

EVALUACIÓN DE LA CALIDAD SENSORIAL DEL CAFÉ ORGÁNICO BAJO SOMBRA EN CHIAPAS. MÉXICO

EVALUATION OF THE SENSORY QUALITY OF ORGANIC COFFEE UNDER SHADE IN CHIAPAS. MÉXICO



Fernando Paz¹, Luis Alberto Palacios², Esteban Escamilla³ y A.S. Velázquez⁴

¹Programa Mexicano del Carbono y Colegio de Postgraduados, Estado de México, México

Autor para correspondencia: ferpazpel@gmail.com

²Consultor en Recursos Hidráulicos, Hermosillo, Sonora

³Universidad Autónoma de Chapingo, Chapingo, Estado de México,

⁴Facultad de Ciencias, Universidad Autónoma del Estado de México, Campus El Cerrillo, Toluca, Estado de México.

RESUMEN

La caficultura en el sureste de México es una actividad importante, con alto impacto en la economía y servicios ecosistémicos de la región. Los mercados de especialidad del café requieren de la evaluación y control de los atributos de calidad del café para su comercialización. Para evaluar la calidad del café se han usado atributos sensoriales y físicos evaluados a través de variables físicas y químicas del suelo. A través de una red neuronal de aprendizaje profundo se analiza su implementación con fines predictivos y después de la consideración de un número limitado de datos de entrada que puede provocar un sobreajuste. Los resultados obtenidos en el ajuste de la red neuronal son satisfactorios y pueden usarse en forma confiable.

Palabras clave: *café orgánico bajo sombra, micro y macronutrientes suelo, calidad organoléptica del café, red neuronal de aprendizaje profundo, datos limitados*

ABSTRACT

Coffee growing in southeastern Mexico is an important activity, with a high impact on the economy and ecosystem services of the region. The specialty markets of coffee require the evaluation and control of the attributes of quality of coffee for market introduction. To evaluate the quality of the coffee, sensory and physical attributes have been used through soil chemical variables. With the use of a deep learning neural network, its implementation is analyzed for predictive purposes and after consideration of a limited number of data that can cause overfitting. The results obtained in the adjustment of the neural network are satisfactory and can be used reliably.

Key Words: *organic coffee under shade, soil micro and macronutrients, coffee sensory quality, deep learning neural network, limited data*

INTRODUCCIÓN

La caficultura es una actividad muy importante en el sureste de México, donde Chiapas y Veracruz representan alrededor de dos tercios del volumen de producción nacional de café (CEDRSSA, 2019). Con relación a cafés diferenciados y de especialidad (Escamilla y Landeros, 2016), el café orgánico (Escamilla *et al.*, 2005) es un producto que ha alcanzado amplia aceptación en el mercado internacional (Sosa *et al.*, 2004), por lo que es importante su caracterización. El café orgánico generalmente está asociado a plantaciones de café bajo sombra arbóreo (Escamilla *et al.*, 2005 y 2012; Rosas *et al.*, 2008; López-García *et al.*, 2016 y 2021), por lo que generan importantes servicios ambientales (Libert *et al.*, 2020) que tienen alto impacto en las reservas de carbono y el cambio climático (Libert-Amico y Paz-Pellat, 2018). La crisis de la enfermedad de la roya (*Hemileia vastratix*) ha tenido un alto impacto en los cafetales de sureste de México (Libert-Amico *et al.*, 2016), que junto con la caída de los precios del café (Libert-Amico *et al.*, 2020; Rosario *et al.*, 2020) han incidido fuertemente en la deforestación y degradación de los cafetales,

Los cafés de especialidad son caracterizados por su alta calidad y constancia de ésta en el tiempo (Sosa *et al.*, 2004), por lo cual han sido propuestos como estrategia de sustentabilidad para los sistemas socioecológicos de café bajo sombra (Morales y Bolaños, 2022). Los factores que determinan la calidad del café son los ambientales y agronómicos (Santoyo *et al.*, 1996; Wintgens, 2004), los cuales se reflejan en una mejor nutrición y disponibilidad de agua. Los ambientales se refieren a la altitud, humedad disponible y tipo de suelo (textura, profundidad, pH, materia orgánica y fertilidad) y los agronómicos a los genotipos o variedades, prácticas culturales (nutrición y control de plagas y enfermedades), edad de las plantas, poda de los cafetos, regulación de la sombra, control de herbáceas y sistema de producción. La nutrición define el tamaño y cantidad de los granos de café. Una deficiencia o desbalance nutrimental ocasiona una menor calidad del café (Santoyo *et al.*, 1996). De acuerdo a Pérez *et al.* (2003 y 2005), una falta de

fertilización se ve reflejada en el perfil del suelo, incidiendo en la calidad del café. La calidad del café se caracteriza por los atributos físicos y sensoriales (Pérez *et al.*, 2005) de los granos de café.

Los factores genéticos y ambientales se reflejan en el tamaño y forma de los granos de café y propiedades organolépticas (Santoyo *et al.*, 1996; Cheng *et al.*, 2016). Los mercados internacionales definen factores ambientales para un café de calidad, donde sobresale la altitud (Bertrand *et al.*, 2006) y la sombra de los cafetos (DaMatta, 2007). La variedad de café tiene un papel importante en la calidad y cantidad de frutos en la cosecha (Hein y Gatzweiler, 2005; Kathurima *et al.*, 2009).

La calidad sensorial del café está caracterizada por atributos como: aroma, sabor, sabor residual, acidez, cuerpo, balance, dulzor, apreciación, defectos, taza limpia, principalmente, la cual es evaluada por catadores entrenados. La calidad física del café es evaluada de la forma y tamaño de los granos y sus características.

La incorporación de los atributos del suelo y características productivas en la evaluación de la calidad del café es reciente en México (Pérez *et al.*, 2005; Pérez-Portilla *et al.*, 2011). El análisis de las variedades de café en la calidad de éste ha sido considerado en varios estudios (Escamilla *et al.*, 2015; López-García *et al.*, 2016 y 2021), sobresaliendo en el proceso de estimación de los impactos en la calidad del café. La consideración de variables químicas ha sido orientada al estudio de macronutrientes (C, H, N, P, K, Ca, Mg y S) y micronutrientes (Fe, Zn, Mn, B, Cu, Mo) (Rosas, 2006; Escamilla, 2012).

De acuerdo a Rosas *et al.* (2008) el Zn contribuye a la calidad física y sensorial, el Mn a la forma del grano, el Ca, Mg y Fe a la fragancia, el P al aroma, la M.O. (materia orgánica) y el N a la nariz y el Cu a la intensidad de la acidez, principalmente.

