

Estimación de porosidad en pan adicionado con moringa mediante visión artificial

Otoniel Igno-Rosario¹, Claudia Hernández-Aguilar¹, Flavio Arturo Domínguez-Pacheco¹, Luis Manuel Hernández-Simón¹

¹Instituto Politécnico Nacional, SEPI-ESIME Zacatenco,
Unidad Adolfo López Mateos, Edificio 5 3er. Piso, Colonia Lindavista, C.P. 07738, Ciudad de México.
otonieligno@gmail.com

Resumen— La incorporación de suplementos a los alimentos básicos, como el pan, tiene el potencial de proporcionar beneficios funcionales, nutricionales y nutraceuticos en la dieta de millones de personas en todo el mundo. En el presente trabajo se aborda la detección de porosidad en pan adicionado con moringa a cinco concentraciones. La porosidad se midió físicamente dividiendo volumen entre peso y posteriormente se propuso una metodología de visión artificial basado en la convolución de dos filtros Gaussianos los cuales se aplicaron en imágenes digitales a fin de obtener información asociada con la porosidad. Se presenta la comparación de los resultados obtenidos con visión artificial respecto a lo estimado físicamente. Finalmente se debatió sobre el comportamiento de la metodología de filtrado en la estimación de porosidad.

Palabras Clave — Porosidad, moringa, visión artificial

Abstract— The addition of supplements into dietary foods, such as bread, has the potential to provide functional, nutritional and nutraceutical benefits in the diets of millions of consumers around the world. The present work addresses the detection of porosity in bread enriched with moringa at five concentrations. Porosity was measured physically by dividing volume and weight and subsequently a computer vision methodology was proposed based on the convolution of two Gaussian filters which are applied to digital images in order to obtain information associated with porosity. The comparison of the results obtained with computer vision with respect to the physical estimation is presented. Finally, the behavior of the filtering methodology in porosity estimation was discussed.

Keywords — Porosity, moringa, computer vision

I. INTRODUCCIÓN

La moringa (*Moringa oleifera*) contiene aminoácidos esenciales, carotenoides en las hojas y componentes con propiedades nutraceuticas, incluidas vitaminas y minerales, por lo que se apoya la idea de utilizar cualquier parte de esta planta como suplemento nutricional en la preparación de alimentos [1] como lo es en pan.

El objetivo de este trabajo fue estimar la porosidad en pan adicionado con moringa empleando visión artificial, por lo que a continuación se expone en orden cronológico las principales investigaciones relacionadas con la evaluación de porosidad en panes empleando varios enfoques computacionales.

En 2025, Ghaitaranpour *et al* [2], emplearon el principio de movimiento Browniano para determinar la tortuosidad de la estructura porosa del pan mediante técnicas computacionales basado en agentes. Durante 2024, Olakanmi *et al.* [3] caracterizaron la calidad del pan enriquecido con habas mediante imágenes hiperespectrales donde incluyeron la porosidad y también en 2024, Venkatesan *et al.* [4] realizaron agrupamiento de k-medias para incrementar el contraste entre los poros y luego realizaron segmentación basada en histograma. En 2022 Ajani *et al.* [5] ajustaron microestructuralmente los poros a elipses y de éstas, su orientación, circularidad excentricidad y momentos fueron calculados. Gonzalez *et al.* [6] evaluaron la calidad de pan para seis harinas diferentes, la estimación de porosidad se basó en la medida del radio de poro y luego en un modelo de aprendizaje máquina ingresaron otras variables a fin de realizar la evaluación de calidad, esto durante 2022. Por otro lado, Jamshid *et al.* [7] en 2020 evaluaron pan con diferentes harinas, analizando digitalmente la microestructura de los poros mediante su distribución de histograma, número, área y dimensión fractal. Durante 2019 Danev *et al.* [8] aplicaron varios algoritmos de umbralización de imagen para estimar la porosidad en pan, y en 2017 Kumar *et al.* [9] analizaron en el software Image J la estructura de porosidad del pan.

En este trabajo se propone el análisis digital de imagen basado en dos métodos de suavizado Gaussiano a fin de detectar los poros para su segmentación binaria. Esta técnica es diferente a lo revisado en la literatura en que el umbral para binarizar depende del ancho de la desviación estándar del filtro Gaussiano. Además, no ha sido reportado la estimación de porosidad en pan adicionado con moringa mediante visión artificial.

