto es necesario utilizar técnicas que permitan separar las regiones de una imagen con características similares [1]. La finalidad de la segmentación es obtener una representación de la imagen que nos muestre información significativa, más fácil de interpretar y analizar. Ya sea mediante la identificación de objetos (región de interés en la imagen) o bien para definir límites dentro de una imagen. En el presente trabajo llevamos a cabo el procesamiento de imágenes utilizando técnicas de segmentación, las cuales se describen a detalle más adelante.

Específicamente llevamos a cabo el procesamiento de imágenes térmicas. La captura de imágenes térmicas parte del principio de que cada cuerpo emite cierta cantidad de radiación de cuerpo negro en función de temperatura, y generalmente, los objetos con mayor temperatura emiten más radiación infrarroja que los que poseen menor temperatura, estas imágenes del análisis se visualizan en un monitor y tienden a ser monocromáticas, porque se utiliza un solo tipo de sensor que percibe una particular longitud de onda infrarroja.

Las imágenes térmicas se caracterizan por mostrar un mapa de colores, en donde cada color es asociado con un valor de temperatura en la imagen [2, 3]. Existen trabajos en los cuales las variaciones de temperatura en la imagen son utilizadas para resolver problemas concretos.

Por ejemplo, en [6] llevan a cabo el análisis de imágenes térmicas para mejorar el diagnóstico de cáncer en pacientes, permitiendo ver la evolución de la lesión en el tiempo, así como el efecto del tratamiento.

La preocupación de la exposición del paciente a radiación (como en el caso de radiografías)

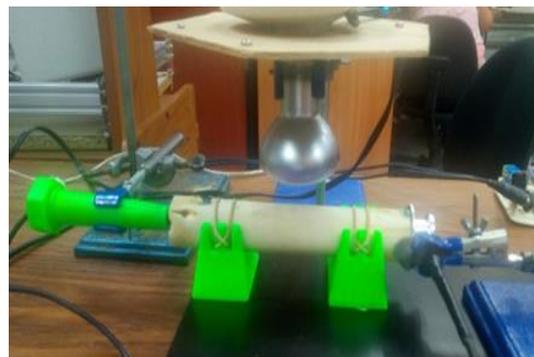


Fig. 1. Muestra de hueso vacuno colocada en el soporte para ser analizada

Tabla 1. Medidas y materiales de las muestras cilíndricas utilizadas

No. Muestra	Material	Longitud (cm)	Diámetro (cm)
1	parafina	17.0	1.8
2	nylamid	9.3	2.3
3	madera	20.0	2.0



Fig. 2. Arreglo para la toma de temperatura con la cámara Fluke® Ti400

pasa a segundo término por tratarse de imágenes térmicas.

También se aprovecha el eventual gradiente de temperatura en la identificación de fallas eléctricas, por ejemplo, en [7] presentan resultados de realizar el procesamiento de imágenes térmicas para identificar fallas en

terminales eléctricas en sistemas de transmisión subterráneos.

En la actualidad el uso de imágenes térmicas se ha incrementado considerablemente debido a la diferencia que se encuentra en el uso de estas imágenes contra los métodos comúnmente usados y la información que de manera casi directa se puede obtener de dicha imagen [8].

En el presente trabajo se presentan resultados obtenidos al procesar imágenes térmicas tomadas en segmentos de hueso vacuno. El resto del trabajo se encuentra organizado de la siguiente manera: En la siguiente sección se muestra el proceso realizado para llevar a cabo la obtención y preparación de las muestras. Después, en la sección 3, se presenta el procedimiento implementado en el presente experimento para obtener los resultados descritos en la sección 4. Por último, se presentan las conclusiones y trabajo futuro.

2. Preparación de las muestras

Con el objetivo de realizar la calibración del equipo Rádar Óseo®, construido en el laboratorio de física médica de la División de Ciencias e Ingenierías de la Universidad de Guanajuato, se realizó una serie de medidas experimentales utilizando cilindros de distintos materiales. En la tabla 1 se presentan las dimensiones, longitud y diámetro, de los cilindros utilizados, así como los materiales y número de muestra correspondiente.

De cada material se realizó el cálculo de la densidad. Se utilizó un cilindro de hueso vacuno, con un diámetro de 3.2 cm y una longitud de 19.3 cm. La muestra de hueso se mantuvo en un estado de hidratación durante 2 horas. A continuación, se colocó el cilindro suspendido con un par de soportes, ubicando el transductor y receptor del dispositivo en las tapas del cilindro, para ser sometido a la exposición de una fuente de luz con un foco de 40 W (ver figura 1), con el objetivo de modificar la estructura interna del hueso, analizar sus cambios mediante las intensidades de sonido registradas y mediante un procesamiento de imágenes monitorear el área de calentamiento de la muestra.

