

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA CHAPINGO

POSGRADO EN INGENIERÍA AGRÍCOLA Y USO
INTEGRAL DEL AGUA

CLASIFICACIÓN DE CAFÉ CEREZA CON CNN PARA
CONTROL DE CALIDAD

TESIS

Que como requisito parcial
para obtener el grado de:

DOCTOR EN INGENIERÍA AGRÍCOLA Y USO INTEGRAL DEL
AGUA

Presenta:

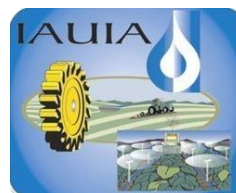
M.C. Ausel Horacio Gutiérrez Méndez

Bajo la supervisión de:

Dr. Carlos Alberto Villaseñor Perea



Chapingo, Estado de México, noviembre de 2025



CLASIFICACIÓN DE CAFÉ CEREZA CON CNN PARA CONTROL DE CALIDAD

Tesis realizada por Ausel Horacio Gutiérrez Méndez bajo la supervisión del Comité Asesor indicado, aprobada por el mismo y aceptada como requisito parcial para obtener el grado de:

DOCTOR EN INGENIERÍA AGRÍCOLA Y USO INTEGRAL DEL AGUA

DIRECTOR:



DR. CARLOS ALBERTO VILLASEÑOR PEREA

ASESOR:



DR. ARTURO MANCERA RICO

ASESOR:



DR. GILBERTO DE JESÚS LÓPEZ CANTEÑS

LECTOR EXTERNO:



DR. ABEL QUEVEDO NOLASCO

CONTENIDO

Lista de cuadros.....	vi
Lista de figuras.....	vii
Dedicatorias	ix
Agradecimientos	x
Datos biográficos	xi
Resumen general.....	xii
General abstract	xiii
1. Introducción General	1
1.1 Antecedentes.....	1
1.2 Problemática.....	3
1.3 Justificación	4
1.4 Hipótesis.....	4
1.5 Objetivos del estudio	4
1.5.1 Objetivos Particulares.....	4
1.6 Estructura de la tesis	5
2. Revisión de literatura	6
2.1 Aprendizaje profundo.....	6
2.1.1 Tipos de aprendizaje	7
2.2 Tipos de redes neuronales	9
2.3 Redes neuronales convolucionales	10
2.4 Importancia del café en el mundo y México.....	11
2.4.1 Contexto histórico.....	11
2.4.2 Especies cultivadas	12
2.4.3 Producción mundial y nacional	14
2.5 Literatura citada.....	17
3. Enfoque de la inteligencia artificial en la cadena de valor del café: análisis bibliométrico.....	21
3.1 Resumen	21

3.2	Abstrac	22
3.3	Introducción	22
3.4	Metodología	23
3.4.1	Análisis bibliométrico	24
3.5	Resultados	25
3.5.1	Análisis bibliométrico	25
3.5.2	Análisis en software	26
3.5.3	Análisis de los artículos	32
3.6	Discusión	35
3.6.1	Criterios de búsqueda y análisis de los documentos	35
3.6.2	Producción científica anual	35
3.6.3	Análisis de las palabras claves	35
3.6.4	Análisis de citación entre autores	36
3.6.5	Documentos más citados	36
3.6.6	Fuentes con más publicaciones	36
3.6.7	Análisis de los artículos	37
3.7	Conclusiones	38
3.8	Bibliografía	39
4.	Proporción de defectos en café verde correlacionado al tamaño del fruto	44
4.1	Resumen	44
4.2	Abstract	45
4.3	Introducción	45
4.4	Materiales y métodos	48
4.4.1	Localización de los predios de producción y recolección de la cereza de café	48
4.4.2	Determinación de los tamaños del fruto	48
4.4.3	Clasificación de las cerezas	48
4.4.4	Segregación de los frutos no deseados.	49
4.4.5	Análisis de datos	50

4.5	Resultados.....	50
4.5.1	Tamaños del fruto.....	50
4.5.2	Proporción de la muestra en cada grupo.....	51
4.5.3	Proporción de defectos por cada grupo.....	52
4.6	Discusión	54
4.6.1	Determinación de los tamaños del fruto	54
4.6.2	Proporción de la muestra en cada grupo.....	54
4.6.3	Proporción de defectos por cada grupo.....	55
4.7	Conclusiones	57
4.8	Bibliografía.....	57
5.	Detección y clasificación de cerezas de café con cnn para el control de calidad	65
5.1	Resumen	65
5.2	Abstract	66
5.3	Introducción	66
5.4	Materiales y métodos.....	68
5.4.1	Adquisición y preprocesamiento de la base de datos.....	68
5.4.2	Etiquetado y aumentación de datos	70
5.4.3	Entrenamiento del modelo YOLO	70
5.4.4	Evaluación del modelo	71
5.5	Resultados.....	72
5.5.1	Evaluación del rendimiento del modelo YOLOv8	72
5.5.2	Pérdidas durante el entrenamiento.....	72
5.5.3	Pérdidas durante la validación	73
5.5.4	Métricas de rendimiento	73
5.6	Discusión	74
5.6.1	Evaluación del rendimiento del modelo YOLOv8	74
5.6.2	Pérdidas durante el entrenamiento y validación	75
5.6.3	Métricas de rendimiento	75

5.7	Conclusiones	76
5.8	Bibliografía.....	76
6.	Memorias de trabajos expuestos en congresos.....	82
6.1	Evaluación de daños por plagas en la producción de café de alta especialidad	82
6.2	Aplicación de fertilizantes foliares y su efecto en la producción de café de especialidad	84
6.3	Clasificación de cerezas de café para el control de calidad con redes neuronales convolucionales	86
7.	Conclusiones generales.....	88
8.	Literatura citada general	88

LISTA DE CUADROS

Cuadro 3.1. Información general de los documentos a incluir en el análisis. . .	26
Cuadro 3.2. Los 10 artículos de Scopus más influyentes en visión artificial aplicado al cultivo de café.	29
Cuadro 3.3. Los 10 artículos de Lens más influyentes en visión artificial aplicado al cultivo de café.	30
Cuadro 3.4. Las diez editoriales de Scopus más influyentes en visión artificial aplicado al cultivo de café.	30
Cuadro 3.5. Las diez editoriales de Lens más influyentes en visión artificial aplicado al cultivo de café.	31
Cuadro 3.6. Numero de publicaciones en cada etapa de la cadena de valor del café en Scopus.	32
Cuadro 3.7. Número de publicaciones en cada etapa de la cadena de valor del café en Lens.	33
Cuadro 5.1. Información de las métricas sobre el rendimiento del modelo en la detección de objetos al finalizar el entrenamiento.	72

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1. Componentes, tipos y subcampos de la IA.	6
Figura 2.2 Aprendizaje supervisado: Clasificación y regresión.	8
Figura 2.3. Flujo de trabajo para el aprendizaje no supervisado.....	9
Figura 2.4. Regiones productoras de café y su importancia en la producción de café verde.	14
Figura 2.5. Comparación de la producción mundial respecto a los países más productores.	15
Figura 2.6. Países con mayor consumo de café nacional a través de los años.	16
Figura 2.7. Países con mayor importación de café a través de los años.	16
Figura 2.8. Estados productores de café en el país, en el año 2020.	17
Figura 3.1. Publicación anual referente a la implementación de la IA en la cadena de valor del café.....	26
Figura 3.2. Mapa bibliométrico por palabras clave de Scopus.....	27
Figura 3.3. Mapa bibliométrico por palabras clave de Lens.	28
Figura 3.4. Mapa semántico de citación entre autores en Scopus.....	28
Figura 3.5. Mapa semántico de citación entre autores en Lens.....	29
Figura 4.1. División por cuartos de la muestra homogeneizada, imagen tomada de la norma NMX-F-107-SCFI-2008.	49
Figura 4.2. Procedimiento para separar por tamaños la cereza de café y cuantificar los defectos por grupo.	50
Figura 4.3. Correlación entre las dimensiones del fruto en (a) Ancho-Largo, (b) Alto-Largo, (c) Alto-Ancho y (d) Medidas representadas del cerezo de café. ...	51
Figura 4.4. Media del porcentaje de frutos clasificados por tamaño de las muestras de 100 cerezos.....	51
Figura 4.5. Tipos de fruto de café cereza identificados en cada una de las muestras analizadas.	52
Figura 4.6. Media de los porcentajes de frutos de café no deseables y de excelente condición en cada una de las muestras de 100 cerezos.	53
Figura 4.7. Media de los tipos de defectos presentes en cada grupo de las muestras de 100 cerezos.....	53
Figura 4.8. Proporción de frutos en excelente estado y con defectos que aporta cada grupo a la muestra.	54
Figura 5.1. Tipos de frutos encontrados en las muestras de café para la toma de fotografías.....	69
Figura 5.2. Variación de la iluminación y fondo de la escena en la toma de las fotografías.....	69

Figura 5.3. Posiciones de los frutos de café, muestras de frutos de café solos y unidos en racimo.....	70
Figura 5.4. Funciones de pérdidas durante el entrenamiento del modelo.....	73
Figura 5.5. Funciones de pérdidas durante la validación del modelo.....	73
Figura 5.6. Métricas de rendimiento del modelo durante el entrenamiento.....	74

DEDICATORIAS

Con cariño:

A mi amado padre y madre, cuya guía, sacrificio y valores han sido la base sobre la que he construido cada paso de mi vida. Su amor incondicional ha sido mi refugio y mi impulso.

A mi hermano, compañero incondicional, por su apoyo y amistad en los momentos de desafío.

A mi esposa, por su amor, paciencia y fe en mí, aun cuando el camino parecía incierto.

A mi hijo, cuya sonrisa y esperanza representan el motor que me impulsa a seguir soñando y construyendo un futuro mejor.

Este logro es tan suyo como mío.

Mi gratitud a Dios, difícilmente puedo considerarme parte de su rebaño, dado las acciones que han forjado mi vida, pero sé que su gracia me ha acompañado en cada etapa de mi vida.

"Confía en el Señor de todo corazón, y no en tu propia inteligencia. Reconócelo en todos tus caminos, y Él allanará tus sendas." - Proverbios 3:5-6

"Escucha el consejo y acepta la instrucción, para que en el futuro adquieras sabiduría. Muchos son los planes en la mente del hombre, pero el propósito del Señor es el que permanecerá." - Proverbios 19:20-21

AGRADECIMIENTOS

Al Consejo de Ciencia y Tecnología (CONACyT) por la beca otorgada que me permitió continuar con mis estudios de posgrado culminando así esta etapa.

Al Posgrado en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua por la oportunidad recibida, en especial a cada uno de mis profesores y personal administrativo.

A la Dirección General de Investigación y Posgrado, por los recursos recibidos en apoyo a la presente investigación

A cada uno de los miembros de mi comité asesor, al Dr. Carlos Alberto Villaseñor Perea, Dr. Gilberto de Jesús López Canteñs y Dr. Arturo Mancera Rico por las recomendaciones para la mejora en las diferentes etapas del trabajo, sin duda todos aportaron. Agradecer también el apoyo del Dr. Ramon Arteaga Ramírez por su apoyo incondicional en la redacción de los artículos y al Dr. Abel Quevedo Nolasco por la revisión de esta tesis.

A cada uno de mis compañeros de generación y demás personas que han formado parte de esta carrera de la vida, en la que hoy culmina una etapa y que me han ayudado a crecer en todos los aspectos.