II. METODOLOGÍA/DESARROLLO

A. Preparación del pan

Se emplearon cinco muestras de pan con concentraciones de 0%, 1.25%, 2.5%, 5% y 10% de moringa. El pan se preparó usando los ingredientes siguientes además de la moringa: un huevo, sal (1.25g), miel (5 ml), aceite de oliva (75 ml) y levadura (11 g), los cuales se mezclaron durante 5 minutos en una batidora de espiral. Después de fermentar en agua templada (30°C), se incorporó la levadura, se amasó durante 10 min y se colocó en un molde cubierto con un paño empapado durante 25 min. A continuación, se amasó de nuevo durante 10 min y se

colocó la masa en un molde engrasado para pan, donde aumentó su volumen durante 20 min. Después, cada una de las cinco masas se colocó en moldes diferentes y se cocieron simultáneamente en un horno eléctrico precalentado (Black Decker) a 180 °C, durante 45 min. Tras la cocción, el pan se dejó enfriar a temperatura ambiente durante 24 h y posteriormente se cortó en rebanadas (de 1.27 cm de grosor) mediante un cuchillo eléctrico (Hamilton beach tipo EK08, 121 V, 11 Hz) y luego se fotografiaron las rebanadas de las cinco concentraciones para su análisis digital.

B. Análisis físico de la porosidad

El volumen específico del pan se determinó como el volumen del pan dividido por su peso. El volumen del pan se determinó mediante el método del desplazamiento de semillas de colza (empleando lino) de la AACC, 10-05. Luego de compactar mecánicamente el pan para excluir todos los espacios vacíos se pesaron las muestras utilizando una balanza de precisión de 2 decimales. La porosidad del pan se evaluó mediante la ecuación [10]:

$$\text{Porosidad} = \left(\frac{\text{Densidad real} - \text{densidad aparente}}{\text{densidad real}} \right) \times 100 \quad (1)$$

donde la densidad aparente se obtuvo como la inversa del volumen específico y la densidad real fue la densidad sólida sin espacios vacíos.

C. Estimación de la porosidad mediante visión artificial

Partiendo de que las agrupaciones de puntos oscuros y claros en la fotografía del pan se asocian a porosidades se realizó una binarización de la imagen, esto con el fin de estimar la porosidad para cada concentración. El tamaño de la imagen se estableció en 400x400 píxeles, se convirtió a escala de gris y se aplicaron las dos metodologías siguientes: 1) filtrado Gaussiano y 2) filtrado Laplaciano del Gaussiano (LoG) las cuales se describen a continuación.

1. Filtrado Gaussiano

Debido al ruido de la imagen se realizó un suavizado con filtro Gaussiano y a partir de éste se aplicó una binarización.

El filtro Gaussiano está definido por la ecuación (2), donde el subíndice en G indica que la desviación estándar σ varía dependiendo de la escala de filtrado, la forma del filtro se muestra en la Figura 1a).

$$G_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

Usando un filtro de tamaño $m \times n$, donde se estableció $m = n = 1 + 4\sigma$ para valores enteros de σ , se realizó la convolución discreta [11] con la imagen $I(x,y)$ del pan mediante la ecuación

$$(G_{\sigma} \star I)(x, y) = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b G_{\sigma}(s, t) I(x - s, y - t) \quad (3)$$

donde $a = (m-1)/2$, $b = (n-1)/2$, para m y n impares, dando como resultado la imagen suavizada I_{σ} .

La imagen filtrada se binarizó mediante la ecuación

$$B = (I + \delta) < I_{\sigma} \quad (4)$$

donde I es la imagen en escala de gris sin filtrar, I_{σ} es la imagen filtrada para $\sigma \geq 3$ y $\delta \in [0, 0.1]$ es un umbral que aumenta o disminuye el área de los poros, luego de binarizar, se calculó el porcentaje asociado a la porosidad dividiendo el número de píxeles binarios en B que valen 1 (blanco) entre el tamaño de la imagen.

