



TIES Revista de Tecnología e Innovación en Educación Superior

CLASIFICACIÓN DE POBLACIONES NATIVAS DE FRIJOL UTILIZANDO VISIÓN ARTIFICIAL

<https://doi.org/10.22201/dgtic.26832968e.2021.4.2>

José Luis Morales Reyes, Héctor Gabriel Acosta Mesa, Elia Nora Aquino Bolaños,
Socorro Herrera Meza, Nicandro Cruz Ramírez y José Luis Chávez Servia
<https://www.ties.unam.mx/>

Fecha de recepción: julio 29, 2021 • Fecha de publicación: octubre de 2021

Octubre 2021 | número de revista 4 • ISSN 2683-2968

Acervos Digitales, Dirección General de Cómputo y de Tecnologías de Información y Comunicación, UNAM

Esta obra está bajo licencia de Creative Commons
Atribución-No Comercial 4.0 Internacional (CC BY-NC 4.0)

CLASIFICACIÓN DE POBLACIONES NATIVAS DE FRIJOL UTILIZANDO VISIÓN ARTIFICIAL

Resumen

El frijol es una de las fuentes más importantes de alimentación en la población mexicana. Sus propiedades colorimétricas están directamente relacionadas con sus propiedades nutrimentales. Es por eso que resulta importante contar con métodos que permitan analizar su coloración para poder comparar las características entre poblaciones. Dos de las técnicas más utilizadas para caracterizar el color en las poblaciones de frijol, han sido la espectrofotometría y el análisis de color en imágenes digitales. En el presente trabajo se propone utilizar promedios de color en los espacios de color RGB, HSI y CIE L*a*b* para representar las propiedades colorimétricas de las poblaciones. La experimentación se llevó a cabo estudiando 54 poblaciones de frijol provenientes de distintas regiones del estado de Oaxaca, México, utilizando una clase primaria (identificador de cada población) y una súper clase (formada a partir de una paleta de color). La precisión de clasificación alcanzada, utilizando el algoritmo k-NN en la clase primaria, con las mediciones promedio del espectrofotómetro, fue de 68.24%; con RGB, 46.94%; con HSI, 50%; con CIE L*a*b*, 51.48%, y conjuntando los 9 canales de los tres espacios, fue de 54.91%. Para el caso de la súper clase, los resultados obtenidos fueron de 82.87% con las mediciones promedio del espectrofotómetro, 76.2%; con RGB, 74.91%; con HSI, 77.13%; con CIE L*a*b*, y 78.8%, con los 3 espacios de color. Los resultados sugieren que aun cuando los promedios aproximan las distribuciones reales, es necesaria una representación que capture de manera más robusta las distribuciones de color asociadas a cada población.

Palabras clave:

Poblaciones Criollas de Frijol, Visión por Computadora, Aprendizaje Automático, Clasificación, Color.

CLASSIFICATION OF BEAN LANDRACES USING COMPUTER VISIÓN

Abstract

Beans are one of the most important sources of food in the Mexican population. Its colorimetric properties are directly related to its nutritional properties. That is why it is important to have methods that allow analyzing their coloration to be able to compare the characteristics between landraces. Two of the most widely used techniques to characterize color in bean landraces have been spectrophotometry and color analysis in digital images. In the present work, it is proposed to use color averages in the RGB, HSI and CIE L * a * b * color spaces to represent the colorimetric properties of the landraces. The experimentation was carried out studying 54 bean landraces from different regions of the state of Oaxaca, Mexico, using a primary class (identifier of each landrace) and a super_class (formed from a color palette). The classification precision achieved, using the k-NN algorithm in the primary class, with the average measurements of the spectrophotometer, was 68.24%; with RGB, 46.94%; with HSI, 50%; with CIE L * a * b *, 51.48%, and combining the 9 channels of the three spaces, it was 54.91%. For the case of the super_class, the results obtained were 82.87% with the average measurements of the spectrophotometer, 76.2%; with RGB, 74.91%; with HSI, 77.13%; with CIE L * a * b *, and 78.8%, with the 3 color spaces. The results suggest that even when the averages approximate the real distributions, a representation that more robustly captures the color distributions associated with each population is necessary.

Keywords:

Bean landraces, computer vision, machine learning, classification, color.

CLASIFICACIÓN DE POBLACIONES NATIVAS DE FRIJOL UTILIZANDO VISIÓN ARTIFICIAL

Introducción

El frijol y el maíz son la base de la alimentación mexicana. Ambos representan una rica fuente de proteínas, carbohidratos, vitaminas y fibra. [1] Las variedades de frijol son cultivadas a gran escala para su comercialización bajo preferencias de consumo, tipo de semilla y color. [2] Comúnmente, cada variedad está conformada por semillas con características similares, definidas por su forma y color homogéneo. Este es el criterio que permite identificar las distintas variedades comerciales. [2-4] A diferencia de una variedad comercial de frijol, una población nativa es un tipo de variedad local criolla, que ha sido preservada a través de generaciones para el consumo particular del agricultor. Estas poblaciones son el resultado de las prácticas que los agricultores realizan, esto en la selección y la mezcla de diferentes granos que se adaptan a condiciones climáticas y de suelo diversas, con lo que se ve maximizada su probabilidad de subsistencia. [1, 5-7] Las poblaciones nativas de frijol pueden estar conformadas por semillas de color homogéneo, semillas de color variegado y una mezcla de semillas de distintos patrones colorimétricos.