DATOS BIOGRÁFICOS



Datos Personales

Nombre	Ausel Horacio Gutiérrez Méndez
Fecha de nacimiento	27 de abril de 1987
Lugar de nacimiento	Ejido el progreso, Bella Vista, Chiapas.
CURP	GUMA870427HCSTNS00

Desarrollo académico

Bachillerato	Preparatoria Agrícola, Universidad Autónoma Chapingo
Licenciatura	Ingeniería Mecánica Agrícola, Universidad Autónoma Chapingo
Maestría en Ciencias	Hidrociencias, Colpos Campus Montecillos

Trayectoria

El autor de la presente tesis se ha desarrollado en la iniciativa privada como especialista en elaboración de proyectos ejecutivos y supervisión enfocados a infraestructura hidroagrícola y energías renovables, particularmente en las áreas de Topografía, Instalación de Sistemas de Riego, Riego con Energías Alternativas, Hidrología, Hidráulica y Sistemas de Información Geográfica. Asimismo, en diversos congresos, sobre todo en el ámbito de la irrigación y mecánica.

RESUMEN GENERAL

CLASIFICACIÓN DE CAFÉ CEREZA CON CNN PARA CONTROL DE CALIDAD

La creciente demanda de sostenibilidad medioambiental, mejorar los ingresos de los productores y la escasez de mano de obra, el control de calidad en la producción de café es un factor determinante para acceder a mercados diferenciados. El objetivo de este estudio fue entrenar y validar un modelo de detección y clasificación de cerezas de café basado en redes neuronales convolucionales (CNN), integrando las características físicas del fruto para el control de calidad. Se realizó una revisión bibliométrica sobre el uso de la IA (inteligencia artificial) en la cadena de valor del café, un análisis de la relación entre el tamaño del fruto y los defectos. Se generó una base de datos de imágenes de cerezas de café (verdes, medianamente maduras, maduras, sobremaduras, con antracnosis y con ojo de gallo); modificando la concentración de luz, el fondo y la orientación de los frutos, además, se entrenó un modelo YOLOv8 de acuerdo con las normas internacionales de control de calidad. Existen pocos estudios de IA en detección y clasificación de cerezas dañadas por plagas o enfermedades, se centran más en las etapas de cultivo y tostado; el análisis de cerezas de café demostró una relación inversa entre el tamaño del fruto y la incidencia de defectos. El primer entrenamiento con una precisión de 0.984 se tuvo deficiencias en la detección de frutos pequeños; mejorando la base de datos, el segundo entrenamiento con una precisión de 0.91, recall de 0.906, mAP50 de 0.945 y 0.873 de mAP50-95 de forma general, detecta todas las clases en la implementación. Para obtener mejores beneficios económicos, es necesaria la implementación de maquinaria para la clasificación de las cerezas de café; esto puede hacerse teniendo en cuenta la morfología del fruto o, de forma más exhaustiva, implementando CNN, que es más preciso.

Palabras clave: Cerezas de café, aprendizaje profundo, redes neuronales, clasificación, detección

Tesis de Doctorado en Ingeniería

Posgrado en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua, Universidad Autónoma Chapingo

Autor: Ausel Horacio Gutiérrez Méndez

Director de Tesis: Dr. Carlos Alberto Villaseñor Perea

GENERAL ABSTRACT

CLASSIFICATION OF COFFEE CHERRIES WITH CNN FOR QUALITY CONTROL

The growing demand for environmental sustainability, improving producers' incomes, and labor shortages mean that quality control in coffee production is a determining factor in accessing differentiated markets. The objective of this study was to train and validate a model for detecting and classifying coffee cherries based on convolutional neural networks (CNN), integrating the physical characteristics of the fruit for quality control. A bibliometric review was conducted on the use of AI (artificial intelligence) in the coffee value chain, analyzing the relationship between fruit size and defects. A database of coffee cherry images (green, medium ripe, ripe, overripe, with anthracnose, and with bird's eye) was generated by modifying the light concentration, background, and orientation of the fruits. In addition, a YOLOv8 model was trained in accordance with international quality control standards. There are few AI studies on the detection and classification of cherries damaged by pests or diseases, as they focus more on the cultivation and roasting stages. The analysis of coffee cherries showed an inverse relationship between fruit size and the incidence of defects. The first training, with an accuracy of 0.984, had deficiencies in the detection of small fruits. By improving the database, the second training, with an accuracy of 0.91, recall of 0.906, mAP50 of 0.945, and 0.873 mAP50-95 overall, detects all classes in the implementation. To obtain better economic benefits, it is necessary to implement machinery for the classification of coffee cherries; this can be done by considering the morphology of the fruit or, more comprehensively, by implementing CNN, which is more accurate.

Keywords: Coffee cherries, deep learning, neural networks, classification, detection.

Doctoral thesis

Postgraduate in Agricultural Engineering and Integrated Use of Water, Universidad Autónoma Chapingo

Author: Ausel Horacio Gutiérrez Méndez

Advisor: Dr. Carlos Alberto Villaseñor Perea

1. INTRODUCCIÓN GENERAL

El café es uno de los cultivos más recientes, pertenece al género de las rubiáceas, existiendo alrededor de 30 especies, dentro de las que destacan la arábica, la cenephora (Robusta) y la libérica (Krishnan, 2017). Del 100% de la producción a nivel mundial, C. liberica cubre menos del 1%, C. arabica más del 60% de la producción mundial, frente a C. canephora que abarca el resto (SAGARPA, 2017; Rojo, 2014).

El café es uno de los productos básicos más importantes y proporciona beneficios económicos en cada etapa de la cadena de valor mundial que vincula a los productores con los consumidores. En los países productores, el cultivo de café proporciona un medio de vida a más de 25 millones de agricultores y a sus familias; además, genera beneficios económicos para todos los que forman parte de la cadena de valor a nivel mundial, ya sean mercaderes de materia prima, tostadores, comerciantes del producto o los que trabajan para ellos y para los demás interesados (OIC, 2019).

En los últimos años, el mercado a nivel global del café esta experimentado un cambio significativo, un crecimiento significativo del segmento de cafés diferenciados, es decir, aquellos con atributos sensoriales y de origen específicos, que permiten acceder a mercados premium con mejores beneficios económicos (Velásquez y Trávez, 2019). En este nuevo paradigma, la calidad del café es un factor decisivo; relacionada con parámetros físicos del grano, su procesamiento y, en particular, con la madurez y condición de la cereza en el momento de la cosecha (Puerta, 2015).

En las fincas de zonas rurales, los procesos de clasificación se hacen de manera manual; lo cual es lento, subjetivo y dependiente de mano de obra calificada, representando una limitación crítica debido a su baja disponibilidad de recursos humanos (Sanz *et al.*, 2021). Ante este desafío, la integración de tecnologías basadas en inteligencia artificial (IA) y visión por computador surge como una solución emergente que puede revolucionar el control de calidad.

1.1 Antecedentes

Alrededor de 70 países han producido café a nivel mundial, primordialmente de América Latina, África y Asia; de los cuales tres han dominan el mercado, sistemáticamente, en los últimos quince años; producen cerca del 55.0% del total de la producción mundial: Brasil (32–34 %), Vietnam (12–13 %) y Colombia (8–9 %) (Figueroa *et al.*, 2019).

En México, el café es un cultivo estratégico; en el 2016 se estimaba que existían alrededor de 500 mil cafecultores en 14 entidades y 480 municipios. El 84.2% de los productores de café, tienen 2 hectáreas o menos y poseen el 47.2% de la superficie total cultivada; el 15.72 % tiene de 2-50 ha, con el 44.66 de la superficie; mientras que, sólo 416 productores, tienen más de 50 hectáreas y son

dueños del 8.2% de las tierras (Robles, 2011). Contemplando al personal ligado a la transformación y comercialización del grano, alrededor de 3 millones de mexicanos dependen del café en algún grado (SAGARPA, 2017; Godínez *et al.*, 2016).

En un análisis de datos anuales, los datos de la OIC establecen que desde 1960 a 1987, México ocupó el cuarto lugar en producción y ha ido descendiendo al transcurso de los años. La CEDRSSA lo ubica en el 2019 en el lugar undécimo (Robles *et al.*, 2019; CEDRSSA y Cámara de Diputados, 2019), y mantiene el 14° lugar en exportaciones mundiales de café y la primera posición entre los productores de café orgánico (CEDRSSA y Cámara de Diputados, 2020).

El descenso se debe a las malas prácticas de INMECAFE, organización que acopiaba la producción nacional de 1956 hasta 1989; al no tener control de calidad en los procesos de producción en las distintas regiones productoras, provocó el envío de granos de una calidad bastante pobre, incumpliendo los estándares establecidos. Acción que repercutió en el precio estigmatizando al café mexicano y siendo acreedor a penalizaciones en el precio que se mantuvieron vigentes en el mercado internacional hasta la primera década del siglo XXI (Secretaría de Economía, 2024; CEDRSSA y Cámara de Diputados, 2018).

Aunado a la variabilidad de los precios, el campo también sufre escasez de mano para la recolección del fruto y las principales causas son: nivel de salario, condiciones laborales y otras ofertas de trabajo más estables o menos laboriosas que las actividades involucradas en el café; la migración es otro de los factores que va en aumento debido a: la falta estructural de oportunidades de trabajo, crisis económicas, efectos del cambio climático, crisis humanitarias y el aumento de la inseguridad (Herrera *et al.*, 2025; Maldonado, 2024; Alviar y García, 2020; Griffith *et al.*, 2017).

Ante todas estas adversidades que enfrenta el caficultor, se encuentra el reto de buscar nuevos mercados con el objetivo de obtener más beneficios económicos; actualmente están tomando más relevancia los cafés especiales y de origen, directamente relacionado con la calidad del café, medido a través de las características organolépticas del grano (Oviedo *et al.*, 2025; Luna y Wilson, 2015; Puerta, 2000). Las cualidades organolépticas o sensoriales que se buscan en el café son: la acidez, el amargo, el cuerpo, el aroma y el sabor del café, percibidas por el consumidor al probar la bebida de café (Flores *et al.*, 2024; Juárez *et al.*, 2021; Puerta, 2011; Puerta, 1996).

La aplicación de tecnología en cada uno de los procesos del café es diversa y el grado de automatización en cada uno de ellos, depende de la condición socioeconómica del productor y la región donde se cultive; existen desde cosechadoras, despulpadoras, quitadoras del mucilago, hasta secadoras de café (Lebarck *et al.*, 2018; Zambrano *et al.*, 2011; Ramírez *et al.*, 2006; Roa *et al.*,

1997; Oliveros y Roa, 1995). En cuanto a la clasificación del café para el control de calidad existen estudios en granos y cereza, pero son muy específicos; existen estudios sobre análisis de imágenes para la detección de la broca del café, clasificación del estado de madurez del fruto en 11 categorías, determinación de la madurez, medidores de la humedad, detección de defectos y clasificación del grano, tamaño antes de la torrefacción (Chan *et al.*, 2024; Cruz *et al.*, 2023; Cuaya *et al.*, 2022; Tovar *et al.*, 2022; García *et al.*, 2019; Sandoval y Prieto, 2007).

En una búsqueda general en plataformas electrónicas dedicadas al comercio B2B (empresa a empresa), algunas compañías chinas venden modelos de maquinaria enfocados a la clasificación de granos y semillas, entre los que se encuentran café en grano y cereza; con una precisión de alrededor del 99%, que van desde los 15,800 dólares como mínimo, con una eficiencia muy baja, alrededor de 250 a los 450 kg/h. Estos costos no son accesibles para productores de pequeña escala, como en México (Robles, 2011); donde los costos de producción y la rentabilidad de este, no permite automatizar proceso para mejorar el control de calidad (Márquez *et al.*, 2025; Dilas, *et al.*, 2020).

