

MODELOS MATEMÁTICOS DE DIFERENCIA DE COLOR CIELAB Y EL PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMAGENES EN LA INDUSTRIA DE ALIMENTOS: YUCA (*Manihot esculenta crantz*)

Vertel Morinson Melba Liliana *; Fabián Ortega Quintana

*Universidad de Sucre; Universidad de Córdoba

*Grupo de Investigación Estadística y Modelamiento Matemático
Colombia, Sucre, Sincelejo, Kra. 28, #5-267, Campus Puerta Roja
+57 3106857501

melba.vertel@unisucra.edu.co

RESUMEN.

La industria de alimentos puede aprovechar programas especializados caso procesos de evaluación sensorial con o sin instrumentos, en entornos donde se demandan métodos innovadores de procesamiento de imágenes digitales. Se busca incentivar la apropiación social del conocimiento, integrando el arte, la ciencia y la tecnología ayudados por áreas STEM +A y el análisis de datos. Chips de yuca se deshidrataron por microondas (70W, 280W, 490W y 700W). Se aplicó un diseño completamente al azar con arreglo factorial para evaluar el efecto del color (L^* , a^* , b^*). Se muestra una ventana abierta que puede utilizarse satisfactoriamente para analizar la calidad de los alimentos a través del color. Se evidencia el impacto de nuevas aplicaciones de gestión de imágenes digitales y tecnologías de hardware en entornos informáticos (R, Matlab).

Palabras Clave: visión artificial, CIELAB, industria alimentaria

ABSTRACT.

The food industry can take advantage of specialized programs for sensory evaluation processes with or without instruments, in environments where innovative digital image processing methods are demanded. It seeks to encourage the social appropriation of knowledge, integrating art, science and technology aided by STEM + A areas and data analysis. Cassava chips were dehydrated by microwave (70W, 280W, 490W and 700W). A completely randomized design with factorial arrangement was applied to evaluate the effect of color (L^* , a^* , b^*). An open window is displayed that can be successfully used to analyze food quality through color. The impact of new digital image management applications and hardware technologies in computing environments is evidenced (R, Matlab).

Keywords: artificial vision, CIELAB, food industry

1. INTRODUCCIÓN

El color no es propiedad de un objeto, es una propiedad de la luz. El color lo construimos nosotros, sin cerebro no hay color. El color, primer parámetro en la percepción de la calidad de un alimento y su vida útil, es considerado un atributo visual de la superficie del alimento y crítico para su aceptación, incluso antes de que entre en la boca.

El CIEL*a*b* (modelo cromático, describe todos los colores percibidos por ojo humano), es uno de los espacios de color más populares y uniforme usado para evaluar propiedades físico-químicas y sensoriales de los alimentos [1-2]. El color y aspecto del alimento es asociado con el aroma, seguridad, tiempo de almacenamiento, nutrición y nivel de satisfacción [3-4].

La determinación del color (por ejemplo: oscurecimiento) en materias primas (frutas y vegetales) se realiza por método visual, instrumental y visión computacional (CV) y comienza solamente si ha ocurrido una deshidratación en el alimento (reacciones de pardeamiento enzimático y no enzimático), y depende de la rata de secado y del coeficiente de transferencia de calor durante las diferentes etapas de cocción (secado y almacenamiento). Se espera que las variables de proceso tales como tiempo y potencia, afecten al color de los productos [5]. Los cambios del color en los alimentos son el resultado de la reacción de Maillard, que depende del contenido de los azúcares reductores (principalmente D-glucosa), tiempo de cocción y de otros factores. El objetivo de este trabajo fue: evaluar parámetros de color de la escala CIELAB de un alimento sometido a estrés o procesamiento por medio de la técnica de visión computacional (CV), con la herramienta *Matlab*.

2. PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMAGENES.

2.1. Modelo CIELAB.

Este modelo queda definido por tres variables que se representan en sistemas cartesianos (XYZ) o polares, técnicamente $x(\lambda)$, $y(\lambda)$ y $z(\lambda)$, en el modelo representan la claridad de color (L^* , $L^*=0$ indica negro y $L^*=100$ indica blanca), la posición entre magenta y verde (a^* , valores negativos indican verde mientras valores positivos indican magenta) y la posición entre amarillo y azul (b^* , valores negativos indican azul y valores positivos indican amarillo) [6]; otros parámetros derivados de L^* , a^* y b^* son Saturación (C^*) y tono (h^*). Cuando la luz del estímulo-color $C(\lambda)$ alcanza la retina, ésta interactúa con los sensores rojo, verde y azul, para dar tres respuestas que llegan al cerebro [2].