La evaluación de la calidad del café ha estado orientada al análisis de las variables químicas estudiadas, las cuales son algunas veces agrupadas en forma jerárquica por el análisis estadístico multivariado (Rodríguez-Garay *et al.*, 2016; Silva-Parra *et al.*, 2017), para caracterizar conjuntos de variables y su asociación con el manejo de los cafetales. El uso de razones entre variables ha sido propuesto (Yadessa *et al.*, 2019; Prout *et al.*, 2020) para una mejor caracterización de la química y física del suelo. Yadessa *et al.* (2019) mencionan que las razones Mg:Ca, Mg:K, N:P, P:C, P:Zn son importantes en la calidad del café. Las razones Ca:Mg, P:N, Mg:K no son importantes en la calidad sensorial, pero si en el tamaño de los granos de café. Clemente *et al.* (2018) analizan el impacto de los micronutrientes (B, Cu, Zn) en la calidad del café y muestran que la aplicación foliar de estos elementos tiene influencia en la calidad. Morales-Ramos *et al.* (2020) han analizado la composición de los granos de café y han señalado que ésta tiene poco que ver con la del suelo, con excepción del K, P, Ca y Cu. La calidad del café esta caracterizada por la composición de los granos y el suelo.

Este trabajo tiene como objetivo el desarrollo de un sistema de caracterización y pronóstico de la calidad sensorial del café a través del uso de una base de datos de propiedades del suelo y del café (UACH-INCAFECH-CONACYT, 2018) en función de la química de los suelos y forma parte del proyecto “Resiliencia y estabilidad socioecológica de la cafecultura mexicana bajo sombra: hacia nuevos paradigmas” (Bolaños-González *et al.*, 2021), financiado por el CONACYT.

MATERIALES Y MÉTODOS

La base de datos analizada corresponde a UACH-INCAFECH-CONACYT (2018) y no ha sido estudiada previamente.

La Figura 1 muestra la distribución de los sitios de muestreo de cafetales orgánicos bajo sombra en las 13 regiones de Chiapas, México.

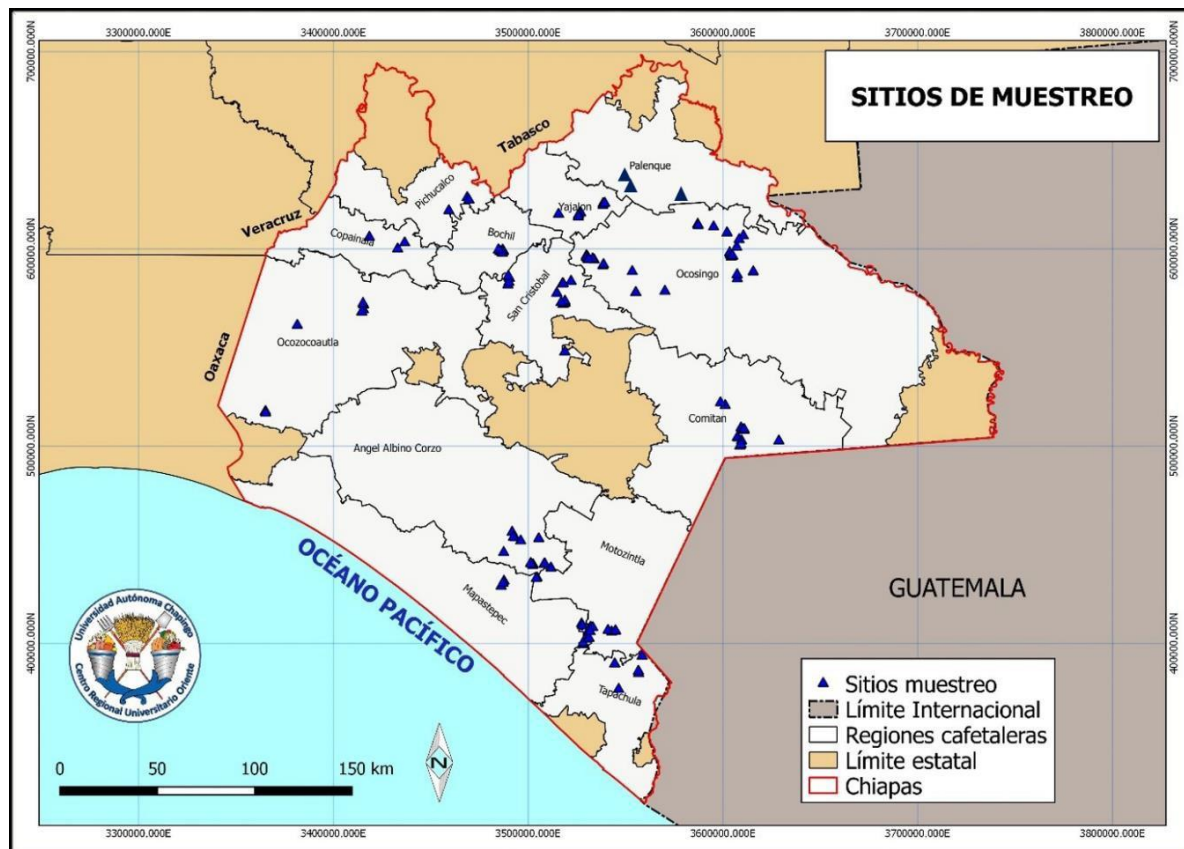


Figura 1. Distribución geográfica de los sitios de muestreo en Chiapas

Recolección de muestras

Para el muestreo de los suelos de los cafetales, se utilizaron parcelas de muestreo de 25 m x 25 m, donde alrededor de cada vértice del cuadrado se colectaron muestras con una pala recta a una profundidad de muestreo de 30 cm. Adicional a las cuatro muestras de los vértices se tomó una muestra en el centro de la parcela. Las 5 muestras fueron utilizadas para obtener una muestra compuesta al homogeneizarlas usando “cuarteos diagonales” hasta obtener una muestra de 1.0 kg. La muestra se colocó en una bolsa de polietileno, se etiquetó y se trasladó a las instalaciones de la

UACH (CRUO/CENACAFE) en Huatusco, Veracruz en donde se procedió a su secado en temperatura ambiente y bajo sombra. Secada la muestra se dividió en dos partes de medio kg, almacenándose para su análisis físico y químico. El numero de muestras fue de 141 para las determinaciones en laboratorio.

Para las muestras de café, se procedió la cosecha en el periodo de diciembre a febrero del ciclo cafetalero 2016-2017. Considerando que la época de maduración de los frutos del café se prolonga por varios meses y la cosecha se realiza en varios cortes, todas las muestras de café cereza se hicieron durante el corte principal (el de mayor volumen), requiriéndose alrededor de 300 g de café molido para la evaluación sensorial. En cada parcela se cosecharon alrededor de 12 kg de fruto en estado optimo de maduración, de la variedad predominante en los sitios seleccionados en los cafetales de los productores. La cosecha se realizo en forma manual, con especial atención de que las cerezas estuvieran en un grado optimo de maduración y se evitara cosechar granos verdes, inmaduros o “pintones”, secos o agrios.

Del total de café cosechado se pesaron 10 kg de frutos maduros, después de un proceso de selección en el que se eliminaron los frutos que no tuvieron maduración uniforme y algunas impurezas (hojas, pedúnculos, etc.) y se procedió a homogeneizar la muestra.