1.2 Problemática

Un análisis sensorial del café indica la calidad del grano, los tipos y condiciones de beneficio, sumado a la forma de almacenar el grano; por ende, una buena taza de café permite establecer las condiciones más idóneas para seleccionar tipo de variedad a cultivar, proceso de cosecha, tipo de almacenamiento y la forma de preparar la bebida (Morales *et al.*, 2020; Luna *et al.*, 2019; Fajardo y Sanz, 2003). Poner más hincapié en todos estos factores, es hablar de la producción de cafés diferenciados, el cual presenta un reto y una oportunidad para el productor, al tener acceso a mejores precios en los mercados especializados; impulsando al productor a mejorar sus prácticas en el manejo del cultivo y control de calidad (Raveendran y Murthy, 2022; Guimarães *et al.*, 2020; Wilson & Wilson, 2014).

La mayoría de los granos con defectos en un lote de café, son procedentes de la cosecha, en la producción de cafés diferenciados las actividades de selección del fruto adecuado se vuelven más estrictas y un desafío ante la creciente escasez de mano de obra (Analianasari *et al.*, 2024). A pesar de los avances en el mejoramiento de la trazabilidad y control de calidad en la cadena productiva del café, la etapa la recolección y clasificación de la cereza sigue siendo ejecutada mayoritariamente de manera manual (Bedoya *et al.*, 2025; Monroig *et al.*, 2025); debido a las condiciones socioeconómicas del caficultor, lo que impiden garantizar la consistencia de la calidad y dificultan el cumplimiento de los estándares exigidos por los mercados especializados.

1.3 Justificación

La implementación de redes neuronales convolucionales (CNN), permiten identificar patrones complejos en imágenes y están siendo exitosamente implementadas en tareas agrícolas como la detección de plagas, enfermedades y clasificación de frutas como manzana, fresa, peras y semillas (León *et al.*, 2025; Pham *et al.*, 2024; Chen *et al.*, 2024; Sapkota *et al.*, 2024; Zhao *et al.*, 2024; Xiao *et al.*, 2023). Estos modelos, son herramientas que permiten extraer información y reconocer patrones complejos en imágenes y videos, clasificando objetos en diferentes condiciones de iluminación, de forma rápida y precisa (Lopez, 2021).

Ante el contexto de los precios inaccesibles de las tecnologías actuales para productor y la exigencia de mejor calidad en los mercados para este producto, la incorporación de tecnologías como la inteligencia artificial (IA) en dispositivos de bajo costo, emerge como una estrategia viable para automatizar y mejorar los procesos de clasificación de cerezas. Sin embargo, en el caso específico del café, como se ha comentado, los estudios donde se implementan la inteligencia artificial para la solución de problemas son puntuales y escasos; no existen modelos de aprendizaje profundo que clasifiquen la cereza de café, tomando en el grado de madurez y los defectos por el impacto de plagas y enfermedades. Tener un modelo que pueda clasificar el fruto de café en estas clases, antes de pasar a algún tipo de beneficio (lavado, honey o natural), tendría un impacto directo en la calidad sensorial del grano; y automatizar este proceso con la implantación de redes neuronales convolucionales es una alternativa de solución que puede adaptarse a diferentes realidades socioeconómicas para reducir costos productivos, evitar errores humanos y aumentar la trazabilidad del producto desde su origen.

1.4 Hipótesis

La implementación de inteligencia artificial, mediante redes neuronales convolucionales y una base de datos representativa de parámetros físicos de la cereza de café en diferentes escenarios e iluminación, permite clasificar cerezas de café con alta precisión, identificando defectos y estados de madurez adecuadamente, lo que mejora significativamente el control de calidad en la producción de cafés diferenciados.

1.5 Objetivos del estudio

Entrenar un modelo de detección y clasificación de cerezas de café basado en redes neuronales convolucionales (CNN), integrando características físicas del fruto para control de calidad.

1.5.1 Objetivos Particulares

- Realizar un análisis bibliométrico sobre el estado del arte en la aplicación de la IA en la cadena de valor del café, identificando tendencias, aplicaciones y vacíos de investigación.

- Evaluar la relación entre las características morfológicas de la cereza de café con la incidencia de defectos como criterio predictivo de calidad, con el fin de optimizar las decisiones agronómicas, de postcosecha y de comercialización en cafés destinados al mercado de especialidad.
- Generar una base de datos y entrenar un modelo en YOLOv8 para la detección y clasificación de cerezas de café, en función de su estado de madurez y presencia de defectos para el control de calidad.

1.6 Estructura de la tesis

En el capítulo dos se presenta una breve revisión acerca del aprendizaje profundo y algunos conceptos de redes neuronales convolucionales para la interpretación del entrenamiento de modelos.

En el capítulo tres, se realizó un análisis bibliométrico en las bases de datos de Lens y Scopus para determinar el uso de la inteligencia artificial en la cadena de valor del café; identificando los autores más relevantes, los artículos más citados y el análisis de los artículos para determinar los softwares empleados, las áreas más estudiadas y su enfoque. También se analiza las áreas que no han sido abordadas de acuerdo con la información presentada por cada base de datos.

En el capítulo cuatro, se presenta un estudio que analiza la relación que existe entre el tamaño del fruto, con la cantidad y tipos de defectos en el ejido El Progreso, en el Municipio de Bella Vista, Chiapas; aplicando la norma de 100 semillas del ISTA (International Seed Testing Association) y el manual de la SCA (Specialty Coffee Association). El análisis contempla, determinar la fluctuación de tamaños, clasificarlo en grupos y determinar los tipos de defectos en la cereza de café.

En el capítulo cinco, se generó una base de datos con imágenes de cerezas de café de 640 x 640, variando el color del fondo donde se colocaron los frutos, la cantidad de iluminación, la ubicación y orientación del fruto para evitar sobre ajustes en el entrenamiento del modelo. Con la base de datos se entrenó un modelo YOLOv8, en Google colab, con Python y la librería Ultralytics para la detección y clasificación de las cerezas de café, tomando en cuenta el manual de cafés especiales de la asociación de cafés especiales (SCA, por sus siglas en inglés).

En el capítulo seis se incluyen las memorias de tres congresos a los que se enviaron trabajos intermedios, resultado del trabajo en campo y gabinete. En las memorias del XI Congreso Internacional y XXV Congreso Nacional de Ciencias Agronómicas en modalidad presencial en el año 2023; donde se incluye un trabajo relativo al análisis de los tipos de daños en cerezas y defectos en muestras de café, para la región del Ejido El Progreso, Municipio de Bella Vista, Chiapas. Un segundo trabajo en las memorias del XII Congreso Internacional y XXVI Congreso Nacional de Ciencias Agronómicas en modalidad presencial en

el año 2024, donde se presentó los resultados de aplicar de fertilizantes foliares en la disminución de granos dañados y con defectos, en dos fincas donde se aplicaron tratamientos diferentes. Un tercer trabajo en las memorias del XIII Congreso Internacional y XXVII Congreso Nacional de Ciencias Agronómicas en modalidad presencial en el año 2025, donde se presenta el entrenamiento de un modelo de YOLOv8 para clasificar cerezas de café, en diferentes estados de madurez y tipos de defectos.

2. REVISIÓN DE LITERATURA

2.1 Aprendizaje profundo

La inteligencia artificial (IA) es una disciplina amplia que se dedica a la creación de máquinas inteligentes, que incluye el aprendizaje automático y requiere una gran cantidad de información o conocimiento. Son utilizados en distintas áreas, que a menudo se confunden sus nomenclaturas y se emplean como sinónimos (Figura 2.1), en educación, sucede con Machine Learning (aprendizaje automatizado), Deep Learning (aprendizaje profundo) y Natural Language Processing (procesamiento de lenguaje natural), pero cada uno de los conceptos que involucran las subramas de la IA tienen una función y objetivo en particular (Lindín, 2023).

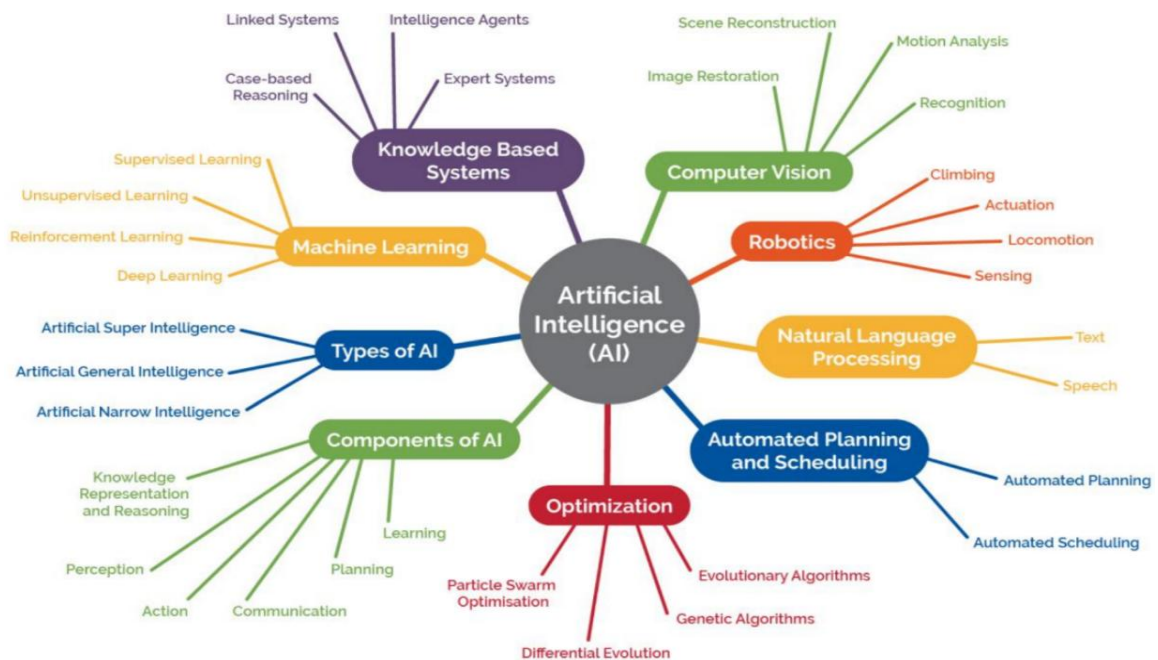


Figura 2.1. Componentes, tipos y subcampos de la IA.

Fuente: Lindín, (2023).

El aprendizaje automático es una rama de la inteligencia artificial que está en constante evolución, tratando de emular la inteligencia humana y que ya tiene grandes aportes en diferentes áreas del conocimiento; existen aplicaciones para el reconocimiento de patrones, ingeniería espacial, finanzas, entretenimiento y

biología computacional (Shinde y Shah, 2018; El Naqa y Murphy, 2015). El desarrollo de estos algoritmos, están basados en diferentes disciplinas como la informática, la estadística, teoría de la información, teoría de control, matemáticas, entre otras (Mitchell, 2014; Alpaydin, 2014).

Desde el punto de vista probabilístico, los algoritmos de aprendizaje automático pueden dividirse en dos tipos de modelos: discriminantes o generativos; un modelo discriminante evalúa la probabilidad condicional de una determinada salida, considerando que las entradas son normalmente deterministas, como redes neuronales o máquinas de vectores de soporte. Los modelos generativos funcionan de manera completamente basada en probabilidades, independientemente de si utiliza una técnica de modelado de grafos (De Raedt y Kimmig, 2015; Restrepo *et al.*, 2007).

Durante un período prolongado, el aprendizaje automático mostró restricciones significativas en su capacidad para analizar datos en su forma natural. La creación de un sistema de reconocimiento de patrones demanda una ingeniería meticulosa y un alto grado de experticia en la materia para diseñar un extractor de características que transformara los datos originales, tales como los valores de los píxeles de una imagen, en una representación interna adecuada o vector de características. Este vector de características se utiliza posteriormente por el subsistema de aprendizaje, frecuentemente implementado como un clasificador, para la detección o clasificación de patrones en la entrada (LeCun *et al.*, 2015).