2.2. Visión Computacional (CV).

La visión artificial, en un intento de reproducir la luz que el ser humano captura a través de los ojos, y esta información que circula por el nervio óptico hasta el cerebro donde es procesada. Existen razones para creer que el primer paso de este procesado consiste en encontrar elementos más simples para descomponer la imagen, se define tradicionalmente cuatro etapas principales: Etapa 1. Sensorial, captura imágenes digitales mediante algún tipo de sensor; Etapa 2. Tratamiento digital de imágenes, facilita etapas posteriores. Hace un procesamiento previo, mediante transformaciones geométricas y filtros, elimina partes indeseables o se realza partes interesantes de una imagen; Etapa 3. Segmentación, busca aislar elementos que interesan de la escena para comprenderla; Etapa 4. Reconocimiento o clasificación, distinguir objetos segmentados, debido al análisis de ciertas características preestablecidas para diferenciarlas.

Una visión artificial busca extraer información del mundo físico a partir de imágenes, utilizando para ello un computador (CV). Una cámara digital o de video conectada a un computador para adquirir la imagen componen un sistema CV, con estándares de iluminación (A (2856 K), C (6774 K), D65 (6500 K) y D (7500 K) en industria de alimentos); 45° el ángulo entre eje del lente de cámara y fuente de iluminación, garantizando luz uniforme [7], debe contar con software para procesamiento y análisis de imagen. El sistema sensorial visual interpreta amplitudes y longitudes de onda de la luz, produciendo sensaciones que conocemos como brillo y color respectivamente. Así, una onda electromagnética que viaja por el vacío con longitud de onda de 680 nanómetros se interpreta como la sensación del color rojo.

2.3. Materia prima y Procesado del alimento.

La yuca (*Manihot esculenta Crantz*) o mandioca es un producto básico (45% de sólidos secos aproximadamente), recurso energético en la alimentación humana [8], abastece en la dieta a más de mil millones de personas. La variedad "ICA-costeña" (Sucre- Colombia) fue escogida teniendo en cuenta características de calidad (tamaño, uniformidad de superficie, grosor uniforme, libre de tierra y daños de tejidos) para reducir variabilidad estadística en el experimento. El tubérculo se lavó y peló manualmente, cortando discos de $3,5 \pm 0,5$ cm y espesor $1,5 \pm 0,5$ mm [9], después en plato giratorio se colocaron tres muestras a potencia específica cada 30 segundos (Horno Haceb Arezzo HM 0.7 Microondas), seguido una fotografía en cada repetición/muestra (Cámara incorporada celular S10 Samsung de 12 megapíxeles f/2.4 Zoom OIS, uso de soporte fijo para celular y aro de luz para mantener menor variabilidad en la iluminación); para diferentes tiempos en cada potencia (70W, 280W, 490W, 700W) se realizaron determinaciones de color a 3 lecturas/ tiempo (Figura 1), cada fotografía fue procesada con Matlab instalado (recortar y rotar imagen, eliminar ruido, histograma de imagen RGB, obtener valores de píxeles para la imagen, formato RGB, detectar regiones de textura en

imágenes) y paquete *Apps Image Viewer* para obtener valores de color (L^* , a^* y b^*).

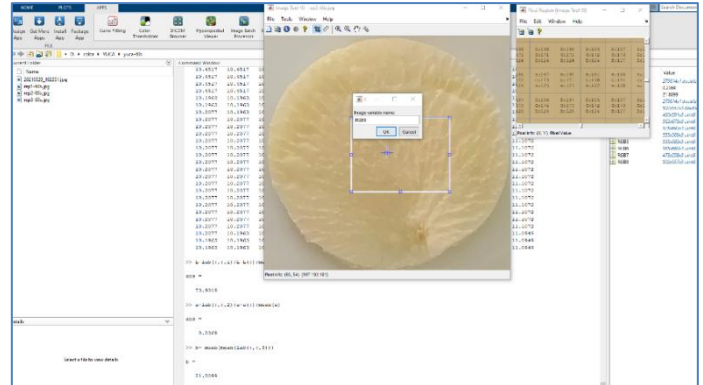


Figura 1. Evaluación de parámetros de color en muestra de yuca en tiempo determinado y potencia dada procesada en *Matlab*.

El calentamiento o procesado por microondas, es un método alternativo de procesos convencionales de transferencia de calor en el área de Tecnología alimentaria, la transmisión de energía térmica directamente sobre alimentos [8].