Las muestras de café se sometieron al procedimiento de los cafés lavados o suaves (vía húmeda), que incluye las fases de despulpado, fermentado natural, lavado y secado al sol. Para esto se utilizaron despulpadoras de cilindro o de tambor y de disco. La muestra de café despulpado se colocó en recipientes de plástico para su fermentación y se revisó continuamente la remoción total del mucilago y cuando termino la fermentación se procedió a lavar la muestra.

El café lavado se colocó en costalillas de plástico para su secado al sol. Este proceso requirió de 3 a 10 días en función de las condiciones ambientales prevalecientes, hasta obtener un café pergamino seco con 12.5 % de humedad. El café pergamino se traslado y almaceno en las instalaciones de la UACH, en Huatusco, Veracruz. Las muestras se empacaron en bolsas plásticas y se almacenaron a temperatura ambiente hasta su catación. En el almacenamiento de las muestras de café se les asignó una numeración en función del periodo de cosecha, para así evitar problemas de añejamiento del café. La evaluación sensorial de la infusión de café se realizó en el Laboratorio de Calidad de Café de la UACH-CRUO en Huatusco, Veracruz, desarrollándose en los meses de febrero a junio de 2017, evaluándose cinco muestras por semana.

Para la evaluación sensorial, las muestras se tostaron y molieron en forma estandarizada. El análisis sensorial fue realizado por un panel de catadores o jueces, que describieron cuantitativa y cualitativamente los atributos de la infusión, mediante pruebas ciegas con base a los criterios de la SCAA (2003). Las variables sensoriales fueron tiempo de tueste, color del tueste, temperatura promedio del tueste y número vanos al tueste, intensidad de aroma, intensidad de acidez, intensidad de cuerpo y número de tazas dañadas, así como el buqué de la infusión definido por los atributos denominados fragancia, aroma, nariz y resabio. En cada uno de los atributos se determinaron notas primaria, secundaria y terciaria. En el manejo de las muestras y evaluación sensorial se usaron los procedimientos de la Specialty Coffee Association of America (SCAA, 2003) y la Secretaría de Economía (2002).

Los atributos (A) evaluados fueron:

A1: Aroma: Olor de los vapores que se desprenden de una bebida recién preparada.

A2: Sabor:

A3: Resabio o sabor residual: Sensación de sabor percibida en el paladar después de la fase gustativa, provocada por el conjunto de vapores que provienen del material orgánico más pesado.

A4: Acidez: sensación gustativa primaria producida por la dilución de ácidos orgánicos y percibida con mayor intensidad en las regiones laterales de la lengua.e

A5: Cuerpo: sensación táctil percibida en la boca por la presencia de sustancias insolubles líquidas o sólidas, suspendidas en la bebida.

A6: Balance

A7: Dulzor:

A8: Tazas limpias. Se refiere a los sabores indeseables detectados en seis tazas de la infusión por muestra.

A9: Apreciación:

A10: Defectos:

La evaluación es realizada de una escala de 0 a 8, donde el valor de 8 es el máximo posible. para evaluar la calidad sensorial del café se utilizó un puntaje definido por:

$$Puntaje = \sum_{i=1}^9 A_i - Defectos + 10 \quad (1)$$

Las estadísticas de descripción de las variables de entrada y el puntaje de calidad sensorial están dadas en el Cuadro 1.

Cuadro 1. Estadísticas de variables físicoquímicas y puntaje.

Variable	Número	Media	Desv. Est.	Min	25%	50%	75%	Max
Puntaje	466	82.07	4.39	66	80.06	83	85.25	91.75
Arena	466	49.91	15.2	12.16	40.14	49.48	62.44	79.16

Limo	466	18.9	7.39	7.6	13.64	17.6	23.6	63.6
Arcilla	466	31.25	13.63	6.88	21.33	30.88	39.96	67.64
pH_Agua	466	5.66	0.64	4.18	5.27	5.55	5.93	7.68
C	466	30.4	10.29	9.11	24.48	30.39	36.25	65.95
N	466	2.37	0.53	0.09	2.21	2.51	2.76	3.12
P	466	6.24	10.54	0.26	1.27	2.87	5.76	80.89
Ca	466	2710.43	2090.63	96.8	1233.2	2324.6	3638.8	15239.4
Mg	466	365.38	298.65	19.28	155.31	273.65	475.5	1407.88
Na	466	11.89	7.98	3.45	6.9	9.66	16.1	78.43
K	466	133.76	94.19	26.91	70.98	113.49	159.9	826.02
Fe	466	54.15	30.64	8.15	29.44	50.06	74.08	162.4
Cu	466	1.81	1.16	0.11	0.94	1.64	2.46	5.65
Zn	466	1.23	1.07	0.15	0.56	0.92	1.53	6.54
Mn	466	32.44	27.43	3.09	11.79	21.76	47.43	112.32

Redes neuronales de aprendizaje profundo

Se generaron redes neuronales artificiales para relacionar la calidad sensorial (organoléptica) del café, con características fisicoquímicas del suelo. Las variables dependientes a estimar fueron la calidad sensorial expresada en un puntaje porcentual.

Las variables independientes consideradas en el estudio fueron: la textura del suelo expresada en porcentajes de arena, limo y arcilla, el pH del agua, contenido de: C (g/kg), N (g/kg), P asimilable (mg/kg), Ca ++ (mg/kg), Mg ++ (mg/kg), Na + (mg/kg), K + (mg/kg), Fe (mg/kg), Cu (mg/kg), Zn (mg/kg) y Mn (mg/kg). Se contaron con 466 muestras para calidad sensorial, producto de tres o cuatro repeticiones por muestra.

Las redes neuronales son los componentes básicos de los modelos de aprendizaje profundo, los cuales han demostrado ser superiores al aprendizaje automático. Sin embargo, las redes neuronales profundas tienen millones de parámetros que aprender y esto significa que son necesarias muchas iteraciones antes de encontrar los valores óptimos. Si se tienen pocos datos, ejecutar una gran cantidad de iteraciones puede resultar en un sobreajuste (varianza alta). Un

conjunto de datos grande ayuda a evitar el sobreajuste y a que se generalice mejor, ya que captura la distribución de datos inherente de manera más efectiva.

Las implicaciones de contar con pocos datos se reflejan en la falta de generalización, el desequilibrio de los datos y la dificultad de optimización. Por otro lado, si la red es muy simple, como las de aprendizaje automático sencillas, se aumenta mucho el sesgo en la estimación, que resulta en un subajuste. Por esto es conveniente lograr un equilibrio entre la varianza y el sesgo (sobre y subajuste).

Por el número reducido de muestras y 15 variables independientes, se optó por una red neuronal de una capa oculta con 128 neuronas, con una función de transformación tangente hiperbólica, y una capa de salida con función de activación de unidad lineal rectificada (ReLU, por sus siglas en inglés). El número de neuronas en la capa oculta, combinado con la función de transformación de la tangente hiperbólica, permite que la red analice las relaciones no lineales entre las variables independientes que coadyuven a minimizar la función de pérdida. La función de activación ReLU asegura que los valores de salida siempre sean positivos.