El aprendizaje profundo, una rama del aprendizaje automático, ha ayudado a superar esta limitación, ya que tiene la capacidad de operar en grandes volúmenes de datos; extrae características de los datos brutos mediante el uso de múltiples capas para identificar diferentes aspectos relevantes para los datos de entrada, gracias a los avances de hardware en computadoras. Incluyen las técnicas de red convolucional, neuronal recurrente y neuronal profunda (Kumar *et al.*, 2021).

El aprendizaje profundo capacita a un sistema computacional para llevar a cabo tareas de manera similar a los seres humanos, tales como el reconocimiento del habla, la identificación de imágenes y la formulación de predicciones. En vez de estructurar los datos para que sean procesados mediante ecuaciones predeterminadas, se establecen parámetros fundamentales relacionados con los datos y entrena a la computadora para que aprenda por cuenta propia reconociendo patrones mediante el uso de muchas capas de procesamiento (SAS, 2025).

2.1.1 Tipos de aprendizaje

El aprendizaje se puede realizar de tres formas principales: aprendizaje supervisado, aprendizaje no supervisado y aprendizaje por refuerzo. Es relevante señalar que la semántica del término 'aprendizaje' en este contexto se refiere a la capacidad de las máquinas para identificar un modelo matemático que

contribuya de manera óptima al cumplimiento de los objetivos establecidos. El modelo se obtiene de datos, que pueden ser audios, imágenes, documentos y más información digital. El aprendizaje se refiere a una técnica que permite el análisis de datos y la identificación de patrones de manera autónoma, sin la intervención de un ser humano (Kim, 2017).

En el aprendizaje supervisado, se proporciona un gran conjunto de ejemplos de entrenamiento con respuestas correctas (objetivos) y, en base a este conjunto de entrenamiento, el algoritmo se generaliza para responder correctamente (con un alto grado de precisión) a todas las entradas posibles; A esto también se le llama aprender con el ejemplo. La entrada se toma de una colección de datos y son un par (datos: x , etiqueta: y) y el objetivo es generar una predicción para y . La entrada x puede ser un vector de función o una imagen, un documento o algo más complejo, la salida debe ser preanalizada (etiquetada). Esta salida puede ser una etiqueta binaria o multidimensional, es decir, también existe una clasificación multiclase donde se toma de un conjunto de etiquetas, no solo binaria (Arevalo, 2024).

El marco del aprendizaje supervisado se define es la clasificación, que se utiliza para prever a qué categoría pertenece un punto particular, empleando variables discretas, y regresión, que se utiliza para anticipar valores continuos (Figura 2.2).

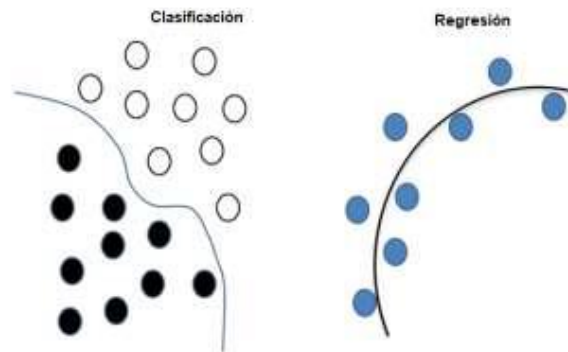


Figura 2.2 Aprendizaje supervisado: Clasificación y regresión.

Fuente: Arévalo, (2021).

En el contexto del aprendizaje no supervisado, las entradas se presentan sin etiquetas, lo que lleva al algoritmo a realizar la identificación de patrones de manera similar al funcionamiento del cerebro humano. El enfoque estadístico en el contexto del aprendizaje no supervisado se denomina estimación de densidad o distribución de probabilidad subyacente desconocida. El objetivo del aprendizaje no supervisado consiste en construir una representación lineal o una distribución de los datos que facilite la identificación de ciertas estructuras subyacentes en los mismos (Figura 2.3). Los enfoques más prevalentes incluyen el agrupamiento jerárquico, el agrupamiento k-means, los modelos mixtos gaussianos (GMMs), los mapas de autoorganización (SOMs) y los modelos

ocultos de Markov (HMMs). Se establece que, considerando un conjunto de datos adecuadamente entrenados, al introducir un dato desconocido como entrada, el modelo de aprendizaje automático debería clasificarlo en el grupo correspondiente (cluster) (Álvarez, 2022).

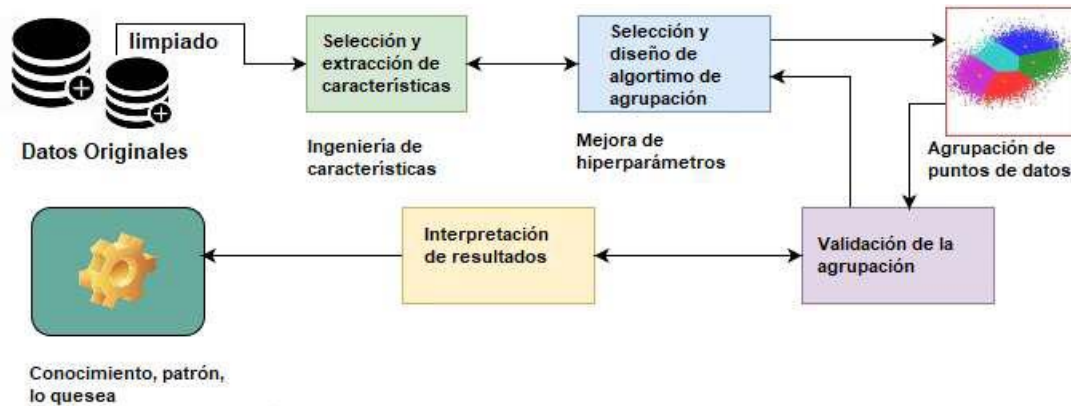


Figura 2.3. Flujo de trabajo para el aprendizaje no supervisado

Fuente: Arévalo, (2021).

El aprendizaje por refuerzo representa un enfoque intermedio entre el aprendizaje supervisado y el aprendizaje no supervisado, en el cual la adquisición de conocimientos se produce mediante la retroalimentación derivada de la interacción con el entorno. El algoritmo señala cuando la respuesta es errónea, sin embargo, no proporciona directrices sobre cómo llevar a cabo la corrección. Es necesario que se involucre en la exploración y evaluación de diversas alternativas hasta arribar a la solución adecuada. El aprendizaje por refuerzo es ocasionalmente referido como aprendizaje con un crítico, en virtud de la función de supervisión que desempeña al evaluar la respuesta, aunque no proporciona recomendaciones para la mejora. El aprendizaje por refuerzo se emplea en situaciones donde se dispone de un gran volumen de datos de entrada, de los cuales únicamente una fracción cuenta con etiquetas de salida (Arévalo, 2021).

2.2 Tipos de redes neuronales

Las redes neuronales se modelan como colecciones de neuronas que están conectadas en un gráfico acíclico. En otras palabras, las salidas de algunas neuronas pueden convertirse en entradas para otras neuronas. No se permiten ciclos ya que eso implicaría un bucle infinito en el avance de una red. Algunas de ellas son las siguientes:

- La red neuronal profunda (DNN) es una red de neuronas artificiales con múltiples capas ocultas. que aprenden patrones complejos y abstractos de grandes cantidades de datos. La "profundidad" se refiere a la presencia de varias capas de procesamiento que extraen características de la entrada,

desde las más básicas hasta las más complejas. La capacidad para procesar datos no estructurados las hace útiles en reconocimiento de voz, traducción automática y detección de fraudes; su uso ha crecido gracias a la mejora del hardware como las GPUs (Mercier, 2025).

- Una red neuronal recurrente (RNN) es un tipo de red que incorpora conexiones recurrentes, lo que significa que la salida de una neurona en un momento dado se utiliza como entrada para otra neurona en el siguiente instante. Esta estructura permite que la red capture dependencias temporales y patrones secuenciales, y maneja los datos de forma secuencial. Además, presentan la característica distintiva de conservar una memoria de entradas previas (Mienye *et al.*, 2024).
- La red neuronal Convolutiva (CNN) es inspirada en el sistema visual humano, diseñada para procesar datos con una estructura de cuadrícula como las imágenes, para identificar patrones visuales con el fin de reconocer objetos, clases y categorías; utilizando capas convolucionales, de submuestreo (agrupación) y totalmente conectadas para extraer jerarquías de características complejas de manera eficiente (MathWorks, 2025).

2.3 Redes neuronales convolucionales

En el contexto de las redes neuronales convolucionales, las capas iniciales de la arquitectura son responsables de la identificación de características generales de los datos de entrada, mientras que las capas posteriores se centran en la extracción de características más específicas. A medida que se incrementa el número de capas en un modelo, se observa una capacidad superior para aprender detalles más complejos (patrones), pero esto puede llevarlo a un sobreajuste (Goodfellow *et al.*, 2016).

La capa convolutiva aplica un conjunto de filtros aprendibles (kernels) a los datos de entrada para generar un mapa de características. El filtro puede ser conceptualizado como una matriz de coeficientes que se aplica a cada uno de los elementos de la entrada con el objetivo de calcular una media ponderada de dichos valores, donde las ponderaciones corresponden a los elementos de la matriz del filtro (Bueno *et al.*, 2015). El resultado de una operación de convolución para un filtro k dado, en forma matemática se expresa como (Mienye y Swart, 2024):

$$f_k(x, y) = \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \omega_{i,j} x_{(i+x), (j+y)} + b \quad (2.1)$$

Donde x es una imagen de entrada, $\omega_{i,j}$ representa los pesos del filtro, b es el término del sesgo y $f_k(x, y)$ es el mapa de características resultante. Las capas de agrupación realizan un submuestreo a los mapas de características para reducir su dimensionalidad, lo que ayuda a prevenir el sobreajuste y reduce la

complejidad computacional. Esto se logra tomando el valor máximo (o promedio) en cada revisión del mapa de características (Mienye y Swart, 2024).

$$p(x, y) = \max_{i=0}^{m-1} \max_{j=0}^{n-1} f(x + i, y + j) \quad (2.2)$$

Las CNN en la agricultura es utilizado para la detección de plagas y enfermedades (Hernández y Sánchez, 2022), predicción de rendimiento (Nevavuori *et al.*, 2019), clasificación de uso del suelo y vegetación (Montiel *et al.*, 2022). En términos de seguridad alimentaria, la inocuidad alimentaria y la predicción de riesgos, es muy importante y la CNN está aportando estudios para la detección factores que pueden poner en riesgo la salud pública; factores que se analizan por métodos tradicionales como la detección física, análisis químico y tecnologías de detección biológica (Ding *et al.*, 2025).

Dependiendo la tarea a realizar, son los modelos que se generan o entrenan con base de datos específicos, ya sea para clasificación o detección (Naranjo *et al.*, 2020); donde se pueden usar software. Sumado a la seguridad alimentaria, la demanda en la calidad de las frutas ha aumentado significativamente, por seguridad y nutrición por parte de los consumidores (Kannan *et al.*, 2023).

2.4 Importancia del café en el mundo y México

2.4.1 Contexto histórico

Meyers escribe en la revista New Partisan, el café es una bebida que desde la fruta hasta la bebida contiene una historia de intriga y suspenso, donde se presentan argumentos que se pueden sustentar y otras que solo pueden ser charlas de una tarde de café. Desde el descubrimiento de la bebida hasta del cómo se prepara, todo relacionado a los efectos que provoca en el organismo de quien lo consume (Meyers, 2005).

Su origen es incierto, existe la hipótesis que lo remonta a Etiopía durante el siglo XI, al oriente de África. Posteriormente, se propago hacia Egipto y Yemen, donde los granos de café fueron tostados y molidos por primera vez a comienzos del siglo XV (Pérez, 2013). Para el siglo XVI, su difusión se había extendido por el resto del Medio Oriente, así como por Persia, Turquía y el norte de África (Pendergrast, 2007). Posteriormente, el café se extendió en Italia y en el resto de Europa, llegando a Indonesia; además, en el siglo XVIII, los holandeses lo introdujeron en América (Gallini, 2006; FNC, 1958).