Las propiedades colorimétricas de una población de frijol, están directamente relacionadas con su composición química y, por ende, con sus propiedades nutrimentales. Por ello resulta importante contar con métodos, que permitan analizar su color para el estudio de las re-

laciones que existen entre las propiedades colorimétricas y las químicas, además de comparar las similitudes y las diferencias entre las poblaciones.

Una de las técnicas más utilizadas para caracterizar el color en las poblaciones de frijol, es la espectrofotometría. [8, 9] Esto se lleva a cabo con un equipo de análisis de color de alta precisión, llamado espectrofotómetro. [10, 11] Éste cuenta con una abertura de 8 mm, donde es colocado el objeto a medir. Dado que las mediciones con un espectrofotómetro son puntuales, medir la totalidad de color de un grano no es práctico, por lo que varias mediciones de color son realizadas sobre la semilla. [8, 12] La dificultad para representar el color de un grano aumenta cuando está conformado por diferentes tonalidades (variegados). Una alternativa de caracterización del color es la que se hace mediante un sistema de visión artificial, a través del cual es posible capturar el color de una imagen adquirida por medio de una cámara digital. [13]

A continuación se reportan los trabajos que hacen uso de las propiedades colorimétricas de los granos. En *Digital camera images processing of hard-to-cook beans*, [14] se representa el color de los granos mediante 4 valores obtenidos de los histogramas: el valor del nivel mínimo y máximo del rango dinámico, el valor del nivel con mayor frecuencia y el valor de la frecuencia. En el estudio *Identification of bean varieties according to color features using artificial neural network*, [15] las caracterís-

ticas colorimétricas son representadas por el promedio del color principal y el promedio de las manchas de la semilla, en caso de contenerlas.

En el trabajo *Beans quality inspection using correlation-based granulometry*, [16] se considera como característica el color dominante que presenta una semilla, el cual comprende el 70% de los píxeles. Algunos trabajos no se limitan a trabajar únicamente con color. Se emplean descriptores de textura y forma, considerados para la clasificación; [17, 18] sin embargo, debido a que nuestro interés es estudiar la relación entre las propiedades colorimétricas y las nutrimentales, nuestro análisis se focaliza solamente en el color.

En la literatura existen diversos trabajos de clasificación de semillas. En muchos de ellos se reporta la clasificación individual de éstas, mientras que en el presente trabajo, la población de frijol se analiza como un conjunto de semillas que conforma la población. Se propone la utilización de un sistema de visión artificial, cuya viabilidad se evalúa mediante el cálculo del índice de precisión al clasificar las poblaciones. Como parte de la validación del método, se comparan los resultados de la precisión de clasificación de nuestra propuesta, contra las obtenidas mediante mediciones puntuales aleatorias, adquiridas con el espectrofotómetro.

El artículo está dividido en cuatro secciones: en la primera se exponen los materiales y los métodos utilizados en el proyecto. La segunda muestra los resultados obtenidos con nuestra propuesta de representación. En la tercera sección se discuten los resultados, para, finalmente, en la cuarta dar las conclusiones y exponer el trabajo futuro.

Materiales y métodos

Las poblaciones nativas de frijol, utilizadas en el presente proyecto, proceden de distintas regiones del estado de Oaxaca. Todas ellas pertenecen a variedades locales criollas, donde el cultivo es la fuente principal de alimento. En este trabajo se consideran 54 poblaciones de frijol. Cada una es representada con una muestra de 20 granos. En la figura 1 se muestran algunos ejemplos de poblaciones incluidas en este trabajo.

Entorno de iluminación

El prototipo utilizado en este trabajo, tiene la finalidad de ofrecer un entorno de iluminación controlada y de intensidad uniforme. Fue fabricado a base de

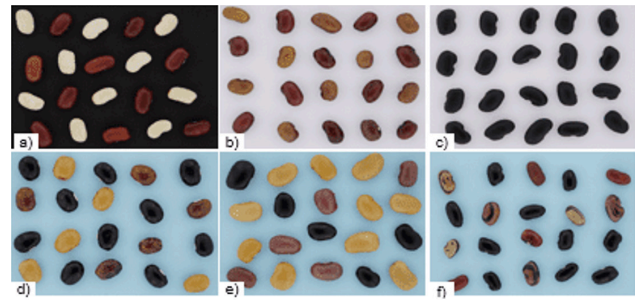


Figura 1. Ejemplos de poblaciones de frijol. De izquierda a derecha: a) Mezcla negro y rojo, b) Mezcla café y rojo, c) Negro, d) Mezcla amarillo, amarillo con café y negro, e) Mezcla amarillo, negro y rosa, f) Mezcla amarillo con negro, café, negro, rojo y rosa con negro

triplay, con medidas de 30x30x45 cm de largo, ancho y alto, respectivamente. La conexión eléctrica utilizada en el interior, fue en paralelo. Se utilizaron cuatro fuentes luminosas de 40 watts de luz cálida, que fueron colocadas en cada una de las esquinas, para proporcionar intensidad y dispersión de luz uniforme (figura 2a).