La muestra se dejó expuesta a la fuente de luz a lo largo de 24 horas continuas, las medidas de

Tabla 3. Densidades e intensidad media de sonido de los cilindros utilizados para la calibración del equipo

No. Muestra	Materia l	Media Intensidad (dB)	Densidad (gr/cm ³)
1	nylamid	4.73	1.13
2	parafina	5.36	1.11
3	madera	5.41	0.75

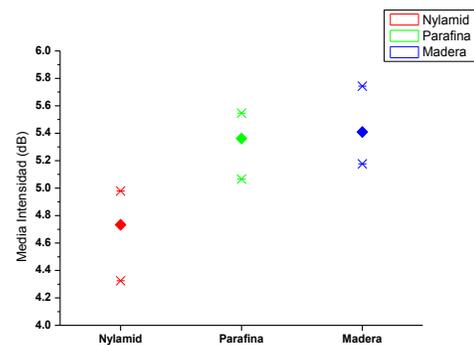


Fig. 3. Medias de intensidad de sonido de diferentes cilindros

Equation	$y = y_0 + A_1 \cdot \exp\{(x-x_0)/t_1\}$		
Adj. R-Square	0.77		
Intensidad (dB)	y_0	Value	Standard
Intensidad (dB)	x_0	2.56	2997350
Intensidad (dB)	A_1	0.05	300664
Intensidad (dB)	t_1	4.74	2.15

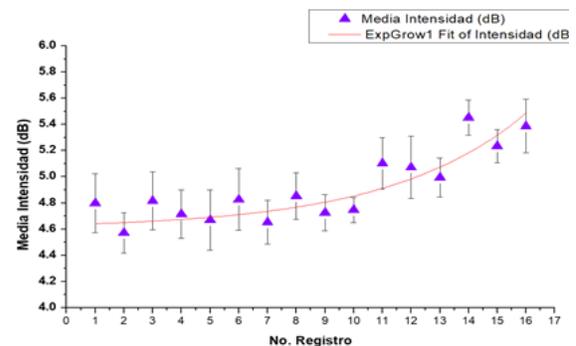


Fig. 4. Medias de intensidad de sonido en el proceso de exposición de la muestra vacuna en una fuente de luz

sonido se registraron en intervalos de 15 min en el transcurso de las primeras 2 horas y en las horas siguientes con intervalos de una hora.

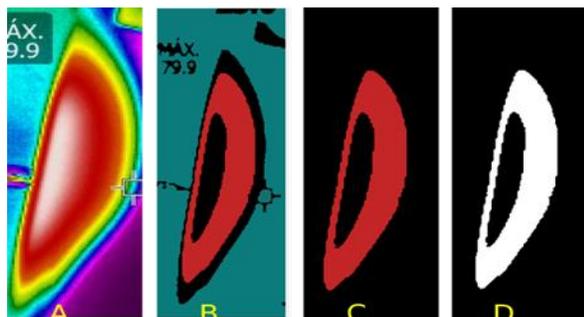


Fig. 5. Proceso de segmentación de imágenes térmicas, A) Imagen de entrada, B) Identificación de áreas de interés. C) Segmentación final de objeto de color rojo y D) Imagen binaria en donde se representa el objeto segmentado

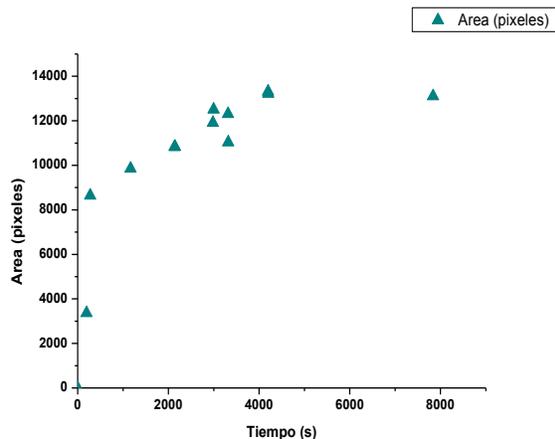


Fig. 6. Resultado de área en pixeles de los objetos segmentados contra la evolución temporal en imágenes térmicas

Adicionalmente, se agregó la exposición de la muestra 2 días más en el transcurso de 16 a 18 horas.

Acompañando a las medidas con el Radar Óseo®, se utilizó una cámara Fluke® T1400 y se hizo un registro de la temperatura a la que se encontraba el hueso (figura 2).

3. Resultados

Las densidades e intensidad de sonido registradas para los distintos materiales con los que se realizó la calibración se muestran en la

tabla 2 y figura 3. El dispositivo trabaja con una frecuencia de 256 Hz, y se utilizó gel conductor para ayudar a la transmisión del sonido.

Para cada muestra se realizaron 10 mediciones. De estas mediciones se calculó la media y desviación estándar. Las medias registradas en la muestra de hueso vacuno al estar expuesta a una fuente de luz se muestran en figura 4.