2.4. Análisis de datos.

Las determinaciones L^* , a^* y b^* para el análisis CV fue generado por un script en Matlab con el paquete *Apps Image Viewer*. Las tablas descriptivas de los resultados fueron realizadas en cada etapa de tiempo y/o potencia de los diferentes parámetros. Se elaboraron gráficas de los parámetros y cambios de color *versus* el tiempo para diferentes valores de potencia de horno microondas. Los resultados fueron analizados con Análisis de Varianza -ANOVA- si cumplían normalidad y homogeneidad de varianzas, donde los tratamientos fueron los tiempos. Si había diferencias significativas en ANOVA se estimaba una superficie de respuesta con una regresión polinomial. El ANOVA, regresión y fueron realizados en el software R.

Se investigaron modelos matemáticos para representar cinéticas de cambios de color y se obtuvieron valores de parámetros de los mismos. Para describir cambios de color dentro del proceso de la materia prima (yuca o mandioca), un modelo cinético de orden 1 [3], ΔE valor del color con respecto al punto de referencia CIELAB, ΔE_e valor del color en el equilibrio con respecto al punto de referencia CIELab. Al tiempo cero, el color tiene un valor inicial ΔE_0 .

2.5. Colorimetría de la yuca o mandioca.

En el trabajo presentado, el método de adquisición de imágenes y el equipo utilizado no fue tan robusto, se evidencia en la Figura 2, el cambio en el color a medida que transcurre el proceso de horneado y es más pronunciado para la potencia de 700 vatios y para el tiempo de 180 segundos. Para este tipo de estudios se requiere el uso de cámaras digitales de grado

industrial y sistemas de iluminación para reducir la variabilidad de las condiciones físicas, sobre todo la iluminación y el movimiento de la cámara al utilizar un dispositivo móvil sin soporte fijo.

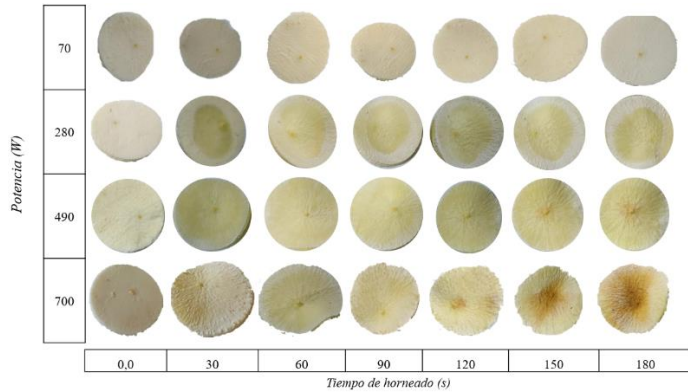


Figura 2. Cambios de color en la muestra de yuca. Tiempo determinado vs. potencias.

Para este experimento, la repetitividad de las mediciones fue importante, se tuvieron 84 muestras fotográficas procesadas (3 rep. x 4 potencias x 7 tiempos), cada imagen seleccionada (archivo jpeg) en la APPS *Image Viewer* fue recortada en un rectángulo especificado manualmente con la función *Crop Image* en Matlab. La herramienta *Pixel Region* ayudo para explorar los valores de píxeles, después la imagen es almacenada como una matriz tridimensional de intensidades para los píxeles $L^*a^*b^*$, tres redes separadas para cada cubierta de segmento rojo, verde y azul para enmarcar una imagen RGB de dimensión $256 \times 256 \times 3$. La función *RGB2Lab*, que convierte una imagen del espacio de color RGB al espacio de color CIELAB, se obtuvo el promedio de color sobre una región específica de la imagen.

La Figura 3, muestra el comportamiento descriptivo de L^* para diferentes potencias y tiempos para los chips de yuca horneados. Entre más alta es la potencia, más oscura (pardeamiento no enzimático) la superficie del alimento. L^* , decreció cuando se incrementó potencia y/o tiempo, se registraron valores de [60-80], que coinciden con los rangos reportados por Ortega et al. [9] en freído por inmersión de chips de yuca.