Caja de difuminación

En este trabajo se empleó una caja de difuminación como complemento del entorno de iluminación, con la finalidad de reducir reflejos especulares y evitar sombras entre granos. La caja de luz es un cubo con dimensiones 19.5x19.5x19.5 cm de largo, ancho y alto, respectivamente. Fue forrado con tela translúcida en cuatro laterales, dejando libre la parte superior para la visibilidad y la adquisición de imagen. La figura 2b muestra la caja de luz empleada en este trabajo.

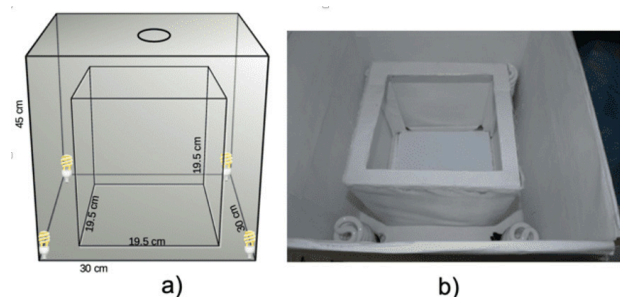


Figura 2. a) Entorno de iluminación, b) Caja de difuminación en el interior del prototipo de iluminación.

Utilizando este dispositivo, la difuminación de luz prácticamente eliminó los reflejos y las sombras. La intensidad luminosa en el interior del prototipo de iluminación fue de 3600 Lx. Fue medida con un fotómetro sekonic multimeter l-408.

Cámara fotográfica digital

En este trabajo se utilizó una cámara fotográfica digital SONY, modelo ILCE 3500 de 20 MP, con configuración de disparo mostrada en la tabla 1. La configuración sirvió para estandarizar la adquisición de imágenes. Adicionalmente, la corrección automática de brillo y contraste fue deshabilitada. El balance de blancos se indicó incandescente, como especificación al tipo de fuente luminosa. Se utilizó un zoom óptico de 50 mm para la adquisición de imagen a una distancia de 45 cm del objetivo.

El proceso de adquisición de las imágenes consistió en colocar dentro de la caja de difuminación una muestra de 20 granos, separados entre sí, para evitar oclusiones y/o sombras entre granos. El fondo de color negro se utilizó para contrastar las poblaciones con granos de color blanco. El fondo blanco se usó para contrastar poblaciones de color negro y rojo, así como combinar ambas. Por último, el fondo de color azul se utilizó para contrastar las poblaciones con granos de distintos colores.

Opción de configuración		Opción de configuración	
Modo	Manual	Exposición	1/50
Apertura	5.6	Zoom óptico	50 mm
Enfoque	Manual	ISO	100
Balance blanco	Incandescente	Área de enfoque	Múltiple

Tabla 1. Configuración de disparo de la cámara fotográfica

Segmentación de imágenes

Como primer paso, fue necesario identificar en cada imagen la superficie correspondiente a las semillas. Para esto se utilizó el algoritmo de segmentación por crecimiento de regiones. Este algoritmo busca agrupar píxeles, con base en un criterio de similitud predefinido. [19, 20]

Para el presente trabajo, el criterio de similitud fue definido por el atributo de color. Los tres colores utilizados como fondos de contraste, se usaron como atributo predefinido para la segmentación. Como métrica de similitud entre píxeles, se utilizó la distancia euclidiana ponderada en el espacio de color CIE L*a*b*, por ser el que mejores resultados arrojó.

$$D_{lab} = \sqrt{(w1 * l)^2 + (w2 * a)^2 + (w3 * b)^2} \quad (1)$$

Para la obtención del valor de los pesos w_i de cada componente de color, se aplicó la fórmula:

$$w_i = 1/\sigma_i \quad (2)$$

Donde:

w_i : es el resultado de la normalización de cada componente de color

σ_i : es la desviación estándar del componente de color

Caracterización del color

Una imagen digital puede ser representada por una función de dos dimensiones, cuyas coordenadas y valores de amplitud son enteros. El número de niveles de gris (k), comúnmente está expresado como una potencia de 2n. [19] Un espacio de color está conformado por tres canales. Por lo tanto, es posible obtener el promedio de los valores de cada canal y conformar el vector de tres valores. Los espacios de color considerados, fueron RGB (Rojo, Verde, Azul), HSI (Matiz, Saturación, Intensidad) y CIE L*a*b*, por ser los más comúnmente utilizados en trabajos relacionados. [14-18]

Paleta de colores

El objetivo principal del presente trabajo es la clasificación de las poblaciones de frijol, con respecto a su color. La clase principal está definida por la etiqueta que identifica a cada población (clase primaria); sin embargo, con la finalidad de estudiar cómo se agrupan estas poblaciones, de acuerdo a sus similitudes colorimétricas, fue creada una paleta de colores (súper clase), que agrupa las semillas de acuerdo a la coloración del grano. Esta paleta de colores contiene doce categorías (figura 3). La relación entre las clases primarias y la súper clase, se detalla en la tabla 2.