En México, lo más acertado es que los arbustos del café llegaron en el siglo XVIII procedentes de Martinica o de las Antillas; probablemente las primeras matas se plantaron en Acayucan y Ahualulco, el cultivo del café para fines comerciales se inició en 1795 y fue local; principalmente para la clase privilegiada (Pérez, 2013; Domínguez, 2008).

A lo largo del siglo XX, alcanzó su importancia histórica principalmente en el período posterior a la Segunda Guerra Mundial, cuando se creó el Instituto

Mexicano del Café (INMECAFE) en el marco de Convenios Internacionales. Este desarrollo facilitó el surgimiento de México como un productor destacado en el escenario mundial y al café, como la mercancía agrícola de mayor relevancia para el sector exportador mexicano. INMECAFE acopiaba la producción nacional y se establecía como único comercializador nacional, debido a su mal manejo trajo graves consecuencias, al no tener control en la calidad de las distintas regiones productoras; esto dio lugar al envío de granos de calidad bastante pobre como consecuencia de inadecuadas prácticas de producción, lo que constituyó una violación de los estándares establecidos. Esta situación tuvo un impacto notable en el precio, afectando la percepción del café mexicano y siendo acreedor a penalizaciones en el precio que se mantuvieron vigentes en el mercado internacional hasta la primera década del siglo XXI (CEDRSSA & Camara de Diputados, 2018).

2.4.2 Especies cultivadas

El café se clasifica es uno los cultivos de más reciente introducción, y pertenece al género de las Rubiáceas, que comprende aproximadamente 30 especies. Entre estas, se destacan especialmente la *Coffea arabica*, la *Coffea canephora* (comúnmente conocida como Robusta) y la *Coffea liberica* (Krishnan, 2017). De la producción mundial, el café libérica es inferior al 1%, el arábico representa más del 60% y el canephora representa el resto (Rojo, 2014; SAGARPA, 2017).

2.4.2.1 Robusta

Coffea canephora, comúnmente conocida como robusta debido a la resistencia inherente de la planta, fue identificada por primera vez en el antiguo Congo Belga durante el siglo XIX. Se ha determinado que esta especie es originaria de los bosques tropicales ubicados en la región de la media luna del Lago Victoria en Uganda. Fue introducido en el sudeste asiático en 1900, tras la devastación de los cultivos de café arábica en Ceilán debido a la enfermedad conocida como roya de la hoja (leaf rust) en 1869, así como la mayor parte de las plantaciones de café de baja altitud en Java en 1876 (Campuzano et al., 2021). Se cultiva en regiones de África Occidental y Central, así como en diversas localidades del sudeste asiático y en ciertas áreas de América del Sur, incluyendo Brasil, donde es denominado Conillon (CCI, 2022).

2.4.2.2 Arabica

Según el informe de World Coffee Research de 2020, existen numerosas variedades de café Arábica que son cultivadas de manera extensiva a nivel mundial, cada una de las cuales presenta características únicas en términos de rendimiento y adaptabilidad a las condiciones locales. La noción de variedad se refiere a un grupo de individuos que presentan similitudes entre sí y que, debido a sus características morfológicas y comportamentales, pueden ser diferenciados de otros grupos de plantas dentro de la misma especie. La World Coffee Research ofrece un catálogo que proporciona información crítica y esencial para los productores de café, con el objetivo de facilitar su proceso de toma de

decisiones respecto a la variedad de café más adecuada para sus circunstancias específicas. Entre las variedades que se destacan se encuentran las siguientes (WCR, 2020; Anacafé, 2016; Martinez, 2010).

- **Typica.** Uno de los cafés más significativos tanto desde una perspectiva cultural como genética de C. Cultivo de Arábica a nivel mundial, distinguiéndose por su alta calidad en Centroamérica. La variedad presenta una elevada susceptibilidad a la roya y a otras enfermedades, lo que la establece como un estándar de referencia para la caracterización de otras variedades, siendo reconocida como la variedad patrón o tipo. Además, se destaca por su adecuada adaptación a condiciones climáticas más frías y su alta calidad organoléptica.
- **Borbón.** Esta variedad se clasifica como una mutación recesiva que se origina en la isla de la Reunión. El arbusto presenta un tamaño más compacto y una forma cilíndrica en comparación con la variedad Typica; además, exhibe una vegetación más densa debido a la abundancia de ramificaciones de los nudos cortos. Las hojas nuevas muestran una coloración verde claro, a diferencia de lo que se observa en la variedad criollo. Las dimensiones del fruto y la semilla son menores en comparación con las de la variedad Typica. Reconocido por la alta calidad de su bebida a mayores altitudes, presenta vulnerabilidad a diversas enfermedades y muestra un rendimiento intermedio.
- **Bourbon.** Rendimiento moderado, con un notable potencial de taza y una predisposición a las enfermedades más prevalentes. Se adapta a elevaciones intermedias en relación con el nivel del mar. Se puede observar con frecuencia en Ruanda y Burundi.
- **Caturra.** Se clasifica como una mutación de la variedad Bourbon y se distingue por su tamaño compacto, su morfología redondeada y sus entrenudos breves, tanto en el tallo como en las ramas. Su capacidad de producción adecuada y su tamaño reducido facilitan elevados rendimientos por unidad de superficie en condiciones de manejo intensivo. Las hojas presentan una mayor amplitud y una coloración más intensa en comparación con la variedad Bourbon, mientras que sus frutos y semillas son similares. La calidad en términos de taza es buena, exhibiendo una susceptibilidad significativa a las enfermedades al tiempo que demuestra un desempeño satisfactorio.
- **Catuaí.** Originario de Brasil, este híbrido interespecífico es resultado del cruce entre Mundo Novo y Caturra. Fue desarrollado por el Instituto Agronómico de Campinas en Brasil en 1949. El café es de alto rendimiento, se cultiva en la región del Soconusco, Chiapas; así como en el estado de Puebla, México. Una planta de dimensiones reducidas que presenta un prometedor potencial de producción y estándares de calidad en la región de Centroamérica.
- **Mundo Novo.** Es una cruce natural con la variedad Typica, conocida como Sumatra y la variedad Bourbon. Una planta de alto porte, caracterizada por su vigor y productividad, presenta una buena calidad en taza. Sin embargo,

es susceptible a la roya; su relevancia en la caficultura de Brasil es significativa, aunque su cultivo es limitado en las regiones de Centroamérica y el Caribe.

- Garnica. Se trata de un híbrido resultante del cruce entre las variedades Mundo Novo y Caturra, el cual fue desarrollado en México por el Instituto Mexicano del Café (INMECAFE) en el año 1960. Se caracteriza por su tamaño compacto, alto rendimiento y un vigor extraordinario.
- Maragogipe. La calidad de la bebida en América Central varía de buena a muy buena; sin embargo, es altamente susceptible a la roya. Productividad muy baja, presenta hojas de dimensiones considerables, internudos elongados y frutos de notable tamaño.

2.4.3 Producción mundial y nacional

El café representa uno de los productos esenciales de origen tropical y ofrece ventajas económicas a lo largo de cada fase de la cadena de valor global que conecta a los productores con los consumidores. El sector del café desempeña un papel crucial en la economía de las naciones tanto exportadoras como importadoras. En los países productores, la agricultura del café sustenta los medios de vida de más de 25 millones de agricultores y sus familias. Se generan beneficios económicos para todos los actores involucrados en la cadena de valor a nivel global, incluyendo a los proveedores de materias primas, los tostadores, los comerciantes de productos, así como a aquellos que prestan servicios a estos y a otras partes interesadas (OIC, 2019).

El continente americano es la región con mayor superficie de producción actualmente (**Figura 2.4.** Regiones productoras de café y su importancia en la producción de café verde.Figura 2.4), donde Brasil es el país productor de más importancia a nivel internacional (Rodrigues y Florêncio, 2019).

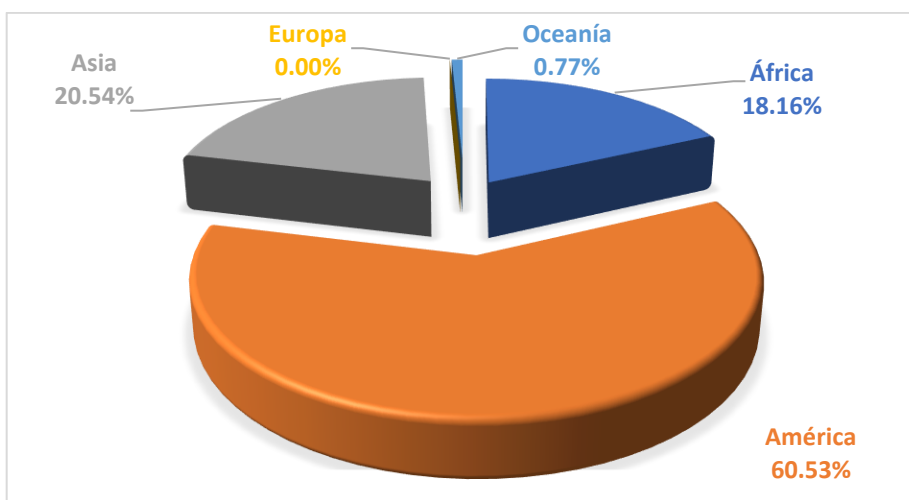


Figura 2.4. Regiones productoras de café y su importancia en la producción de café verde.

Fuente: Elaboración propia con datos de FAOSTAT y SIAP, 2022.

En los últimos 15 años, Brasil, Vietnam y Colombia han aportado aproximadamente el 55 % de la producción mundial de café, con participaciones del 32–34 %, 12–13 % y 8–9 %, respectivamente; respecto a los demás países (Figueroa *et al.*, 2019). Dentro de los cuales Vietnam ha venido incrementando su producción de manera considerable a través de los años que puede atribuirse a un incremento de superficie cultivada, Brasil y Colombia se han mantenido con pequeñas variaciones, las cuales pueden depender de factores climáticos y la variación en la superficie cultivada (Figura 2.5).

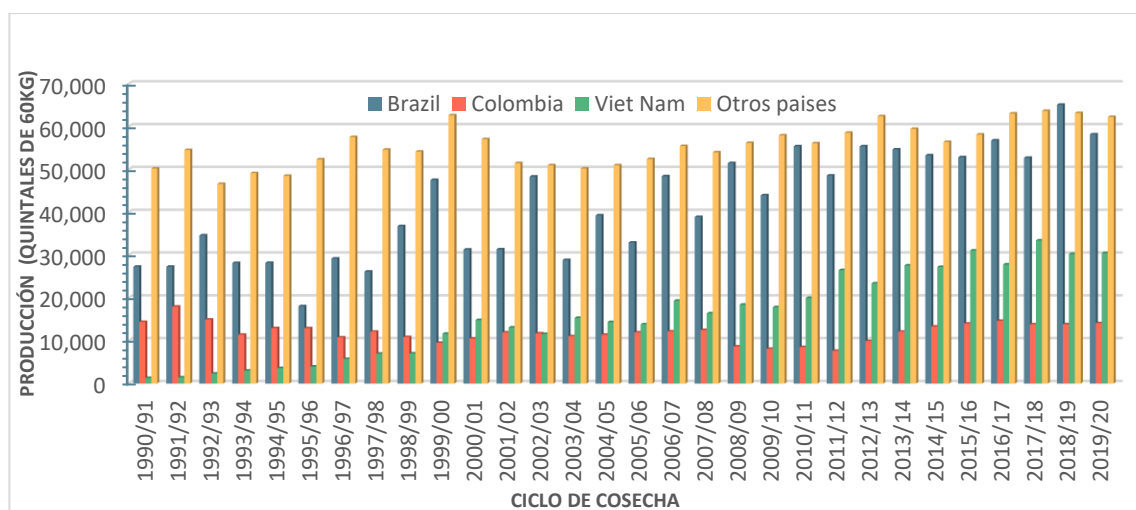


Figura 2.5. Comparación de la producción mundial respecto a los países más productores.