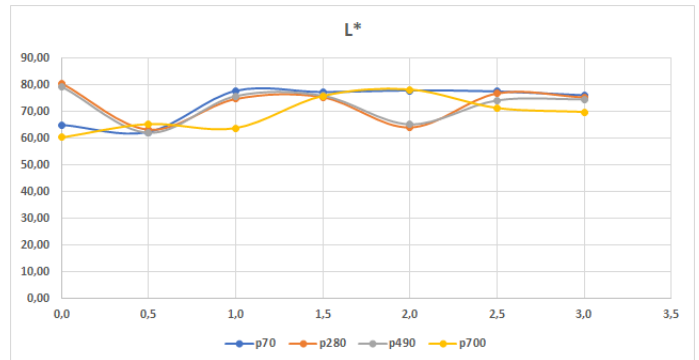


Figura 3. Cambios en la Claridad (L^*) durante horneado en microondas de muestras de yuca.

La variabilidad en valores L^* se atribuye a la forma de captura de parámetros de color, donde pueden incidir factores externos que permita homogenizar la forma de captura. También, la heterogeneidad de la materia prima, en cuanto a su contenido químico en su estructura, es decir, habrá zonas con más humedad y otras con menos contenido de agua. Otro puede ser, la región de muestreo para el cálculo interno de los parámetros de color en la estimación (Figura 1). Los componentes cromáticos del color a^* y b^* , los cuales se encuentran entre -120 y 120. Los comportamientos de a^* y b^* se muestran en las Figuras 4 y 5, parecido a lo reportado en Ortega et al. [9] en freído por inmersión de chips de yuca (-5, 0). Los mayores valores se dieron en la potencia más baja (70 W), en la medida que fueron evaluados en el tiempo cada potencia de horneado fue presentando cambios polinomiales, como resultado de la formación de compuestos de la reacción no enzimática de Maillard, aunque los valores de b^* tienden a incrementar más rápido en tanto la potencia aumenta [10]. Al realizar el análisis de varianza se encontró diferencias significativas para los parámetros a^* y b^* . Se ajustaron modelos de regresión con buenos resultados ($R^2 \geq 80\%$).

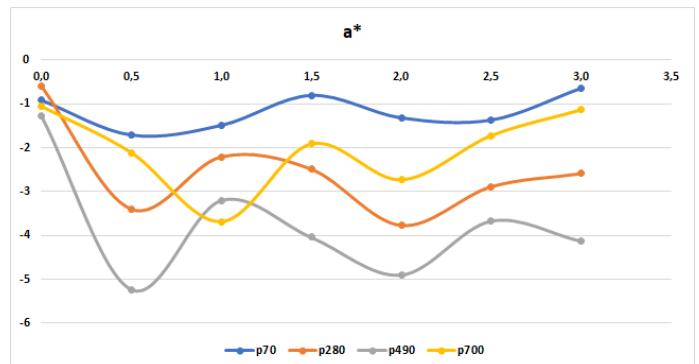


Figura 4. Cambios en cromaticidad roja/verde (a^*).

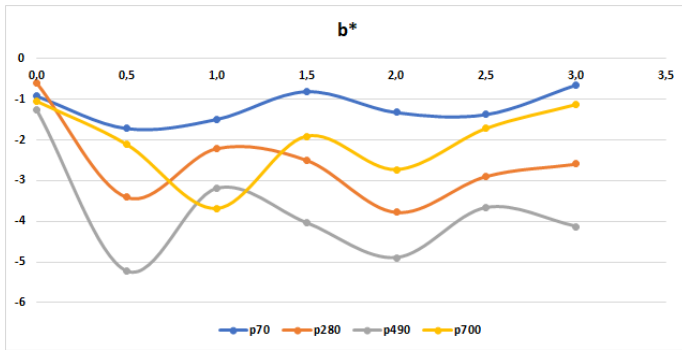


Figura 5. Cambios en cromaticidad amarillo/azul (b^*).

2.6. Cinética del color.

Se estudio el efecto de las microondas sobre el tratamiento de chip de yuca para potencias 70, 280, 490 y 700 vatios. Cambios en el color medido sobre los parámetros de claridad (L^*), cromaticidad roja/verde (a^*) y amarillo/azul (b^*) y el cambio total del color ΔE como resultado del efecto de los tratamientos (potencias).

Al modelar cambios de color, con diferentes freídos de alimentos algunos autores han usado cinética de reacciones de orden cero y primero, donde L^* disminuye exponencialmente con el tiempo de horneado [10].

Se observa en la Figura 6, que no hay diferencias entre potencias, lo que se comprueba en el análisis de varianza, mientras, si hay diferencias entre tiempos, a mayor tiempo es mayor la constante de velocidad de reacción del color (ΔE).