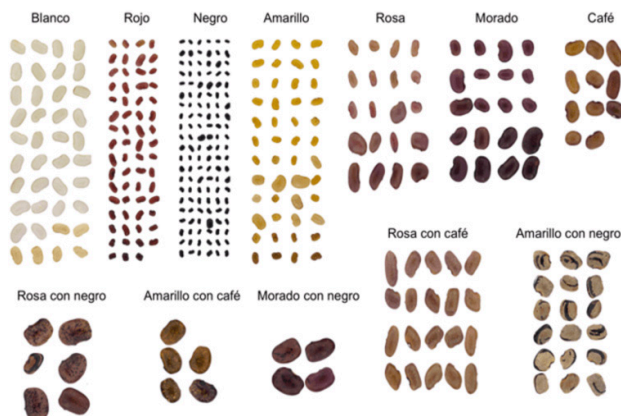


Figura 3. Paleta de color creada con los granos de las poblaciones de frijol. Fue utilizada como referencia para generar una súper clase por población de frijol.

Aprendizaje automático

Aun cuando se experimentó con diferentes algoritmos de clasificación, como máquinas de soporte vectorial y árboles de decisión, la clasificación de las poblaciones de frijol se realizó con el algoritmo de aprendizaje supervisado k vecinos más cercanos o k -NN (k -Nearest Neighbor), por haber obtenido mejores resultados. Para la clasificación, se utilizaron diferentes métricas de similitud, encontrándose los mejores resultados con la métrica Cityblock. Se utilizó la distancia cuadrada inversa, para ponderar el peso de cada uno de los k vecinos, de acuerdo a su proximidad a la instancia a clasificar. [21]

Los resultados de clasificación fueron medidos en términos de precisión, que se calculó a partir del promedio de las instancias correctamente clasificadas. Como método de evaluación, se utilizó la validación cruzada, particularmente la técnica de holdout, considerándose 50% de los datos para entrenamiento y el restante 50%, para validación. Se ejecutaron 20 corridas. Los algoritmos de procesamiento digital de imagen y aprendizaje automático, se implementaron en Matlab 2019b, y fueron ejecutados en una estación de trabajo Dell Precision T3610.

Metodología

La metodología propuesta para el análisis de clasificación, se muestra en la figura 4. En primer término, se utilizan las imágenes de cada población para realizar la separación

No.	Clase primaria	Súper Clase	No.	Clase primaria	Súper Clase
1	Pob-02	Blanco	28	Pob-43	Mezcla amarillo y rojo
2	Pob-03	Mezcla negro y rojo	29	Pob-44	Negro
3	Pob-04	Negro	30	Pob-46	Negro
4	Pob-05	Blanco	31	Pob-48	Negro
5	Pob-06	Negro	32	Pob-49	Negro
6	Pob-08	Negro	33	Pob-50	Blanco
7	Pob-09	Rojo	34	Pob-51	Mezcla amarillo, negro y rojo
8	Pob-11	Amarillo	35	Pob-52	Negro
9	Pob-13	Negro	36	Pob-54	Mezcla negro, rojo y rosa
10	Pob-17	Mezcla blanco y rojo	37	Pob-55	Negro
11	Pob-18	Negro	38	Pob-56	Mezcla blanco y negro
12	Pob-19	Rojo	39	Pob-57	Amarillo
13	Pob-20	Mezcla amarillo, morado, morado con negro, negro y rosa	40	Pob-58	Rojo
14	Pob-22	Mezcla morado, morado con negro, rosa y rosa con negro	41	Pob-59	Amarillo
15	Pob-23	Mezcla amarillo con negro, café, negro, rojo y rosa con negro	42	Pob-61	Negro
16	Pob-26	Mezcla amarillo, negro y rosa	43	Pob-62	Rojo
17	Pob-28	Mezcla negro y rojo	44	Pob-63	Rojo
18	Pob-29	Negro	45	Pob-64	Rojo
19	Pob-30	Negro	46	Pob-65	Amarillo
20	Pob-31	Mezcla morado y negro	47	Pob-66	Mezcla negro y rojo
21	Pob-32	Mezcla amarillo, amarillo con café y negro	48	Pob-67	Blanco
22	Pob-33	Mezcla amarillo, negro y rosa	49	Pob-68	Amarillo con negro
23	Pob-34	Mezcla amarillo y amarillo con negro	50	Pob-69	Mezcla morado y negro
24	Pob-35	Mezcla morado y negro	51	Pob-71	Rosa con café
25	Pob-39	Mezcla café y rojo	52	Pob-72	Mezcla amarillo, negro y rojo
26	Pob-40	Rojo	53	Pob-74	Mezcla blanco, negro y rojo
27	Pob-41	Negro	54	Pob-76	Rojo