Como primer paso, se analizaron los datos para descartar las variables independientes no esenciales y se generó una matriz de correlación para ver la existencia de multicolinealidad. En la Figura 2 se muestra esta matriz.

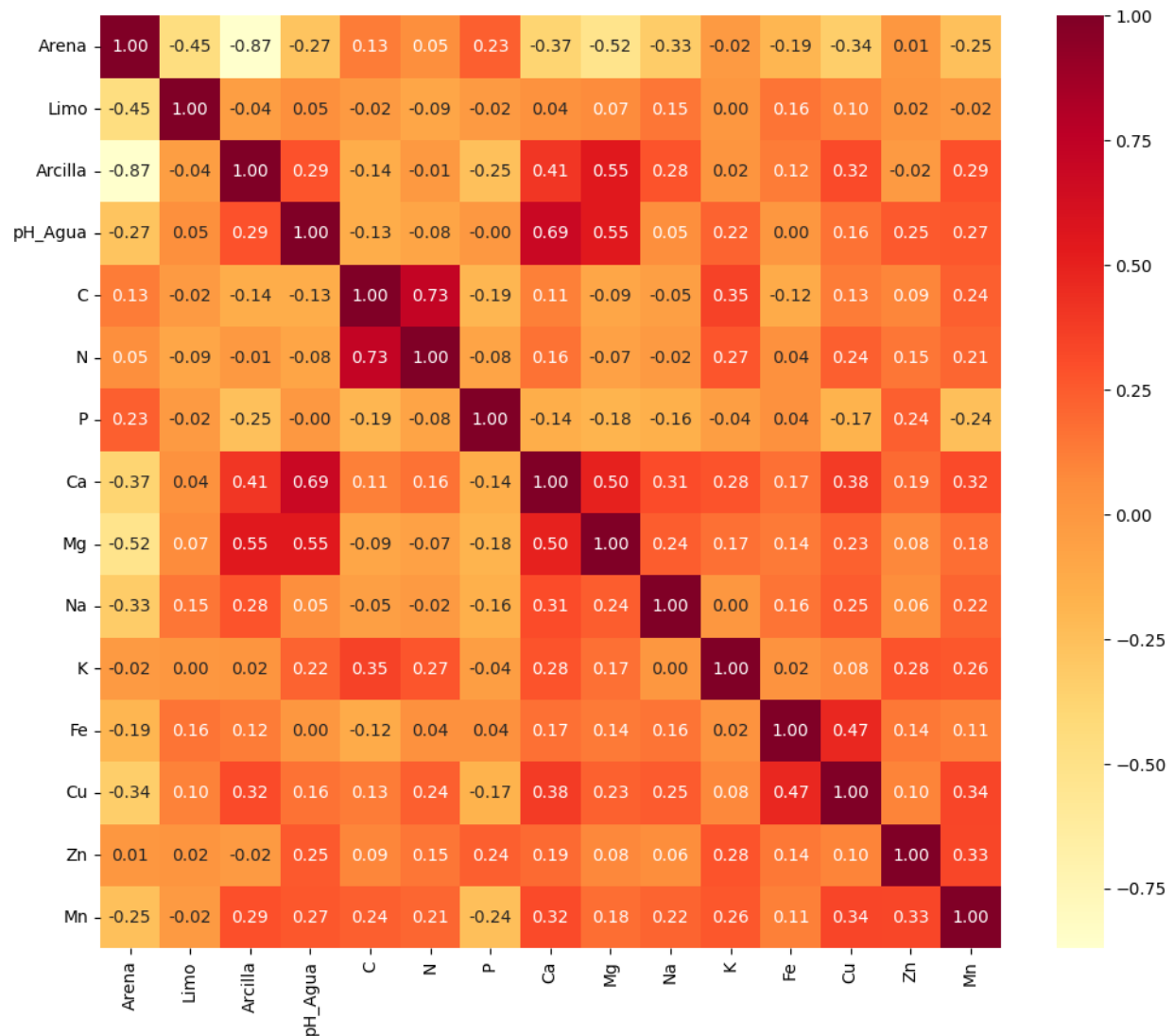


Figura 2. Matriz de correlación de las variables independientes

Como puede apreciarse en la Figura 2 existe una gran correlación entre el contenido de nitrógeno y carbono en el suelo y en menor grado entre el Ca y Mg y entre el Fe y el Cu. También existe una correlación muy alta entre la arena y la arcilla, no siendo así entre el limo y arcilla. Se generó la matriz para descartar la solución más simple de la regresión múltiple.

La multicolinealidad es un problema en la regresión lineal por mínimos cuadrados, principalmente por la forma en que se ajusta el modelo. Suponiendo que exista una solución única

al problema, los parámetros se pueden estimar invirtiendo $X^T X$. Esto no es posible en el caso de colinealidad perfecta ya que la matriz no es invertible, y es problemático en el caso de colinealidad no perfecta, ya que la inversa es inexacta/inestable.

Para las redes neuronales, la multicolinealidad no es un problema, ya que los parámetros se ajustan mediante propagación hacia atrás, lo que no requiere invertir ninguna matriz ni suponer que existe una solución única al problema (de hecho, suele haber más de un óptimo en las redes neuronales). Por ejemplo, en las redes neuronales para la clasificación de imágenes, las variables de entrada suelen estar muy correlacionadas.

Para el entrenamiento de la red se dividió el conjunto de datos en entrenamiento con 56%, validación 14% y prueba 30%, con el fin de comprobar la generalización de la red.

Para evitar desbalances en la red, se normalizaron las variables de entrada al rango -1 a 1 mediante la siguiente ecuación:

$$X_n = 2 \cdot \frac{(X - X_{min})}{(X_{max} - X_{min})} - 1 \dots\dots\dots (2)$$

donde X_n es la variable normalizada, X la variable original y X_{min} y X_{max} los valores mínimo y máximo de las variables en el conjunto de entrenamiento.

La función de pérdida utilizada fue el error cuadrático medio (ECM), con excepción del puntaje de la calidad sensorial que se estableció como LogCosh debido a que se obtuvo un mejor ajuste. Para el seguimiento del ajuste se utilizaron métricas del error absoluto medio (EAM) y la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RECM, o error estándar). Para la minimización de la función de pérdida se utilizó el algoritmo Adam, el cual es un algoritmo para la optimización con base en gradientes de primer orden de funciones objetivo estocásticas, con base en estimaciones

adaptativas de momentos de orden inferior (Kingma y Ba, 2014). Se utilizó una función de reducción de la tasa de aprendizaje del modelo Adam inversa al tiempo, iniciando con un valor de 0.005, de esta manera se mejora la convergencia de la red.