2. Filtrado LoG

Aprovechando la propiedad de filtrado gaussiano, se empleó el detector de bordes Laplaciano del Gaussiano (LoG), el cual puede trabajar a distintas escalas variando la desviación estándar σ . Sin embargo, no se utilizó en la modalidad de detector de bordes, sino que observando que la imagen de los poros del pan presenta manchas redondeadas se usó en su modo detector de blobs [12], por lo tanto, se usaron desviaciones estándar grandes, lo cual provocó la disminución de las altas frecuencias y como consecuencia, la detección de poros más grandes. El filtro LoG se obtiene aplicando el operador Laplaciano $\Delta f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$ al filtro Gaussiano de la ecuación (2) con lo cual se obtiene la ecuación (5) y su forma se muestra en la Figura 1b).

$$L_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^4} \left(\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2} - 1 \right) \left[\exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \right] \quad (5)$$

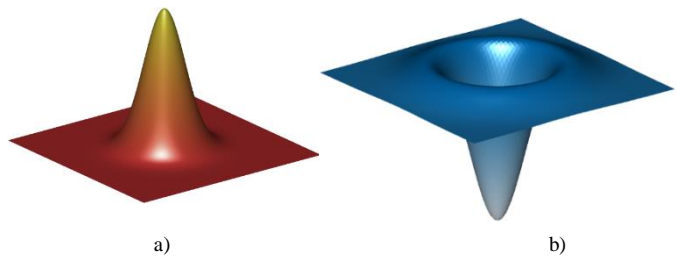


Figura 1.- Perfil del filtro a) Gaussiano, b) LoG

Usando un filtro de tamaño $m \times n$, donde se estableció $m = n = 1 + 6\sigma$ para valores enteros de σ , se realizó la convolución con la imagen $I(x,y)$ del pan mediante la ecuación

$$(L_{\sigma} \star I)(x, y) = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b L_{\sigma}(s, t) I(x - s, y - t) \quad (6)$$

donde $a = (m-1)/2$, $b = (n-1)/2$, para m y n impares, dando como resultado la imagen suavizada I_σ .

La imagen filtrada se binarizó mediante la ecuación

$$B = I_\sigma > 0 \quad (7)$$

donde I_σ se filtró con una desviación estándar $\sigma \geq 3$ observándose que el aumento de σ disminuyó el número de poros, ya que se detectaron poros más grandes. Luego de binarizar, se calculó el porcentaje asociado a la porosidad dividiendo el número de pixeles binarios en B que valen 1 (blanco) entre el tamaño de la imagen.

III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El análisis físico de porosidad obtenida con la ecuación (1) produjo los siguientes datos porcentuales para las cinco muestras de pan, 0% = 27.85±0.34, 1.25% = 27.42±0.72, 2.5% = 28.01±0.06, 5% = 30.57±0.15, 10% = 32.38±0.21, los cuales se compararon con los porcentajes asociados a porosidad obtenidos mediante análisis de imagen. Para ello se aplicó el filtrado Gaussiano, luego se binarizó y por último se calculó el porcentaje asociado a porosidad, usándose una $\sigma=3$ y se obtuvieron los valores mostrados en la Figura 2b). También se aplicó filtrado LoG, luego se binarizó y por último se calculó el porcentaje asociado a porosidad usando dos valores de sigma: $\sigma=3$ y $\sigma=9$, obteniéndose los valores mostrados en la Figura 2c) y en la Figura 2d, respectivamente.

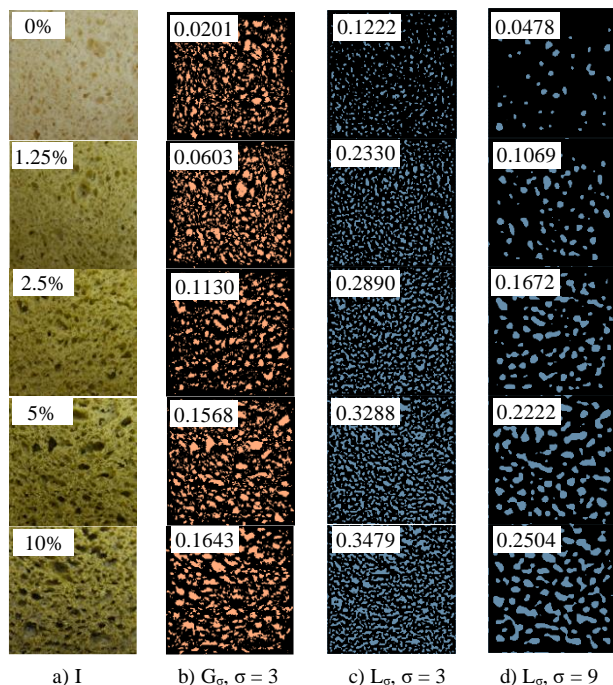


Figura 2.- a) Pan con las concentraciones de moringa. Se muestran en recuadros los resultados de porcentajes asociados a porosidad para b) filtrado Gaussiano con $\sigma=3$, c) filtrado LoG con $\sigma=3$, d) filtrado LoG con $\sigma=9$.