Tabla 2. Lista de etiquetas de clase, utilizadas para la clasificación de poblaciones nativas de frijol. La clase fue utilizada para clasificar poblaciones por variedad local y la súper clase fue utilizada para clasificar por coloración las semillas

aleatoria de las semillas, con la finalidad de formar conjuntos de entrenamiento y prueba de cada población de frijol. El siguiente paso consistió en la conversión del espacio de color RGB a HSI y CIE L*a*b*, para posteriormente extraer las características colorimétricas de las semillas representadas como promedios. Estos promedios fueron calculados por cada canal, de cada uno de los 3 espacios de color, obteniéndose un vector de 3 características para cada uno de ellos. Finalmente, se aplicó el algoritmo de aprendizaje supervisado k -NN. Los resultados de las precisiones reportadas, se calcularon como los promedios de realizar 20 corridas de este proceso.

Resultados

Con la finalidad de comparar los resultados de clasificación obtenidos con nuestra propuesta, contra los obtenidos por un método tradicional, como la adquisición colorimétrica puntual, adquirida con un espectrofotómetro, se procedió a realizar la medición de color con un espectrofotómetro en cada una de las poblaciones utilizadas en este trabajo. [22] Por otra parte, fue calculado el vector de promedios de cada canal de los espacios de color RGB; HSI y CIE L*a*b*, obtenidos de las regiones de interés. Cabe aclarar que aun cuando se realizaron pruebas con distintos valores de k en el algoritmo k -vecinos cercanos, por cuestiones de espacio solo se presentan los casos donde se obtuvieron los mejores resultados. En la tabla 3 se muestran los resultados de precisión de clasificación, para la clase primaria (población).

En la tabla 4 se muestran los resultados en precisión de clasificación para la súper clase (paleta de color).

En la figura 5 se muestran las matrices de confusión, pertenecientes a los resultados obtenidos con el vector compuesto por los 9 valores, correspondientes a los 3 espacios de color, el mismo con que se obtuvo el mejor resultado en el análisis de imagen.

Método	Media y desviación estándar
Espectrofotómetro (k=1)	68.24±4.59
HSI (k=1)	50.00±5.70
CIE L*a*b* (k=1)	51.48±6.43
RGB (k=1)	46.94±6.78
HSI + CIE L*a*b* + RGB (k=1)	54.91±6.28

Tabla 3. Lista de etiquetas de clase utilizadas para la clasificación de poblaciones nativas de frijol. La clase fue utilizada para clasificar poblaciones por variedad local y la súper clase fue utilizada para clasificar por coloración de las semillas.

Método	Media y desviación estándar
Espectrofotómetro (k=5)	82.87±3.98
HSI (k=3)	74.91±3.03
CIE L*a*b* (k=1)	77.13±4.78
RGB (k=1)	76.20±5.42
HSI + CIE L*a*b* + RGB (k=3)	78.80±4.52

Tabla 4. Resultados en precisión de clasificación. Valores reportados como media ± desviación estándar de 20 corridas. Se especifica el valor k , con el que se obtuvieron las precisiones más altas.

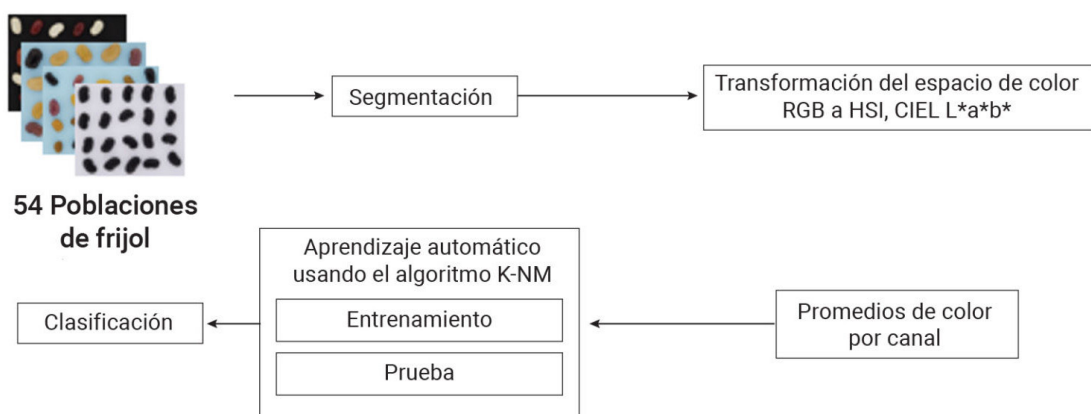


Figura 4. Procedimiento para la generación de resultados de clasificación de poblaciones nativas de frijol