Los pesos se inicializaron aleatoriamente con una distribución normal truncada con media cero y desviación estándar de uno, los sesgos se inicializaron en ceros. Se estableció que el modelo corriera durante 6,000 épocas (iteraciones) para el entrenamiento con lotes de 16 conjuntos de datos (batch), pero se le agregó una función de parada temprana que conservara los mejores parámetros de entrenamiento, cuando el valor de la función de pérdida en los datos de validación no disminuyera en 250 épocas consecutivas. Esta parada temprana evita que el modelo memorice los datos de entrada y por consiguiente exista sobreajuste y el valor de 250 permite que el modelo no se estanque en un óptimo local.

La red se ajustó utilizando Tensorflow de Google (Abadi *et al.*, 2015), que es un marco de desarrollo de aprendizaje automático muy poderoso que utiliza la biblioteca Keras para facilitar su uso. Se corrió en la plataforma de desarrollo en la nube Google Colaboratory.

En la Figura 3 se presenta la distribución de errores de la calidad sensorial.

El entrenamiento de las redes ocupó entre 2,300 y 3,500 épocas de las 6,000 establecidas como límite debido a la parada temprana.

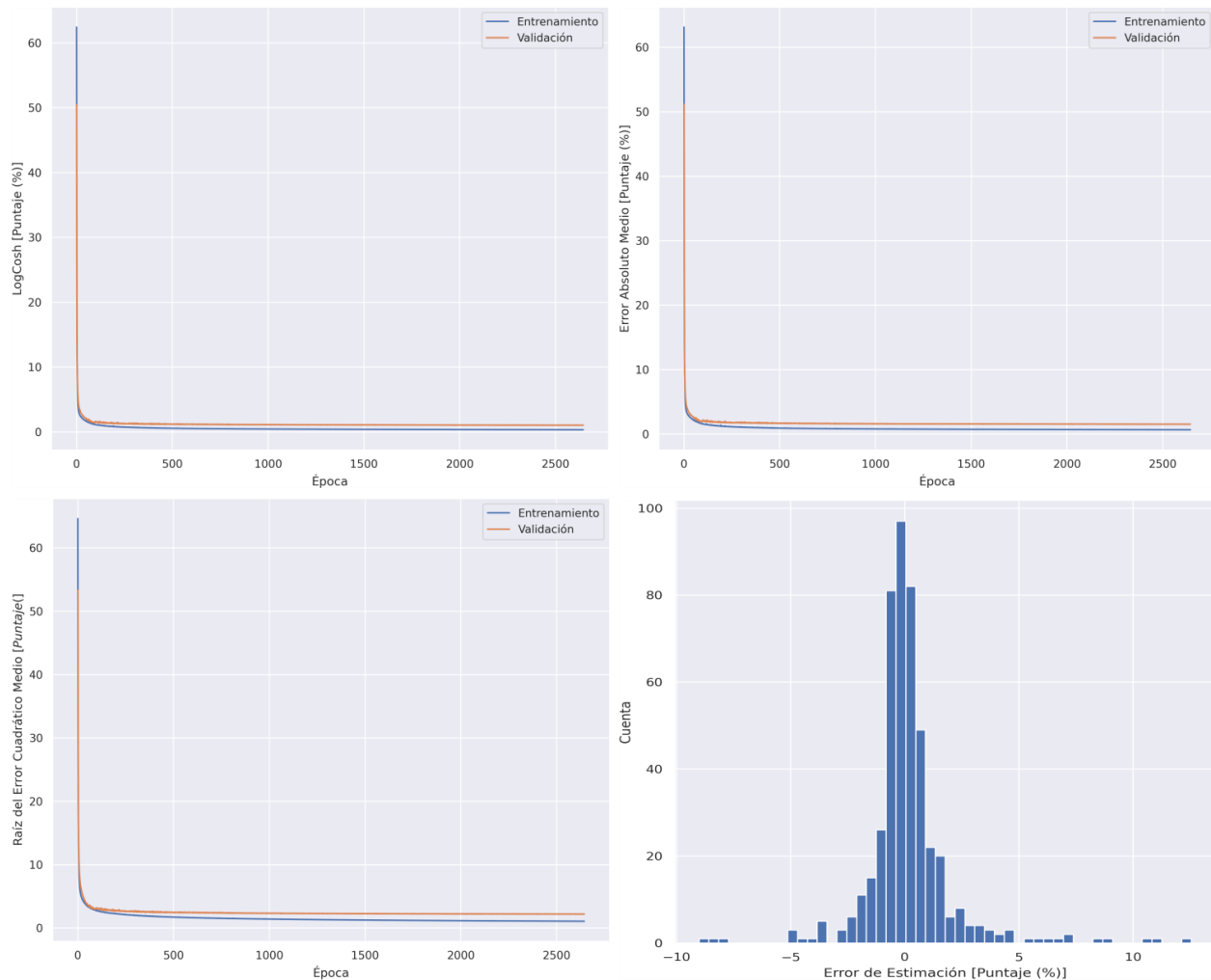


Figura 3. Historial del entrenamiento de la red neuronal para el puntaje de calidad sensorial.

En la Figuras 4 se muestra la bondad de ajuste para la variable estimada, y en el Cuadro 2 un resumen de las métricas de ajuste. Como puede apreciarse en la Figura 4 y en el Cuadro 2, en general, se tuvo un buen ajuste con valor del coeficiente de determinación (R^2) de 0.80 con todos los datos y de 0.68 con los datos de prueba.

Como puede apreciarse en la Figura 4, no existe un sobreajuste evidente, la diferencia entre los valores de métrica de ajuste para los datos de entrenamiento y validación se deben a lo reducido

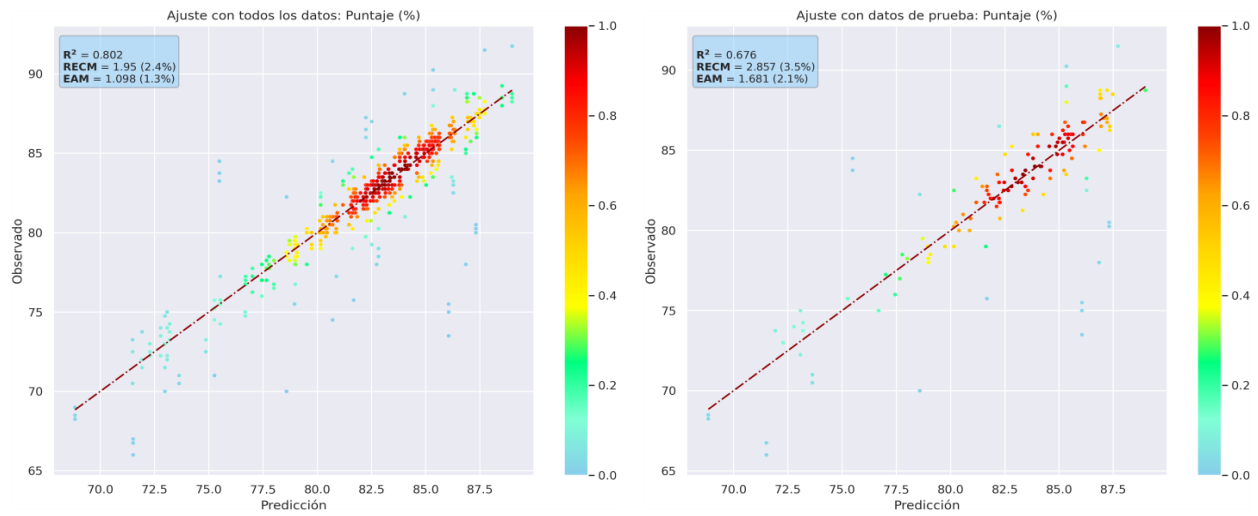


Figura 4. Ajuste con todos los datos y los datos de prueba

del conjunto de datos y la existencia de datos atípicos que generan errores grandes. Esta situación provoca un desbalance en las muestras.