Cabe mencionar que el color del pan se correlaciona con la concentración de moringa, ya que, al aumentar su contenido, el color se vuelve más oscuro, esto se observa en los histogramas de intensidad en color mostrados en la Figura 3a) donde las distribuciones de probabilidad de los histogramas tienden a desplazarse a la izquierda al aumentar la concentración de la moringa. Otros descriptores de poros como el perímetro, circularidad, radio de poro y excentricidad no son considerados en este trabajo, ya que su distribución estadística no varía linealmente con la concentración de moringa, como se observa para el caso del radio de poro en los histogramas de la Figura 3b).

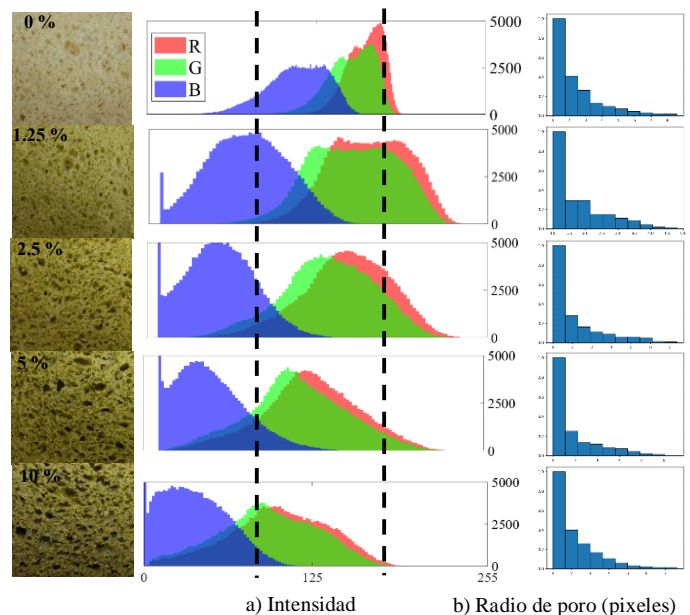


Figura 3.- Histogramas para cada concentración de moringa de a) intensidad de la imagen, b) radio de poro (eje mayor de la elipse que circunscribe el poro binario, aplicando filtro gaussiano con una $\sigma = 9$)

En la Figura 4 se muestran gráficamente los mismos porcentajes de porosidad mostrados en la Figura 2. En total se muestran 3 curvas de porosidad con filtro Gaussiano cuyas desviaciones estándar fueron de 3, 6 y 9. También se muestran 3 curvas de porosidad con filtro LoG cuyas desviaciones estándar fueron de 3, 6 y 9. La 'Porosidad real' mostrada es la porosidad del análisis físico. La porosidad fue calculada sumando el área total de los poros binarios. El cálculo de los errores cuadráticos medios entre las porosidades obtenidas con el análisis de imagen y la porosidad real reveló que el error menor corresponde a la curva para filtrado LoG con $\sigma=3$ siendo de 0.07. Sin embargo, como se observa en dicha Figura 4, las pendientes al inicio de las curvas de porosidad mediante análisis de imagen difieren de la pendiente inicial de la curva de porosidad medida físicamente, lo cual sugiere la necesidad de usar otra metodología de evaluación física a fin de corroborar esta diferencia, de igual manera utilizar otro método computacional para estimar la porosidad. También podría ser de utilidad aumentar el número de mediciones entre el intervalo 0%

y 10% de concentración con el objetivo de tener más puntos de comparación.

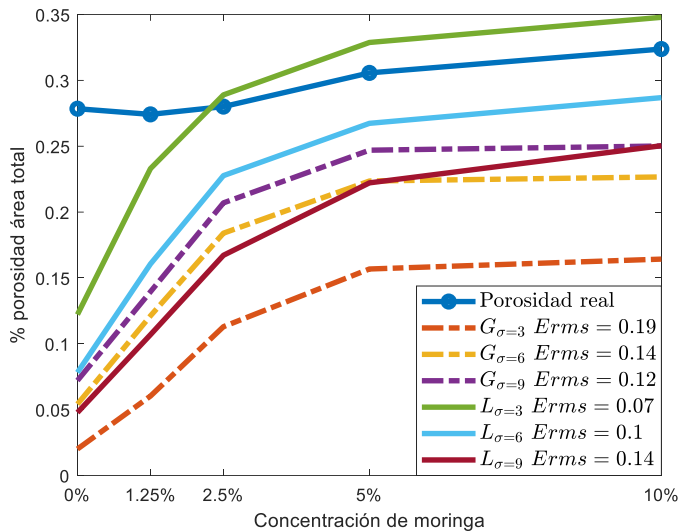


Figura 4.- Porcentajes de porosidad tomando el área total de los poros binarios mediante filtrado Gaussiano y LoG