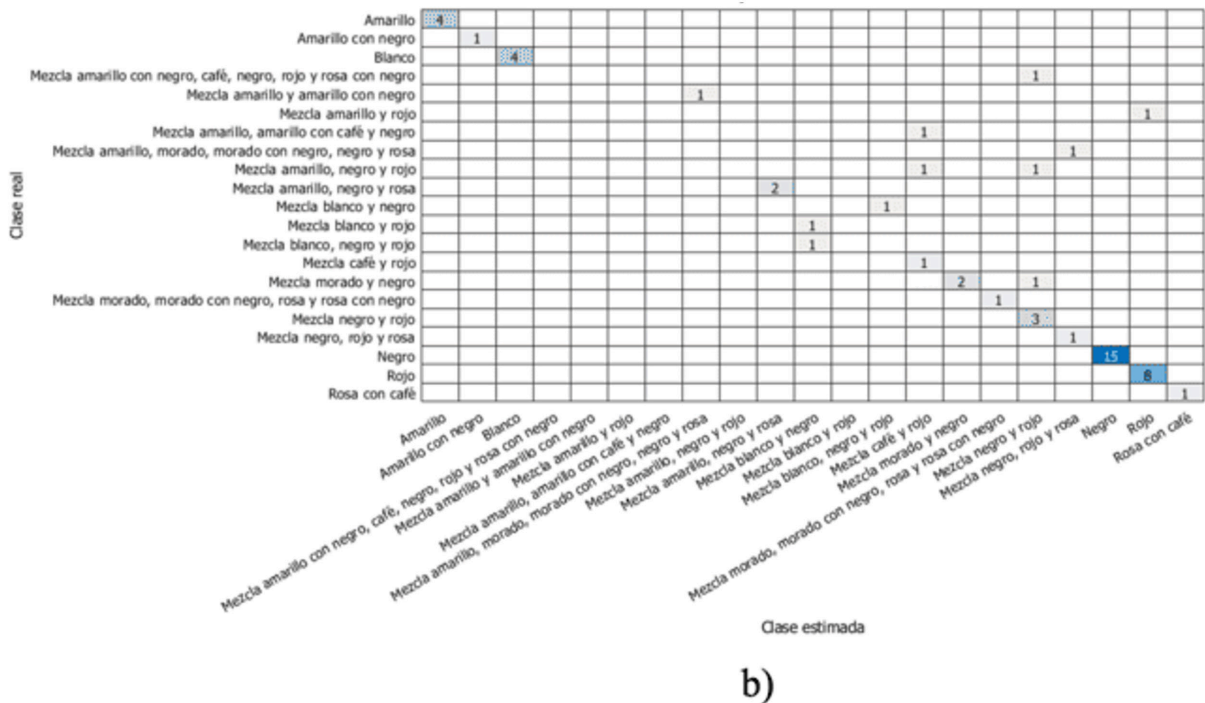
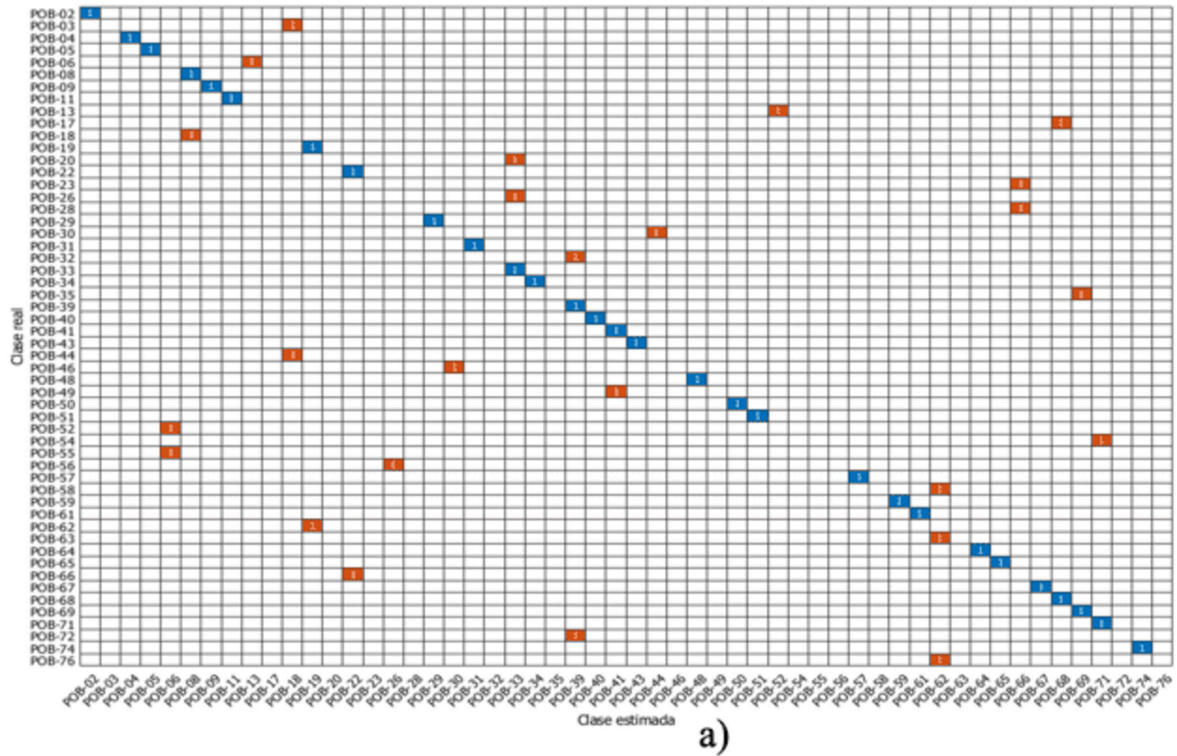