Cuadro 2. Resumen de resultados del ajuste de la red

Todos los datos					
Variable	R ²	RECM	RECM (%)	EAM	EAM (%)
Puntaje calidad					
sensorial (%)	0.802	1.950	2.4	1.098	1.3

Datos de Prueba					
Puntaje calidad					
sensorial (%)	0.676	2.857	3.5	1.681	2.1

RECM: Raíz del error cuadrático medio

EAM: Error absoluto medio

Existe un compromiso entre el rendimiento de un modelo y su interpretabilidad (entendiendo rendimiento como la precisión del modelo en sus predicciones). Existen modelos, como por ejemplo los modelos lineales simples, o algunos basados en árboles, que pueden explicar fácilmente las decisiones tomadas para llegar a una predicción en particular, pero es posible que se necesite sacrificar el rendimiento del modelo, puesto que no siempre es posible obtener los mejores resultados. Modelos más complejos como las redes neuronales y los de aprendizaje profundo a menudo producen un mejor rendimiento, pero se perciben como modelos de caja negra, puesto que es extremadamente difícil explicar cómo el modelo podría estar tomando las decisiones.

La capacidad de interpretar correctamente el resultado de un modelo de predicción es extremadamente importante. Genera una confianza adecuada en el usuario, proporciona información sobre cómo se puede mejorar un modelo y respalda la comprensión del proceso que se está modelando (Samek y Müller, 2019).

Para resolver el problema de interpretabilidad de los modelos de aprendizaje automático o profundo, se utilizan técnicas de análisis post-hoc para explicar sus predicciones. Entre estas técnicas se encuentra el modelo SHAP (SHapley Additive exPlanations, Lundberg y Lee, 2017), el cual es un método de interpretación de modelos basado en el Valor de Shapley de la Teoría de Juegos.

Los valores de Shapley están fundamentados en la teoría de la utilidad esperada, la cual establece que si los axiomas de Von Neumann-Morgenstern son satisfechos, entonces los individuos se comportan como si estuvieran tratando de maximizar la utilidad esperada. Por lo tanto hereda ciertas suposiciones inherentes: (a) La utilidad es objetiva y transferible, (b) Los juegos son asuntos cooperativos y (c) Los juegos, cumpliendo (a) y (b), están adecuadamente representados por sus funciones características (Shapley, 1953). Por lo que se definen axiomas en los que la utilidad en un juego, se reparte entre los jugadores en función de sus características. SHAP se utiliza para explicar la importancia de cada variable (medida como el cambio promedio en la predicción del modelo cuando varía el valor de la variable) en una predicción concreta.

SHAP utiliza una combinación de líneas de base, funciones de importancia local y el Teorema de Valor de Shapley para calcular la importancia de cada variable en una predicción individual:

- Se calculan los valores de Shapley, donde las variables independientes se interpretan como jugadores que colaboran para recibir la *utilidad*.
- Los valores de Shapley se corresponden con la contribución de cada variable a la predicción del modelo.
- La *utilidad* es la predicción concreta realizada por el modelo menos el valor promedio de todas las predicciones.

- Los jugadores se “reparten” esta *utilidad* en función de su contribución, y este reparto viene calculado por los valores de Shapley y refleja la importancia de cada variable.

La biblioteca SHAP permite estimar estos valores al realizar permutaciones en las variables del modelo para un punto de predicción dado. Genera una gran variedad de gráficas de gran utilidad para la interpretación del efecto de las variables en la predicción del modelo. Es importante resaltar que estos valores representan la *importancia de cada variable en el modelo*, no en la realidad, ya que correlación no implica causalidad. Las relaciones causa-efecto se deben analizar al establecer las variables independientes.

Una de las gráficas permite establecer la importancia media de cada variable en la predicción del modelo, esto lo hace al calcular el promedio del valor absoluto de los valores de Shapley, que modificamos para que presentara la contribución promedio de cada variable en las predicciones de manera porcentual.

Otra gráfica de importancia para la interpretabilidad, es la de enjambre, en la que se presentan los puntos de los valores Shapley para todas las variables. Los puntos se dibujan con una rampa de color que indica la magnitud de la variable, que varía del mínimo de color azul al rojo oscuro para el valor máximo. Esto es importante para la interpretación del efecto de las variables en la predicción del modelo, ya que permite identificar relaciones directas, si los colores van de azul a rojo de izquierda a derecha, e inversas, si los colores van de rojo a azul.

En la Figura 5. se presenta el conjunto de gráficas de importancia e impacto de cada variable en la predicción de las variables dependientes. De este conjunto de gráficas se puede inferir por ejemplo, que para el caso del puntaje sensorial, la textura juega un papel importante en el modelo. El contenido de magnesio y el contenido de arena tienen una relación directa.

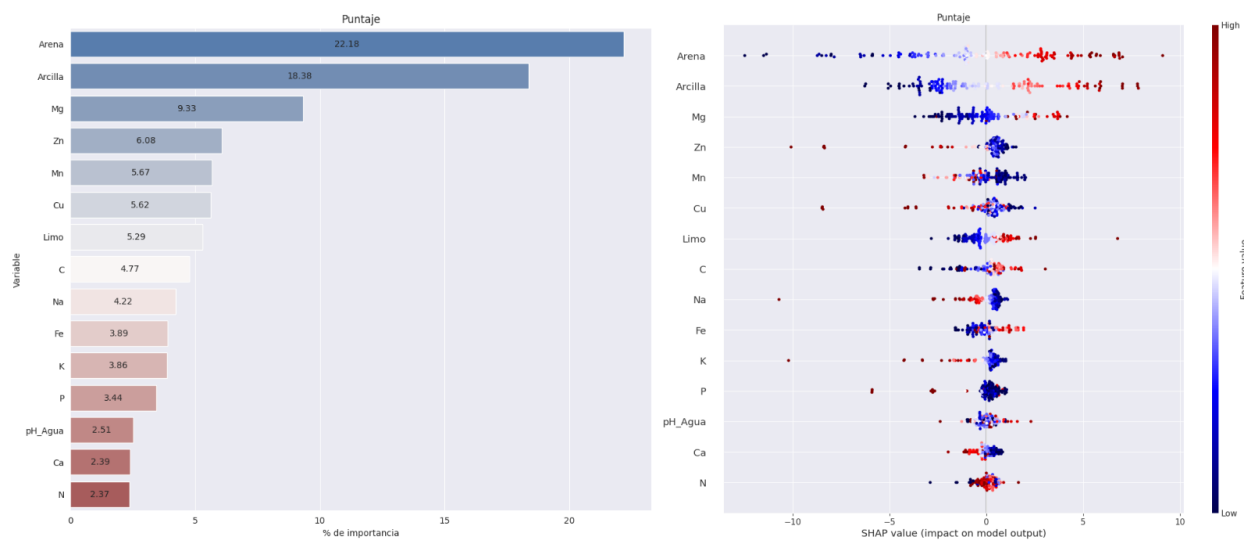


Figura 5. Importancia e impacto de las variables independientes en la predicción del modelo.