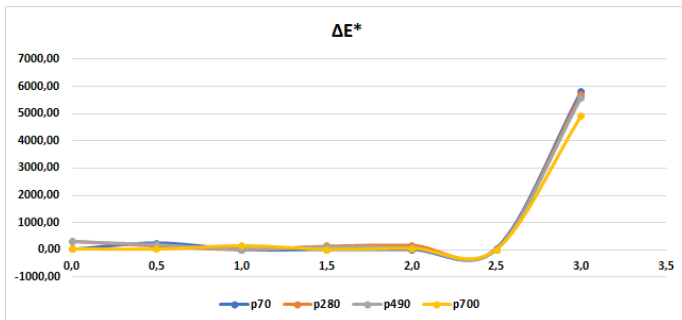


Figura 6. Cambio de color ΔE , durante el horneado en muestras de yuca.

En cada caso se observó una cinética de orden cero para los parámetros evaluados. El trabajo se debe complementar con la estimación de los parámetros del modelo de Arrhenius para las energías de activación. La estimación de los parámetros de color con los datos experimentales, fue analizada inicialmente con ecuaciones cinéticas de orden 0 y 1.

La Tabla 1 presenta los resultados obtenidos de orden cero sólo para L^* , en el de orden 1 no se reporta las E_a dieron valores negativos. Se identifica que los modelos cinéticos no pueden ser usados adecuadamente (R^2 menor a 0.70).

Tabla 1. Constantes cinéticas c_0 y k del modelo.

$c=Co+kt$			
Modelos de primer orden de L^*			
Potencia	Co	k	R^2
70	66.59	4.564	0.53
280	72.92	0.0321	0.00003
490	72.68	-0.0643	0.00001
700	63.435	3.9157	0.42

2.7. Conclusiones

- El éxito de la industria de alimentos dependerá de la apropiación de herramientas digitales de innovación abierta tales como el procesamiento de imágenes con visión computacional y del manejo de la analítica de datos que le permita tomar decisiones que redunden en la creación y desarrollo de productos de calidad que respondan a las necesidades de los consumidores en términos de eficiencia y competitividad.
- Con la metodología planteada se analizó la perdida de luminosidad en los chips de yuca (pardeamiento enzimático o no enzimático). El desarrollo del color en materias primas comienza solamente si ha ocurrido deshidratación en el alimento, y depende del porcentaje de secado y del coeficiente de transferencia de calor durante las diferentes etapas de cocción. La potencia en el horneado de chip de yuca (mandioca) afectó significativamente los cambios de color de la rodaja. La potencia y el tiempo tuvieron un efecto significativo (nivel de significancia de 5%) sobre la textura final de la rodaja horneada.

2.8. Referencias.

- [1] A Chiralt, N Martínez, Ch González, P Talens, G Moraga. Propiedades físicas de los alimentos. Editorial: Universidad Politécnica de Valencia. 2007.
- [2] A López. Diseño y Caracterización del Hormigón Autocompactante Coloreado. Tesis doctoral. Universidad Nacional de La Plata. 2012. 189 p.
- [3] F Pedreschi, J León, P Moyano. Development of a computer vision system to measure the color of potato chips. Food Research International, 2006. vol. 39: p1092–1098.
- [4] T Brosnan, D Sun. Improving quality inspection of food products by computer vision – A review. Journal of Food Engineering, 2004. vol. 61: p3–16.
- [5] Sahin, S. y Sumnu, S. Advances in deep-fat frying of foods. Ed. CRC Press Taylor & Francis Group. 2009. New York, USA, p81-113.
- [6] Gökmen, V. y Sütgüt, I. A non-contact computer vision-based analysis of color in foods. International Journal of Food Engineering, 2007. vol. 3(5): p1-13.
- [7] K León, F Pedreschi & J León. Color measurement in $L^*a^*b^*$ units from RGB digital images. Journal Food Research International, 2006. vol. 39: p1084-1091.

- [8] A Alzate, F Vallejo, H Ceballos, J Pérez, M Fregene. Variabilidad genética de la yuca cultivada por pequeños agricultores de la región Caribe de Colombia. *Acta Agronómica*, 2010. vol. 59 (4): p385-393.
- [9] F Ortega, E Montes, O Pérez, G Vélez. Efecto de la deshidratación osmótica y la temperatura sobre el color y la fuerza máxima de fractura de rodajas de yuca en freído por inmersión. *Información Tecnológica*, 30(1), 2019, p. 311-320.
- [10] R Singh, Scientific Principles of Shelf Life Evaluation. In: Man, C.M.D. and A.A. Jones (Eds.), *Shelf Life Evaluation of Foods*. Springer, Boston, MA. 1994.