IV. CONCLUSIONES

En este trabajo se propuso el análisis digital de imagen basado en dos métodos de suavizado Gaussiano a fin de estimar la porosidad. Las pendientes al inicio de las curvas de porosidad mediante análisis de imagen difirieron de la pendiente inicial de la curva de porosidad medida físicamente, por lo cual se sugiere continuar investigando en otras metodologías de evaluación físicas y computacionales a fin de lograr una mayor precisión en los resultados de porosidad.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen al Instituto Politécnico Nacional, por facilitar el desarrollo de esta investigación y a la SECIHTI por el apoyo brindado.

REFERENCIAS

[1] Hernandez-Aguilar, C., Dominguez-Pacheco, A., Valderrama-Bravo, C., Cruz-Orea, A., Ortiz, E. M., Ivanov, R., & Ordonez-Miranda, J. Photoacoustic characterization of wheat bread mixed with Moringa oleifera. *Current Research in Food Science*, 4, 521-531, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.crfs.2021.07.008>

[2] Ghaitaranpour, A. Mohebbi, M., Koocheki, A. An innovative agent-based technique for determination of tortuosity in porous materials – Case study: bread and bread dough. *Current Research in Food Science*, Volume 10, 2025, 100995. <https://doi.org/10.1016/j.crfs.2025.100995>

[3] Olakanmi, S.J., Jayas, D.S., Paliwal, J., Chaudhry, M.M.A., Findlay, C.R.J. Quality Characterization of Fava Bean-Fortified Bread Using Hyperspectral Imaging. *Foods*, 13, 231, 2024 <https://doi.org/10.3390/foods13020231>

[4] Venkatesan T., Shivaani, M. Digital Image Analysis to Evaluate Sensory Attributes of Protein-Enriched Whole-Wheat Bread, *Current Research in Nutrition and Food Science*, Vol. 12(1) 254-269, 2024. <http://dx.doi.org/10.12944/CRNFSJ.12.1.21>

[5] Ajani, C. K., Zhu, Z., & Sun, D. W. Microstructural classification and reconstruction of the computational geometry of steamed bread using descriptor-based approach. *Transport in Porous Media*, 144(2), 317-336, 2022. <https://doi.org/10.1007/s11242-022-01796-2>

[6] Gonzalez Viejo, C., Harris, N.M., Fuentes, S. Quality Traits of Sourdough Bread Obtained by Novel Digital Technologies and Machine Learning Modelling. *Fermentation*, 8, 516, 2022. <https://doi.org/10.3390/fermentation8100516>

[7] Jamshid Rahimi, J., Baur, J., Singh, A. Digital imaging as a tool to study the structure of porous baked foods. *Journal of Cereal Science* 95 103084, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.jcs.2020.103084>

[8] Danev, A. Bosakova-Ardenska, A., Apostolov, M. Application of thresholding algorithms for brown bread porosity evaluation. *Food Science and Applied Biotechnology*, 2(2), 99-109, 2019. <https://doi.org/10.30721/fsab2019.v2.i2.51>

[9] Kumar-Jha, P., Chevallier, S., Cheio, J., Rawson, A., Le-Bail, A. Impact of resting time between mixing and shaping on the dough porosity and final cell distribution in sandwich bread. *Journal of Food Engineering*. 194 15-23, 2017. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2016.07.016>

[10] Hernandez-Aguilar, C., Dominguez-Pacheco, A., Palma Tenango, M. *et al.* Lentil sprouts: a nutraceutical alternative for the elaboration of bread. *J Food Sci Technol* 57, 1817-1829, 2020. <https://doi.org/10.1007/s13197-019-04215-5>

[11] Gonzalez, Rafael C.; Woods, Richard E., *Digital image processing*, Pearson, 4a Ed. Nueva York, 2018, pág. 159.

[12] Lindeberg, T. Feature detection with automatic scale selection. *International Journal of Computer Vision*. 30 (2): pp 77-116, 1998. <https://doi.org/10.1023/A:1008045108935>