CONCLUSIONES

Los análisis realizados para relacionar las propiedades químicas (fertilidad) de los suelos con la calidad sensorial del café a través del uso de una red neuronal de aprendizaje profundo permite obtener resultados aceptables ($R^2 = 0.8$), por lo que puede ser usada en forma robusta y confiable para la realización de predicciones. La red neuronal establecida puede usarse para evaluar la calidad sensorial producto de las determinaciones fisicoquímicas del suelo, a diferencia de los enfoques clásicos de recomendaciones de la fertilidad de los suelos (Carbajal, 1984; Sadeghian, 2008; Bedoya y Salazar, 2014

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abadi, M., A., P. Agarwal, E. Barham, Z. Brevdo, C. Chen, G.S. Citro, A. Corrado, J. Davis, M. Dean, S. Devin, I.J. Ghemawat, A. Goodfellow, G. Harp, M. Irving, Y. Isard, R. Jia, L. Józefowicz, M. Kaiser, J. Kudlur, D. Levenberg, R. Mane, S. Monga, D.G. Moore, C. Murray, M. Olah, J. Schuster, B. Shlens, I. Steiner, K. Sutskever, P.A. Talwar, V. Tucker, V. Vanhoucke, F.B. Vasudevan, O. Viegas, P. Vinyals, M. Warden, M. Wattenberg, M. Wicke, Y. Yu and X. Zheng. 2015. TensorFlow: Large-scale machine learning on heterogeneous distributed systems. ArXiv preprint: arxiv.org/abs/1603.04467.
- Bedoya, M. y R. Salazar. 2014. Optimización del uso de fertilizantes para el cultivo de café. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas* 8:1433-1439

- Bertrand, B., P. Vaast, E. Alpizar, H. Etienne, F. Davrieux and P. Charmetant. 2006. Comparison of bean biochemical composition and beverage quality of Arabica hybrids involving Sudanese-Ethiopian origins with traditional varieties at various elevations in Central America. *Tree Physiology* 26:1239-1248
- Bolaños-González, M.A., A. Libert-Amico, F. Paz-Pellat, V. Salas-Agular, G. Villalobos-Sánchez, E. Escamilla-Prado, A.S. Velázquez-Rodríguez y E.I. Morales-Reyes. 2021. Resiliencia y estabilidad socioecológica de la cafecultura mexicana bajo sombra: hacia nuevos paradigmas. pp. 633-638. En: J.M. Hernández, M. Manzano, M. Bolaños y P. Ibarra (eds). *Estado Actual del Conocimiento del Ciclo del Carbono y sus Interacciones en México: Síntesis a 2021*. Texcoco, Estado de México, México.
- Carbajal, J.F. 1984. *Cafeto, cultivo y fertilización*. Segunda Edición. Instituto Internacional de la Potasa. Bema, Suiza 251 p.
- CEDRSSA. 2019. *Propuestas para reactivar la producción y comercialización de café en México 2019-2024*. Centro de Estudios para el Desarrollo Rural Sustentable y la Soberanía Alimentaria, Cámara de Diputados - LXIV Legislatura 19 p.
- Cheng, B., A. Furtado, H.E. Smyth and R.J. Henry. 2016. Influence of genotype and environment on coffee quality. *Trends in Food Science and Technology* 57:20-30
- Clemente, J.M., H.E. Prieto, A. Woods, Y. Poltronieri, P.R. Cecon and J. Lonfover. 2018. Boron, copper, and zinc affect the productivity, cup quality, and chemical compounds in coffee beans. *Journal of Food Quality* doi:10.1155/2018/7960231
- DaMatta, F.M., P.C. Ronchi, M. Maestri and S.R. Barros. 2007. Ecophysiology of coffee growth and production. *Brazilian Journal of Plant Physiology* 19:485-510
- Doran, J. and T. Parkin. 1994. Defining and assessing soil quality. *Soil Science Society of America* 3-21 doi: 10.2136/sssaspecpub35.c1
- Escamilla, E. 2012. *La Calidad del café orgánico en México. Factores ambientales, genéticos, agrónomos y sociales*. Editorial Academica Española ISBN-10:9783848457342 380 p.
- Escamilla, E., O. Ruiz, G. Díaz, C. Landeros, D.E. Platas, A. Zamarripa y V.A. González. 2005. El agroecosistema café orgánico en México. *Manejo Integrado de Plagas y Agroecología (Costa Rica)* 76:5-16
- Escamilla, E., O. Ruiz, A. Zamarripa y V.A. González. 2015. Calidad en variedades de café orgánico en tres regiones de México. *Revista de Geografía Agrícola* 55:45-55
- Escamilla, E. y C. Landeros. 2016. Cafes diferenciados y de especialidad. *CENACAFE. Huatusco, Veracruz* 54 p.
- Hein, L. and F. Gatzweiler. 2005. The economic value of coffee (*Coffea arabica*) genetic resources. *Ecological Economics* 60:176-185
- Kathurima, C.W., B.M. Gichimu, G.M. Kenji, S.M. Muhoho and R. Boulanger. 2009. Evaluation of beverage quality and green bean physical characteristics of selected Arabica coffee genotypes in Kenya. *African Journal of Food Science* 3:365-371
- Kingma, D. P. and J. Ba. 2014. Adam: A method for stochastic optimization. ArXiv preprint: <https://arxiv.org/abs/1412.6980>
- Samek, W. and K.R. Müller, K.-R. 2019. Towards explainable artificial intelligence. In W. Samek, G. Montavon, A. Vedaldi, L. K. Hansen and K.-R. Müller (eds.). *Explainable AI: Interpreting, Explaining and Visualizing Deep Learning*. doi:10.1007/978-3-030-28954-6_1 pp. 5-22