Figura 5. Matrices de confusión. a) Clase. Las letras entre paréntesis hacen referencia al color predominante en la población: (A) Amarillo, (B) Blanco, (M) Mezcla de granos de diferente color, (N) Negro, (R) Rojo
b) Súper clase

Discusión

La precisión de clasificación alcanzada con las mediciones promedio del espectrofotómetro, HSI, CIE L*a*b*, RGB y conjunto de HSI+CIELab+RGB, fueron 68.24 %, 50.0% , 51.48%, 46.94% y 54.91%, respectivamente. Lo que se muestra es que aun cuando el método propuesto alcanza un nivel de precisión cercano al del espectrofotómetro, no lo logra superar. Esto sugiere que los nueve promedios no son suficientes para capturar las diferencias entre las poblaciones. Un comportamiento similar se observó en los resultados de clasificación obtenidos, usando la etiqueta súper clase. Las matrices de confusión muestran que los errores de clasificación para el caso Clase, se deben a que existen diferentes poblaciones con colores similares, cuyos valores no pueden ser discriminados a partir de los promedios. Tal es el caso de la POB-58 roja, que fue clasificada como POB-62 roja (ver figura 5a). De manera similar, para el caso de las poblaciones heterogéneas o mezcla de granos de varios colores, presentan una problemática similar al clasificar erróneamente poblaciones que comparten algunos de los colores (ver figura 5b).

Conclusiones

Las condiciones de iluminación controladas y la configuración de la cámara, fueron determinantes para estandarizar la adquisición fotográfica, permitiendo la reproducibilidad del método. Trabajos relacionados utilizan promedios de color de granos. Además, muchos de ellos se enfocan en la clasificación individual de granos y no en su población en conjunto. En este trabajo se mostró que el uso de los promedios de color fue suficiente para alcanzar niveles de precisión, similares a los obtenidos con un espectrofotómetro. Debido a que las poblaciones de frijol son variedades que pueden estar conformadas por semillas similares o por una combinación de semillas de distintos colores, como trabajo futuro, se propone utilizar una forma de representación de color que considere el uso de la tonalidad total de una semilla, por ejemplo, histogramas de cromaticidad que capturen toda la distribución de probabilidad de los colores y no solo sus medias. Esto podría mejorar considerablemente los niveles de precisión de nuestro método.