Fuente: Elaboración propia con datos de la OIC, 2022.

El factor predominante en el crecimiento fue el incremento del consumo en las economías en desarrollo y en las naciones productoras de café. La demanda en mercados tradicionales que previamente presentaban un alto consumo per cápita se ha visto fortalecida por el aumento de segmentos de mercado de alto valor, como el café de especialidad. Esta tendencia ha sido impulsada, además, por innovaciones en el producto que introducen sabores novedosos y proporcionan mayor comodidad a los consumidores. El país que más producto consume de forma local es Brasil, le sigue Indonesia, Colombia y México (Figura 2.6).

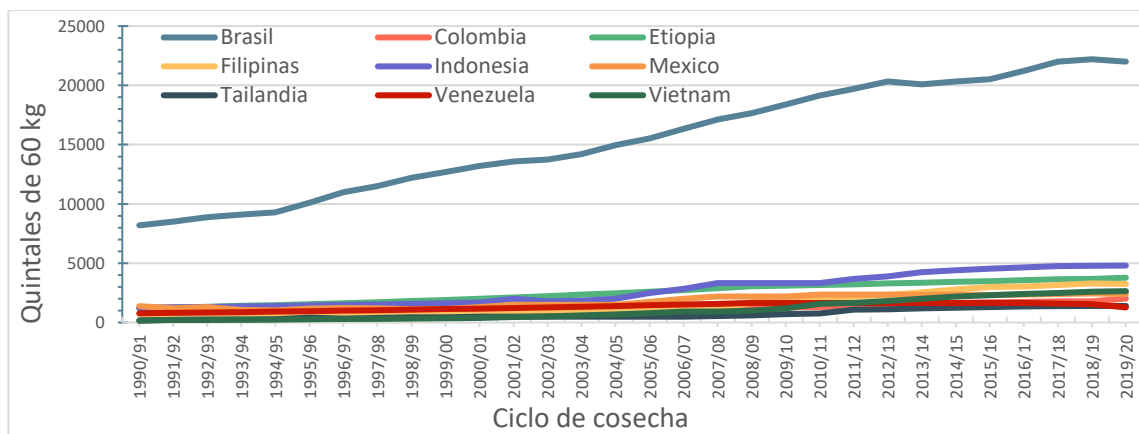


Figura 2.6. Países con mayor consumo de café nacional a través de los años.

Fuente: Elaboración propia con datos de la OIC, 2022

Con respecto a los países no productores con mayor consumo, que se puede inferir por la cantidad de quintales de 60 kg importados por año; históricamente el país que más consume es Estados Unidos, en segundo lugar, esta Alemania y en los últimos años Italia tiende a importar más (**Figura 2.7**).

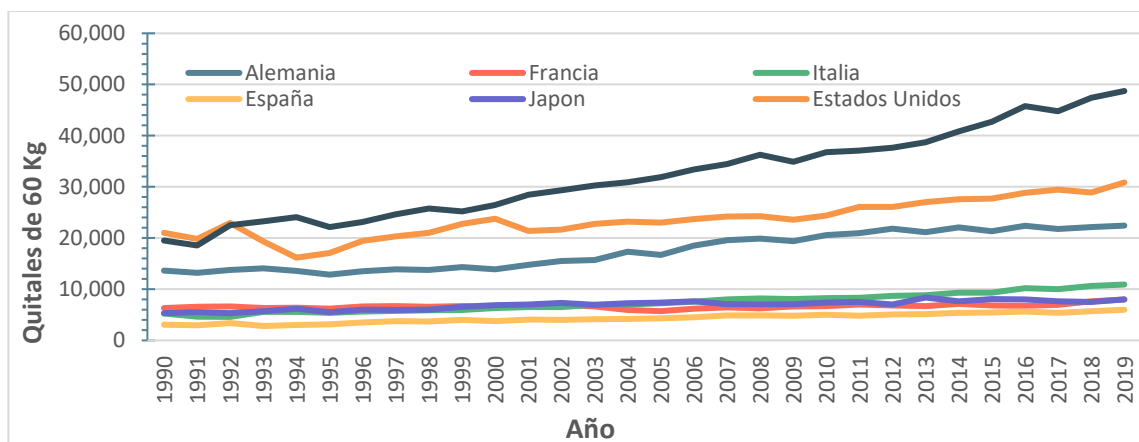


Figura 2.7. Países con mayor importación de café a través de los años.

Fuente: Elaboración propia con datos de la OIC, 2022

A nivel nacional, el estado de Chiapas cuenta con la mayor superficie cultivada y por ende ocupa el primer lugar en producción con un rendimiento de 2.45 toneladas por hectárea; Veracruz ocupa el segundo lugar tanto en superficie como en producción con un promedio de rendimiento de 2.7. Oaxaca tiene el tercer lugar en superficie sembrada, pero en producción se encuentra en el tercer lugar; implicando una productividad baja de 1.44, por debajo del promedio nacional que es de 1.70; Puebla, por el contrario, es el cuarto en superficie y tercero en producción con una productividad de 3.82, implicando que el rendimiento por hectárea es superior al de los primeros lugares (**Figura 2.8**).

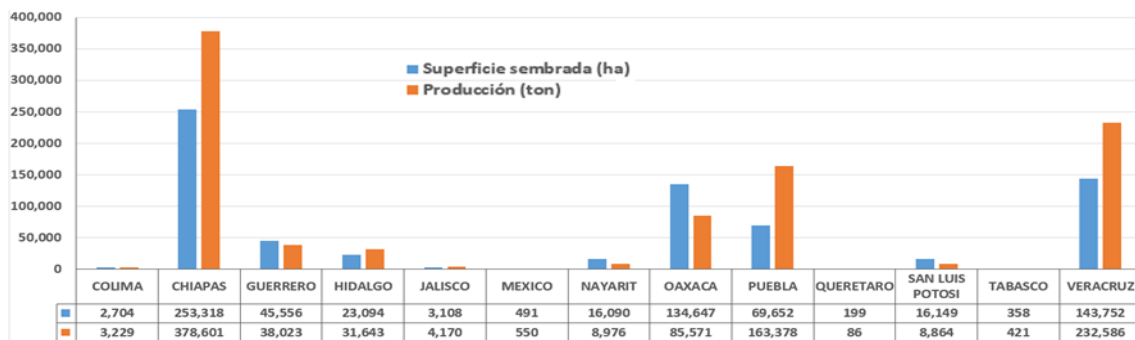


Figura 2.8. Estados productores de café en el país, en el año 2020.

Fuente: Elaboración propia con datos del SIAP, 2022.

La importancia del café para México se ve reflejado con el incremento de su consumo de forma local y por su producción en los estados como Chiapas, Oaxaca, Veracruz y Puebla (Figura 2.6 y Figura 2.8). La importancia a nivel continente es tanta que ocupamos el primer lugar (Figura 2.4), donde resaltan los países de Brasil y Colombia (Figura 2.5); su consumo se hace cada vez más popular tanto en regiones productoras como en regiones consumidoras y se sigue expandiendo a lugares que culturalmente no las consumían (Figura 2.6 y Figura 2.7). Con la introducción del término, café de alta especialidad; México tiene grandes oportunidades, ya que se encuentra ubicado orográficamente, dentro de una región donde se produce un café de buena calidad.

2.5 Literatura citada

- Alpaydin, E. (2014). Introduction to Machine Learning, (Fourth edition ed.). Cambridge, Massachusetts: MA: The MIT Press.
- Anacafé. (2016). Guía de variedades de café. Guatemala: Primera Edición. Obtenido de <https://www.anacafe.org/uploads/file/9a4f9434577a433aad6c123d321e25f9/Guía-de-variedades-Anacafé.pdf>
- Arevalo, M. D. (2024). Clasificación de fruto del durazno mediante redes neuronales convolucionales. Texcoco, Estado de México: Universidad Autónoma del Estado de México. Obtenido de <http://hdl.handle.net/20.500.11799/140158>
- Bueno, G., Espinosa, J. L., Serrano, I., Deniz, O., Salido, J., & Vállez, N. (2015). Learning Image Processing with OpenCV. Birmingham, UK: Packt Publishing Ltd. <https://cl72.org/090imagePLib/books/Garcia,Suarez-Learning-Image-Processing-with-OpenCV.pdf>
- Campuzano, L. F., Herrera, J. C., Ged, C., & Blair, M. W. (2021). Bases for the Establishment of Robusta Coffee (*Coffea canephora*) as a New Crop for

- CCI, (. d. (2022). La Guía del Café. Ginebra, Suiza: Cuarta edición. Obtenido de https://www.intracen.org/sites/default/files/media/file/media_file/2022/06/29/itc_coffee_4th_report_20211029_es_web.pdf
- CEDRSSA, C. d., & Camara de Diputados, L. L. (2018). El Café en México: Diagnóstico y perspectiva. CD México: Palacio Legislativo de San Lázaro.
- De Raedt, L., & Kimmig, A. (2015). Probabilistic (logic) programming concepts. *Machine Learning*, 1(100), 5-47. doi:<https://doi.org/10.1007/s10994-015-5494-z>
- Ding, H., Hou, H., Wang, L., Cui, X., Yu, W., & Wilson, D. I. (2025). Application of Convolutional Neural Networks and Recurrent Neural Networks in Food Safety. *Foods*, 14(2), 1-37. doi:<https://doi.org/10.3390/foods14020247>
- Domínguez, E. (2008). El Café de México en el Mundo. Instituto tecnológico y de estudios superiores de monterrey, Escuela de graduados en administración y política públicas, Campus ciudad de México. Cd. México, México: Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores Monterrey.
- El Naqa, I., & Murphy, M. J. (2015). What Is Machine Learning? En I. El Naqa, M. J. Murphy, & R. Li, *Machine Learning in Radiation Oncology* (págs. 3-11). Springer, Cham. doi:https://doi.org/10.1007/978-3-319-18305-3_1
- Figueroa, E., Pérez, F., Godínez, L., & Perez, R. (2019). Los precios de café en la producción y las exportaciones a nivel mundial. *Revista Mexicana de Economía y Finanzas Nueva Época*, 14(1), 41-56. doi:<https://doi.org/10.21919/remef.v14i1.358>
- FNC, F. N. (1958). Manual del café Colombiano. Bogotá, Colombia.: Editorial ARGRA Ltda.
- Gallini, S. (2006). Empresarios Antioqueños en la historia del café en Guatemala. *Anuario Colombiano de Historia Social y de la*(33), 247-285. doi:ISSN: 0120-2456
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press.
- Hernández, D. L., & Sánchez, J. P. (2022). Redes neuronales convolucionales para el reconocimiento de imágenes con presencia de cenicilla polvorienta en cultivos de tomate. *Programación Matemática y Software*, 14(3), 21-28. doi:<http://dx.doi.org/10.30973/progmat/2022.14.3/3>
- Kannan, A., Mohammed, s. A., Udhayanithi, D., & Venkataraman, A. (2023). Automatic Fruit Quality Inspection System Using Image Processing.