- Libert-Amico, A., C. Ituarte-Lima and T. Elmqvist. 2020. Learning from social-ecological crisis for legal resilience building: multi-scale dynamics in the coffee rust epidemic. *Sustainability Science* 15:485-501
- Libert-Amico, A. y F. Paz-Pellat. 2018. Del papel a la acción en la mitigación y adaptación al cambio climático: la roya del cafeto en Chiapas. *Madera y Bosques* doi:10.21829/myb.2018.2401914
- Libert-Amico, A., J.C. Wong-González y F. Paz-Pellat. 2016. Impacto de la roya del cafeto en los almacenes de carbono en la Sierra Madre de Chiapas. pp. 219-225. En: F. Paz y R. Torres (eds.). *Estado Actual del Conocimiento del Ciclo del Carbono y sus Interacciones en México: Síntesis a 2016*. Texcoco, Estado de México, México.
- López-García, F.J., E. Escamilla-Prado, A. Zamarripa-Colmenero y J.G. Cruz-Castillo. 2016. Producción y calidad en variedades de café (*Coffea arabica* L.) en Veracruz, México. *Rev. Fitotec. Mex.* 39:297-304
- López-García, F.J., J.G. Cruz-Castillo y E. Escamilla-Prado. 2021. Variedades de *Coffea arabica* L. con manejo orgánico en Oaxaca. *Acta Agrícola y Pecuaria* doi:10.30973/aap/2021.7.0071000
- Lundberg, S. M., S.-I. Lee. 2017. A Unified approach to interpreting model predictions. In I. Guyon, U. V. Luxburg, S. Bengio, H. Wallach, R. Fergus, S. Vishwanathan and R. Garnett (eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems* 30 pp. 4765–4774. <http://papers.nips.cc/paper/7062-a-unified-approach-to-interpreting-model-predictions.pdf>
- Morales, E.I. y M.A. Bolaños. 2022. Producción de café de alta calidad como estrategia de sustentabilidad para los sistemas socioecológicos de café bajo sombra. *Boletín Informativo CONACYT-PMC-UAEM-UACJ-PNUD-INIFAP* 4 p. https://pmcarbono.org/pmc/proyectos/Resiliencia_estabilidad_socieologica_cafeticultura_mexicana_bajo_sombra.php
- Morales-Ramos, E. Escamilla-Prado, R.A. Ruiz-Carbajal, J.A. Perez-Sato, J.A. Velázquez-Morales and R. Servín-Juárez 2020. On the soil-bean-cup relationships. *Journal of the Science of Food and Agriculture* 100:5434-5441
- Pérez, P., J.G. Partida y D. Martínez. 2003. Ambiente, manejo agronómico y calidad en café. Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología, Centro Regional Universitario Oriente de la Universidad Autónoma Chapingo. Veracruz, México
- Pérez, P., J.G. Partida y D. Martínez. 2005. Determinación de las subdenominaciones de origen del Café Veracruz (estudio preliminar). *Revista Geografía Agrícola* 35:35-56
- Pérez-Portilla, E., S. Bonilla-Cruz, J.A.M. Hernández-Solabac y J.G. Partida-Sedas. 2011. Estrategia de mejoramiento de la producción cafetalera de la organización Campesinos Ecológicos de la Sierra Madre de Chiapas: caracterización de la bebida de café. *Revista de Geografía Agrícola* 46-47:7-18
- Prout, J.M., K.D. Sheperd, S.P. McGrath, G.J.D. Kirk and S.M. Haefele. 2020. What is a Good leve lof soil organic matter?An index base don organic carbon to clay ratio. 72:2493-2503
- Rodríguez-Garay, F.A., J.H. Camacho-Tamayo y Y. Rubiano-Sanabria. 2016. Variabilidad espacial de los atributos químicos del suelo en el rendimiento y calidad del café. *Corpoica Cienc. Tecnol. Agropecuaria*, Mosquera (Colombia) 17:237-254

- Rosario, F., P. Quispe, N. Molleapaza, S. Cabrera y J. Peña. 2020. Relación entre las características del suelo y altitud con la calidad sensorial de café cultivado bajo sistemas agroforestales en Cusco, Perú. *Scientia Agropecuaria* 11:529-536
- Rosas, J. 2006. Diagnostico de la fertilidad de los suelos con manejo orgánico y su efecto sobre la calidad física y sensorial del café (*Coffea arabica* L.) en cinco regiones de México. Tesis profesional. Departamento de Suelos, Universidad Autónoma Chapingo. Chapingo, México. 104 p.
- Rosas, J., E. Escamilla y O. Ruiz. 2008. Relación de los nutrimentos del suelo con las características físicas y sensoriales del café orgánico. *Terra Latinoamericana* 26:375-384
- Sadeghian, S. 2008. Fertilidad del suelo y nutrición del café en Colombia. *Boletín Técnico* No. 32. CENICAFE Colombia 45 p.
- Santoyo, V., S. Díaz, E. Escamilla y J.D. Robledo. 1996. Factores agronómicos y calidad del café. México. Universidad Autónoma Chapingo/Confederación de Productores de Café 21 p.
- Sarmiento, E., S. Fandiño y L. Gómez. 2018. Índices de calidad del suelo. Una revisión sistemática. *Ecosistemas* 27:130-139
- SCAA. 2003. Cupping protocols. Specialty Coffee Association of America. Long Beach 5 p.
- Secretaría de Economía. 2002. Norma oficial mexicana NOM-149-SCFI-2002. Café Veracruz. Especificaciones y métodos de prueba. Secretaría de Economía, México 20 p.
- Shapley, L.S. 1953. A value for n-person games. In: H.W. Kuhn and A.W. Tucker, (eds). *Contributions to the Theory of Games, volume II Annals of Mathematical Studies* 28:307–317. Princeton University Press.
- Silva-Parra, A., C. Colmenares-Parra y J. Álvarez-Alarcón. 2017. Análisis multivariado de la fertilidad de los suelos de café orgánico en Puente Abadía. Villavicencio. *Rev. U.D.C.A. Act. & Div. Cient.* 20:289-298
- Sosa, M, E. Escamilla and S. Díaz. 2004. Organic coffee. In: J.E. Wintgens (ed). *Coffee: Growing, Processing, Sustainable Production. A Guide Book for growers, processors, traders and researchers.* Wiley-VCH Verlag GmbH. Weinheim, Germany pp. 339-354
- UACH-INCAFECH-CONACYT. 2018. Informe del proyecto: Diseño, construcción, equipamiento y puesta en marcha de un centro estatal de innovación y transferencia de tecnología para el desarrollo de la caficultura chiapaneca (Clave 2580). Resultados de la caracterización del potencial productivo de los cafetales en las 13 regiones de Chiapas. Universidad Autónoma Chapingo, Instituto del Café de Chiapas y Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología. Tuxtla Gutiérrez, Chiapas 289 p.
- Wintgens, J.N. 2004. Factors influencing the quality of green coffee. In: J.N. Wintgens (ed) *Coffee: Growing, Processing, Sustainable Production.* Weinheim. Wiley-VCH pp. 789-809
- Yadessa, A., J. Burkhardt, E. Bekele, K. Hundera and H. Goldbach. 2019. The role of soil nutrient ratios in coffee quality: their influence on bean size and cup quality in the natural coffee forest ecosystems of Ethiopia. *African Journal of Agricultural Research* 14:2090-2103