Reconocimientos

El primer autor de este artículo agradece al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT), la beca (712056) concedida para la realización de estudios doctorales.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] S. H. Guzman-Maldonado and O. Paredes-López, "Pérdidas irreversibles de un rico legado de la naturaleza para la humanidad. El caso del frijol común en México," *Ciencia*, vol. 49, no. 4, pp. 5-13, 1998.
- [2] P. Graham and P. Ranalli, "Common bean (*Phaseolus vulgaris* L.)," *Field Crops Research*, vol. 53, no. 1-3, pp. 131-146, 1997.
- [3] D. L. Luthria and M. A. Pastor-Corrales, "Phenolic acids content of fifteen dry edible bean (*Phaseolus vulgaris* L.) varieties," *Journal of Food Composition and Analysis*, vol. 19, no. 2, pp. 205-211, 2006/03/01/ 2006, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jfca.2005.09.003>.
- [4] C. W. a. H. Beninger, L. George, "Antioxidant Activity of Extracts, Condensed Tannin Fractions, and Pure Flavonoids from *Phaseolus vulgaris* L. Seed Coat Color Genotypes," *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, vol. 51, pp. 7879--7883, 2003/12/01 2003, doi: 10.1021/jf0304324.
- [5] J. L. Chávez-Servia, *et al.*, "Diversity of common bean (*Phaseolus vulgaris* L.) landraces and the nutritional value of their grains," in *Grain Legumes: InTech*, 2016.
- [6] Y. D. García-Díaz, E. N. Aquino-Bolaños, J. L. Chávez-Servia, *et al.*, "Bioactive compounds and antioxidant activity in the common bean are influenced by cropping season and genotype," *Chilean journal of agricultural research*, vol. 78, no. 2, pp. 255-265, 2018.
- [7] A. Capistrán-Carabarin, E. N. Aquino-Bolaños, Y. D. García-Díaz, *et al.*, "Complementarity in Phenolic Compounds and the Antioxidant Activities of *Phaseolus coccineus* L. and *P. vulgaris* L. Landraces," *Foods*, vol. 8, no. 8, p. 295, 2019.
- [8] E. N. Aquino-Bolaños, Y. D. García-Díaz, J. L. Chavez-Servia, *et al.*, "Anthocyanins, polyphenols, flavonoids and antioxidant activity in common bean (*Phaseolus vulgaris* L.) landraces," *Emirates Journal of Food and Agriculture*, pp. 581-588, 2016.
- [9] C. Montalvo-Paquini, R. Avila-Sosa, A. López-Malo, *et al.*, "Preparation and Characterization of Proteinaceous Films from Seven Mexican Common Beans (*Phaseolus vulgaris* L.)," *Journal of Food Quality*, vol. 2018, p. 9782591, 2018/01/03 2018, doi: 10.1155/2018/9782591.
- [10] A. H. Beckett and J. B. Stenlake, "Practical Pharmaceutical Chemistry: Part II Fourth Edition," *Bloomsbury Academic*, Practical Pharmaceutical Chemistry, pp. 255-272, 1988. [Online]. Available: <https://books.google.com.mx/books?id=Up3L2dAI7k8C>. [Accessed february 14, 2019]

- [11] R. D. Simoni, R. L. Hill, M. Vaughan, *et al.*, "A classic instrument: The Beckman DU spectrophotometer and its inventor, Arnold O. Beckman," *Journal of Biological Chemistry*, vol. 278, pp. 79–81, 2003, doi: doi:10.1016/s0021-9258(20)75750-9.
- [12] L. G. Espinosa-Alonso, A. Lygin, J. M. Widholm, *et al.*, "Polyphenols in wild and weedy Mexican common beans (*Phaseolus vulgaris* L.)," *Journal of agricultural and food chemistry*, vol. 54, no. 12, pp. 4436-4444, 2006, doi: 10.1021/jf060185e.
- [13] J. C. del Valle, A. Gallardo-López, M. L. Buide, *et al.*, "Digital photography provides a fast, reliable, and noninvasive method to estimate anthocyanin pigment concentration in reproductive and vegetative plant tissues," vol. 8, no. 6, pp. 3064-3076, 2018, doi: doi:10.1002/ece3.3804.
- [14] B. Laurent, B. Ousman, T. Dzudie, *et al.*, "Digital camera images processing of hard-to-cook beans," *Journal of Engineering and Technology Research*, vol. 2, no. 9, pp. 177-188, 2010.
- [15] A. Nasirahmadi and N. Behroozi-Khazaei, "Identification of bean varieties according to color features using artificial neural network," *Spanish Journal of Agricultural Research*, vol. 11, no. 3, pp. 670-677, 2013.
- [16] S. A. De Araújo, J. H. Pessota, and H. Y. Kim, "Beans quality inspection using correlation-based granulometry," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 40, pp. 84-94, 2015.
- [17] M. L. Bianco, O. Grillo, R. Cremonini, *et al.*, "Characterisation of Italian bean landraces ('*Phaseolus vulgaris*' L.) using seed image analysis and texture descriptors," *Australian Journal of Crop Science*, vol. 9, no. 11, p. 1022, 2015.
- [18] G. Venora, O. Grillo, C. Ravalli, *et al.*, "Identification of Italian landraces of bean (*Phaseolus vulgaris* L.) using an image analysis system," *Scientia Horticulturae*, vol. 121, no. 4, pp. 410-418, 2009.
- [19] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, "Digital image processing," 2002.
- [20] T. Jun, "A color image segmentation algorithm based on region growing," in *2010 2nd International Conference on Computer Engineering and Technology*, 16-18 April 2010 2010, vol. 6, pp. V6-634-V6-637, doi: 10.1109/ICCET.2010.5486012.
- [21] G. Batista and D. F. Silva, "How k-nearest neighbor parameters affect its performance," in *Argentine symposium on artificial intelligence*, 2009: sn, pp. 1-12.
- [22] R. G. McGuire, "Reporting of objective color measurements," *HortScience*, vol. 27, no. 12, pp. 1254-1255, 1992.

Cómo se cita:

J. L. Morales, H. G. Acosta, E. N. Aquino, *et al.*, "Clasificación de poblaciones nativas de frijol utilizando visión artificial," *TIES, Revista de Tecnología e Innovación en Educación Superior*, no. 4, octubre, 2021. [En línea]. Disponible en: <https://www.ties.unam.mx/> [Consultado en mes día, año].

Fecha de recepción: julio 29, 2021

Fecha de publicación: octubre de 2021