- International Journal of Scientific Research in Science, Engineering and Technology, 10(4), 1-8. doi: <https://doi.org/10.32628/IJSRSET23103177>
- Kim, P. (2017). MATLAB Deep Learning; With Machine Learning, Neural Networks and Artificial Intelligence. Seoul, Korea: Apress. doi:10.1007/978-1-4842-2845-6
- Krishnan, S. (2017). Sustainable Coffee Production. *Environmental Science*, 1-34. doi:10.1093/acrefore/9780199389414.013.224
- Kumar, R., Sandesh, G. Y., & Pathak, H. (2021). The Understanding of Deep Learning: A Comprehensive Review. *Mathematical Problems in Engineering*, 1(1), 1-15. doi: <https://doi.org/10.1155/2021/5548884>
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*(521), pages436–444. doi:<https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Lindín, C. (2023). Estrategias para la incorporación de la inteligencia artificial en educación a partir de ChatGPT: Oportunidades y dilemas para profesorado, alumnado e investigación-publicación. *Dedacticae*, Universitat de Barcelona, 1(15), 1-24. doi:10.1344/did.43107
- Martinez, R. (2010). Diagnóstico de sistemas de producción de café (Coffe Arabica I.) En San Juan Metaltepec Mixe, Oaxaca. Saltillo, Coahuila, México: Universidad Autonoma Agraria Antonio Narro.
- MathWorks. (12 de 09 de 2025). Redes neuronales convolucionales. Obtenido de <https://la.mathworks.com/discovery/convolutional-neural-network.html>
- Mercier, M. (24 de 09 de 2025). ¿Qué es una red neuronal profunda? Obtenido de <https://botpress.com/es/blog/deep-neural-network>
- Meyers, H. (2005). "Suave Molecules of Mocha" Coffee, Chemistry, and Civilization. 1(1).
- Mienye, I. D., & Swart, T. G. (2024). A Comprehensive Review of Deep Learning: Architectures, Recent Advances, and Applications. *Information*, 15(12), 1-45. doi:<https://doi.org/10.3390/info15120755>
- Mienye, I. D., Swart, T. G., & Obaido, G. (2024). Recurrent Neural Networks: A Comprehensive Review of Architectures, Variants, and Applications. *Información*, 15(9), 1-34. doi:<https://doi.org/10.3390/info15090517>
- Mitchell, J. B. (2014). Machine learning methods in chemoinformatics. *Wires: Computational Molecular Science*, 4(5), 468-481. doi: <https://doi.org/10.1002/wcms.1183>
- Montiel, R., Bolaños, M. A., Macedo, A., Rodríguez, A., & López, A. (2022). Clasificación de uso del suelo y vegetación con redes neuronales

- convolucionales. *Revista mexicana de ciencias forestales*, 13(74), 1-23. doi:<https://doi.org/10.29298/rmcf.v13i74.1269>
- Naranjo, J., Mora, M., Hernández, R., Barrientos, R. J., Fredes, C., & Valenzuela, A. (2020). A Review of Convolutional Neural Network Applied to Fruit Image Processing. *Applied Sciences*, 20(10), 1-31. doi:<https://doi.org/10.3390/app10103443>
- Nevavuori, P., Narra, N., & Lipping, T. (2019). Crop yield prediction with deep convolutional neural networks. *Computers and Electronics in Agriculture*, 163(1), 1-9. doi:<https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104859>
- OIC, O. I. (2019). Informe de la OIC sobre desarrollo cafetero. Londres: Ministerio Federal de Cooperación Económica y Desarrollo de Alemania.
- Pendergrast, M. (2007). *Uncommon grounds: The history of coffee and how it transformed our world*. New York: Basic Books.
- Pérez, P. (2013). Los siglos XIX y XX en la cafeticultura. *Revista de Historia*(67), 159-199. doi:ISSN: 1012-9790
- Restrepo, B. J., Alvarez, M., & Henao, R. (2007). Comparación entre enfoques generativos y discriminativos para la clasificación de eventos sísmicos. *Scientia Et Technica*, 13(37), 109-114. Obtenido de <https://www.redalyc.org/pdf/849/84903719.pdf>
- Rodrigues, C., & Florêncio, L. (2019). Chapter 1 - Global coffee market: Socio-economic and cultural dynamics. *Consumer Science and Strategic Marketing Series*, 3-19. doi:<https://doi.org/10.1016/B978-0-12-814721-4.00001-9>
- Rojo, E. (2014). Café I (G. Coffea). *Reduca (Biología). Serie Botánica*, 7(2), 113-132. doi:ISSN: 1989-3620
- SAGARPA, S. d. (2017). Planeación Agrícola Nacional 2017-2030, Café Mexicano. CD México: SAGARPA. Obtenido de https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/256426/B_sico-Caf_.pdf
- SAS. (15 de 10 de 2025). Deep Learning. Obtenido de https://www.sas.com/es_mx/insights/analytics/deep-learning.html
- Shinde, P. P., & Shah, S. (2018). A Review of Machine Learning and Deep Learning Applications. Fourth International Conference on Computing Communication Control and Automation (ICCUBEA), Pune, India, 1(1), 1-6. doi:10.1109/ICCUBEA.2018.8697857
- WCR, (. C. (2020). 2020 Annual Report: Ensuring the future of coffee. Portland, OR: World Coffee Research. Obtenido de <https://worldcoffeeresearch.org/es/resources/2020-annual-report>

3. ENFOQUE DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA CADENA DE VALOR DEL CAFÉ: ANÁLISIS BIBLIOMÉTRICO

Ausel Horacio Gutiérrez-Méndez¹, Carlos Alberto Villaseñor-Perea^{1*}, Gilberto de Jesús López-Canteñs¹, Arturo Mancera-Rico², Ramon Arteaga-Ramírez¹.

¹Posgrado de Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua. Universidad Autónoma Chapingo. Carretera México-Texcoco. Km. 38.5, Chapingo, Texcoco, Edo. de México. C. P. 56230. México.

²Departamento de Fitomejoramiento. Universidad Autónoma Agraria Antonio Narro. Calzada Antonio Narro, 1923, Colonia Buenavista. 25315, Saltillo, Coahuila, México.

*Autor para correspondencia: cvillasenorp@chapingo.mx

3.1 Resumen

Este estudio tiene como objetivo realizar un análisis bibliométrico sobre el estado del arte en Scopus y Lens, en la aplicación de la inteligencia artificial (IA) en la cadena de valor del café, identificando tendencias, aplicaciones y vacíos de investigación; utilizando las palabras claves de artificial, visión y Coffee; utilizando Excel y VOSviewer para la construcción de cuadros y mapas semánticos. Se analizaron 45 artículos en Scopus y 1,582 en Lens, descartando 15 y 1530 por no cumplir con los objetivos; existe un crecimiento gradual en publicaciones a partir del 2016 con estudios en cosecha, bebida, comercio, clima, cultivo y tueste; los últimos dos, son los más estudiados por la IA actualmente, no existen estudios especializados en clasificación de la cereza de café y no se encontraron investigaciones en la parte de fermentación. Los artículos más citados son en aprendizaje profundo en el control de calidad, del autor Diclehan con 255 citas y en detección de plagas con 102 citas del autor Tassis; Springer Science and Business Media LLC y Elsevier B.V. son las editoriales más mencionadas con 412 y 141 citas. La IA, se está consolidando como una herramienta para el desarrollo de innovaciones que mejoren la eficiencia, calidad y sostenibilidad de la cadena de valor del café.

Palabras claves: Producción, calidad, comercio, Deep learning, segmentación, Redes neuronales.

Tesis de Doctorado en Ingeniería

Posgrado en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua, Universidad Autónoma Chapingo

Autor: Ausel Horacio Gutiérrez Méndez

Director de Tesis: Dr. Carlos Alberto Villaseñor Perea

Enviado: Revista Latinoamericana de Ciencias Agrarias (RLCA). Estatus: Revisión.

3.2 Abstrac

This study aims to conduct a bibliometric analysis of the state of the art in Scopus and Lens on the application of AI in the coffee value chain, identifying trends, applications, and research gaps; using the keywords artificial, vision, and coffee; using Excel and VOSviewer to construct semantic tables and maps. Forty-five articles were analyzed in Scopus and 1,582 in Lens, discarding 15 and 1,530 for not meeting the objectives. There has been a gradual increase in publications since 2016, with studies on harvesting, beverages, trade, climate, cultivation, and roasting. The latter two are currently the most studied by AI. There are no specialized studies on coffee cherry classification, and no research was found on fermentation. The most cited articles are on deep learning in quality control, by author Diclehan with 255 citations, and on pest detection with 102 citations by author Tassis. Springer Science and Business Media LLC and Elsevier B.V. are the most mentioned publishers with 412 and 141 citations, respectively. AI is establishing itself as a tool for developing innovations that improve the efficiency, quality, and sustainability of the coffee value chain.

Keywords: Production, quality, trade, deep learning, segmentation, neural networks.

3.3 Introducción

La agricultura digital se consolida como una estrategia clave para mejorar la productividad y sostenibilidad mediante decisiones más precisas y eficientes. En este contexto, la inteligencia artificial permite integrar sistemas inteligentes capaces de predecir rendimientos, detectar enfermedades y optimizar el uso de insumos (Cabrera *et al.*, 2024). Esta disciplina busca desarrollar máquinas que emulen la percepción y respuesta de los seres vivos, mediante el análisis de imágenes y videos apoyado en campos como la matemática, física, la ingeniería y la computación (García y Caranqui, 2015).

El aprendizaje automático es parte de esta disciplina, permite a los sistemas aprender de los datos sin programación explícita, destacando las redes neuronales y el aprendizaje profundo por su capacidad de abstraer información a través de bajo y alto nivel de abstracción de los datos, que se conoce como aprendizaje profundo (Pan, 2024; Arévalo *et al.*, 2021; Centeno, 2019). Su eficiencia depende tanto del modelo como del hardware y software utilizados, condicionando con ello la velocidad y los costos de diseño (Ayala *et al.*, 2024)

En el ámbito agronómico, estas técnicas se aplican al rastreo, detección y clasificación automatizada de objetos, como granos, frutos, plagas y enfermedades, mediante la extracción no invasiva de características físicas (color, textura, tamaño) (Ayala, 2025; Balaska *et al.*, 2023; Sucari y Aroquipa, 2020; Russo *et al.*, 2018; Figueredo y Ballesteros, 2016); estas aplicaciones mejoran la eficiencia, reducen el trabajo manual y contribuyen a la sostenibilidad

al optimizar procesos y elevar la calidad de los productos agrícolas (Parraga y Coral, 2024; Olano, 2019; Larcher *et al.*, 2013).

El café, una de las bebidas más consumidas en el mundo y un pilar económico y sociocultural en países productores, enfrenta diversos desafíos a lo largo de su cadena de valor (Herrera y Zamora, 2025). La inteligencia artificial ofrece soluciones a estas problemáticas mediante la visión artificial y el aprendizaje automático, aplicándose desde el cultivo hasta la preparación de la bebida a través del análisis de imágenes, videos, datos climáticos y de mercado (García *et al.*, 2023; Liakos *et al.*, 2018). El creciente interés en este campo ha impulsado estudios bibliométricos que permiten identificar tendencias, enfoques y la evolución de la investigación sobre la aplicación de la IA en la caficultura (Rovelli *et al.*, 2022; Rivera *et al.*, 2021; Montero *et al.*, 2017).

Los estudios bibliométricos sobre el café abordan diversos enfoques, como factores culturales y económicos que influyen en su consumo, los impactos del cambio climático, la producción científica por país, los efectos en la salud y medio ambiente, entre otros (Abdelwahab *et al.*, 2024; Wang, 2024; Li *et al.*, 2024; Guadalupe, 2024). También se han desarrollado revisiones sobre la valorización de subproductos, la seguridad alimentaria, el uso de drones en el manejo del cultivo y estrategias de mitigación climática (Córdoba *et al.*, 2025; Liu *et al.*, 2023; Durán, *et al.*, 2021; Kremer *et al.*, 2020).