Para llevar a cabo la segmentación, se discriminaron 3 colores primarios: rojo, azul y verde, según se describe en [9]. A continuación, se construye una imagen binaria complementaria de acuerdo con el umbral ponderado por cada una de estas imágenes en escala de grises, como se muestra en la figura 5.

El usuario puede segmentar el objeto que prefiera de acuerdo con etiquetas de color que son asignadas a cada uno de los objetos. El algoritmo permite tener el control de segmentar principalmente objetos de color rojo, verde y azul. Sin embargo, se prefirió trabajar con los objetos de color rojo pues en las imágenes se puede distinguir de manera muy precisa las regiones de este color asociadas al incremento de la temperatura. El algoritmo fue aplicado a una serie de 13 imágenes térmicas en donde se varió el tiempo de exposición de 0 a 2.17 h en cada caso se cuantificó el área de las regiones rojas, asociados con un valor de temperatura, los resultados se muestran en la figura 6.

4. Conclusiones

La propagación del sonido se asocia de manera directa con la estructura y condiciones del medio en el cual se propaga, como es el caso del hueso, eventualmente estas características se pueden asociar con algún tipo de padecimiento como la osteoporosis.

En el presente trabajo se presentan los resultados obtenidos utilizando procesamiento de imágenes térmicas en la propagación del sonido en hueso vacuno.

Se puede observar en los resultados presentados que el área detectada en la imagen térmica, se incrementa con el tiempo de exposición al sonido. Los resultados mostrados en el presente trabajo permiten identificar las mejores

condiciones en hueso para medir la propagación del sonido.

Agradecimientos

Se agradece a la Convocatoria Institucional de la Universidad de Guanajuato DAIP/2019/59023 por el apoyo parcial a la presente investigación.

Referencias

1. **Pal, N.R. & Pal, S.K. (1993).** A review on image segmentation techniques. *Pattern Recognition*, Vol. 26, No. 9, pp. 1277–1294. DOI: 10.1016/0031-3203(93)90135-J.
2. **Ring, E.F.J. & Ammer, K. (2012).** Infrared thermal imaging in medicine. *Physiol. Meas.*, Vol. 33, No. 2, pp. R33–R46. DOI: 10.1088/0967-3334/33/3/R33.
3. **Guzman-Cabrera, R., Gomez-Sarabia, M., Torres-Cisneros, M., Escobar-Acevedo, M.A., & Guzman-Sepulveda, J.R. (2017).** Parkinson's disease: Improved diagnosis using image processing. *Photonics North*, pp. 1–1. DOI: 10.1109/PN.2017.8090549.
4. **Quintanilla-Domínguez, J., Ruiz-Pinales, J., Barrón-Adame, J.M., & Guzmán-Cabrera, R. (2018).** Microcalcifications detection using image processing. *Computación y Sistemas*, Vol. 22, No. 1, pp. 291–300. DOI: 10.13053/cys-22-1-2560.
5. **Ruvalcaba-López, J.M., Córdova-Fraga, T., Rosa-Alvarez, G., Murillo-Ortiz, B.O., Martínez-Espinosa, J.C., Guzmán-Cabrera, R., & Bernal-Alvarado, J. (2019).** Qualitative evaluation of ferritin in serum samples by Raman spectroscopy and principal component analysis. *Lasers in medical science*, Vol. 34, No. 1, pp. 35–40. DOI: 10.1007/s10103-018-2576-8.
6. **Guzman-Cabrera, R., Guzman-Sepulveda, J., Gonzalez, A., Rosales-Garcia, J., Torres, M., & Baleanu, D. (2016).** Digital processing of thermographic images for medical applications. *Revista de Chimie*, pp 53–56.
7. **Gonzalez, A., Guzman-Cabrera, R., Torres, M., & Guzman-Sepulveda, J.R. (2015).** Comparative Analysis of Thermography Studies and Electrical Measurement of Partial Discharges in Underground Power Cables. *International Journal of Thermophysics*, Vol. 36, No. 9, pp. 2356–2369. DOI: 10.1007/s10765-015-1926-z.
8. **Gauch, J.M. & Hsia, C.W. (1992).** Comparison of three-color image segmentation algorithms in four color spaces. *Proceedings Visual Communications and Image*, Vol. 1818, pp. 1168–1181. DOI:10.1117/12.131388.
9. **Cheng, H.D., Jiang, X.H., Sun, Y., & Wang, J. (2001).** Color image segmentation: advances and prospects. *Pattern Recognition*, Vol. 34, No. 12, pp. 2259–2281. DOI: 10.1016/S0031-3203(00)00149-7Get.

Article received on 26/06/2018; accepted on 28/08/2018.
Corresponding author is Rafael Guzmán Cabrera.