Los estudios bibliométricos utilizan la base de datos de Scopus, Web of Science, IEEE Xplore, Google Scholar, Scopus y SciELO con análisis en software de VOSviewer, Bibliometrix, CiteSpace y Biblioshiny; donde se expresa que lo más actual es la implementación de redes neuronales y visión artificial para el reconocimiento de patrones (Largo *et al.*, 2025; Marín y Duarte, 2025; Hernández *et al.*, 2024; Injante y Chamaya, 2024; Lopes *et al.*, 2023). Cada estudio aporta información relevante sobre la aplicación de la IA en distintas etapas de la cadena de valor del café; sin embargo, aún existen áreas que requieren mayor investigación. Este estudio tiene como objetivo realizar un análisis bibliométrico sobre el estado del arte en Scopus y Lens, en la aplicación de la IA en la cadena de valor del café, identificando tendencias, aplicaciones y vacíos de investigación.

3.4 Metodología

En esta revisión bibliométrica sobre la aplicación de la IA en la cadena de valor del café se utilizaron como fuentes, las bases de datos Scopus y Lens, por su alta cobertura temática y funcionalidad analítica; con un proceso de búsqueda estructurado mediante palabras clave seleccionadas estratégicamente, con base en descriptores normalizados y términos comúnmente utilizados en la literatura especializada, con la siguiente metodología adaptada de los autores Largo *et al.*, 2025, Santos *et al.*, 2023, Lopes *et al.*, 2023 y Rodríguez *et al.*, 2020.

3.4.1 Análisis bibliométrico

3.4.1.1 Criterios de búsqueda

En la determinación de las palabras claves para delimitar la investigación; se introdujeron los siguientes términos en inglés y sin entrecomillar para encontrar los registros con la expresión exacta: artificial, visión y coffee. Se modificó el orden de las palabras para determinar si existía cambios, en el número de publicaciones encontradas, manteniendo las demás condiciones de la búsqueda inicial. Para cada base de datos, se presentan las siguientes condiciones de búsqueda:

1. En Scopus:

Search documents*= artificial AND vision AND coffee. Search within= Article title,Abstract,Keywords.

2. En Lens:

Search documents*=(artificial AND vision) AND coffee. Search within= Scholarly Works.

Dado que la IA aplicada a la cadena de valor del café es reciente, no se establecieron rango de fechas. La búsqueda se realizó el 20 de noviembre del 2024 y se actualizó el 15 de enero 2025 para verificar cambios en el número de publicaciones, con los mismos criterios de búsqueda inicial.

3.4.1.2 Criterios para el análisis de los documentos

El total de artículos encontrados, se analizaron para eliminar los documentos que no cumplan con el objetivo de la investigación, de acuerdo con lo siguiente criterios:

- Eliminar los que no contenían las palabras seleccionadas en los campos de título, palabras clave y resumen.
- Eliminar documentos que ya no se encuentran disponibles para su lectura.
- Eliminar que tras su lectura no se ajustaban al área de investigación.

3.4.1.3 Análisis en software

En este artículo se analizó la producción científica anual, palabras claves, los documentos más citados, citación entre autores y las fuentes que más abordan el tema; de acuerdo con López *et al.*, 2019. La construcción de los mapas semántico se realizó con el software VOSviewer, para la construcción de gráficas y tablas, se utilizó Excel de Microsoft Office.

3.4.1.4 Análisis de las lecturas

Se analizó el contenido de los documentos, por medio de la lectura del resumen y en ciertos casos, el documento; en el análisis, se utilizaron las preguntas de investigación siguientes: ¿En qué etapa de la cadena de valor del café es implementado la IA? y ¿Para qué?, los artículos analizados fueron tanto de

acceso libre como restringido, los artículos restringidos se obtuvieron por medio del acceso institucional de la Universidad Autónoma Chapingo y Colegio de Posgraduados, campus Montecillos.

Las etapas de la cadena de valor pueden desglosarse de muchas maneras, todo va a depender de la experiencia o área de investigación. En este análisis bibliométrico, se analizará con base en las siguientes etapas:

- Cultivo. En este apartado se incluirán estudios de detección de plagas y enfermedades, determinación del rendimiento, fertilización, comportamiento del estado de maduración para determinar el punto exacto de cosecha.
- Cosecha. Aquí se incluyen estudios referentes al control de calidad en la cereza, que regularmente se hace por medio del color.
- Tueste. Abordamos el tema desde dos perspectivas; la primera es la clasificación del café verde, donde se eliminan los granos defectuosos conforme al Manual de Café de Especialidad y la segunda, la evaluación de la calidad de la torrefacción, mediante análisis físico y sensorial del grano tostado.
- Comercialización. En este apartado se analizaron los temas de transporte de los sacos de café y la parte del análisis económico, donde se analizan los precios actuales y se trata de predecir los precios futuros.
- Preparación de la bebida. En este apartado la IA, trata de predecir la calidad de la bebida y sus procesos de preparación.
- Clima. En este apartado se utilizan datos para tratar de determinar factores climáticos que afectan al cultivo.

3.5 Resultados

3.5.1 Análisis bibliométrico

3.5.1.1 Criterios de búsqueda

Aunque se varió el orden de las palabras, no existieron variaciones en la cantidad de documentos en los resultados de búsqueda. La búsqueda inicial nos ayudó a determinar la cantidad de artículos científicos y de congresos disponibles en cada una de las plataformas, acorde con las palabras claves, sin una revisión minuciosa del contenido de cada documento. En Scopus se encontraron documentos del tema entre 1992 hasta el 2024, mientras que en Lens se localizaron estudios de 1879 a 2024.

3.5.1.2 Criterios para el análisis de los documentos

En Scopus, se encontraron 45 artículos, de los cuales solo 30 están relacionados con el tema de revisión; si bien los descartados incluyen las palabras dentro de su resumen, palabras claves o título, están más relacionados con la salud de los consumidores o los efectos de consumir café en el organismo (Cuadro 3.1). En Lens se encontraron 1582 artículos, de los que solamente 52 están relacionados con el tema de interés (Cuadro 3.1); la mayoría de los descartados están

relacionados con la medicina e inteligencia artificial, en menor proporción, problemas de salud por el consumo de café; muchos de ellos sin relación con el tema y sin incluir las palabras de los criterios de búsqueda.

Cuadro 3.1. Información general de los documentos a incluir en el análisis.

Información principal	Resultados	
	Scopus	Lens
Periodo de tiempo analizado	1992:2024	1833:2024
Periodo de tiempo de artículos encontrados referentes al tema de interés	2009:2024	2007:2024
Revistas	21	35
Congresos o conferencias	9	8
Documentos	30	52
Citas promedio por documento	13.31	14.24

3.5.2 Análisis en software

3.5.2.1 Producción científica anual

El primer estudio sobre la aplicación de la IA en la cadena de valor del cultivo de café se realizó en el año 2007 y mantuvo un promedio de una publicación por año hasta el 2015, a partir del 2016 el número de publicaciones tiende a un crecimiento gradual en ambas bases de datos (**Figura 3.1**).

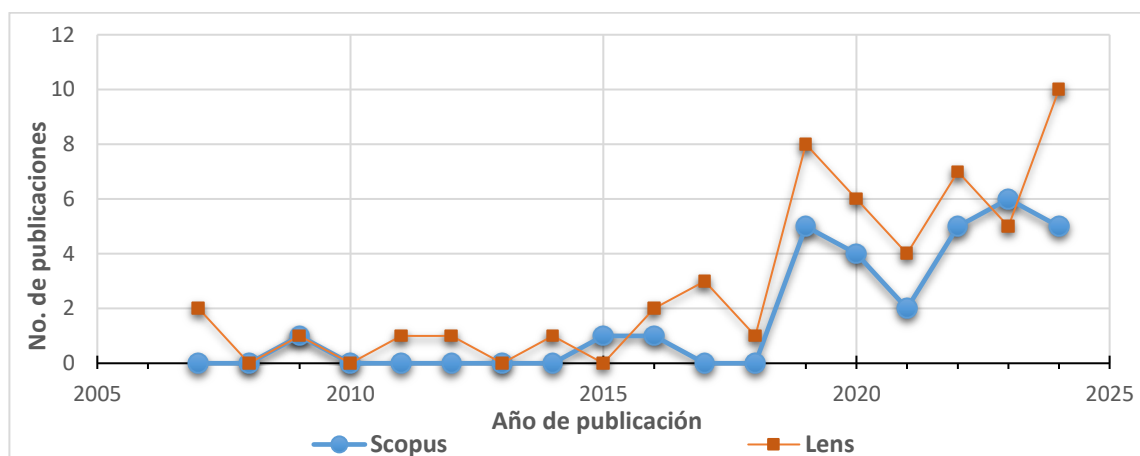


Figura 3.1. Publicación anual referente a la implementación de la IA en la cadena de valor del café.

3.5.2.2 Análisis de las palabras claves.

En Scopus se analizaron 295 palabras que se repitieran en al menos 2 artículos; las palabras Computer visión, Deep Learning, Visión y artificial intelligence son los nodos que más conexiones tienen y las que más centralizadas se encuentran; es decir, son los temas actuales dentro de la informática que más se relacionan con el cultivo de café (**Figura 3.2**). En el tiempo se puede ver como a avanzado las aplicaciones de la informática y el cómo estos temas van cobrando interés en la cadena de valor del café, se comienzan los análisis a través del procesamiento

demás autores; por ello es poco referido por los demás autores del tema analizado (**Figura 3.5**).

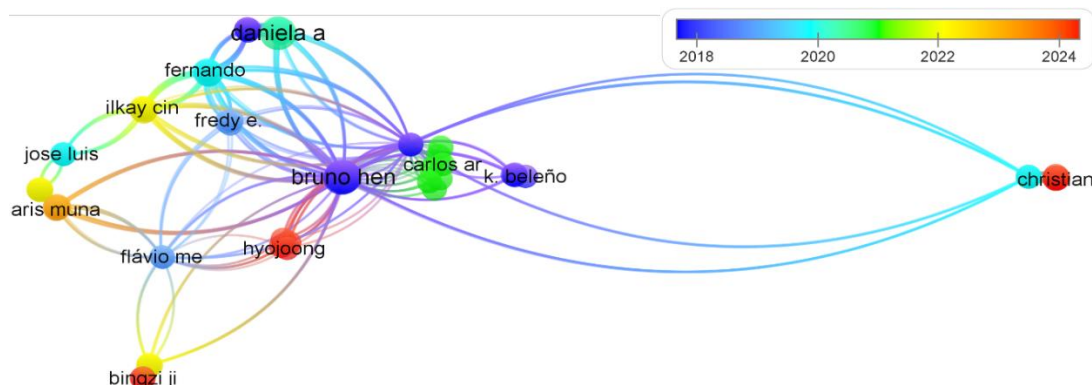


Figura 3.5. Mapa semántico de citación entre autores en Lens.

3.5.2.4 Documentos más citados

En el análisis de los 10 artículos más citados de la base de Scopus referente al tema de visión artificial en el periodo de tiempo analizado. En el **Cuadro 3.2** se aprecia que los autores Tassis, Tozzi y Krohling; son los más citados y con tan solo 3 años de ser publicado, abordando el tema de control de plagas y enfermedades en el cultivo, con Deep Learning.

Cuadro 3.2. Los 10 artículos de Scopus más influyentes en visión artificial aplicado al cultivo de café.

Ranking	Título	Autores	Año	Citas
1	A deep learning approach combining instance and semantic segmentation to identify diseases and pests of coffee leaves from in-field images	Tassis <i>et al.</i>	2021	102
2	A computer vision system for coffee beans classification based on computational intelligence techniques	De Oliveira <i>et al.</i>	2016	86
3	Improving Spatial Feature Representation from Aerial Scenes by Using Convolutional Networks	Nogueira <i>et al.</i>	2015	51
4	Quality and defect inspection of green coffee beans using a computer vision system	García <i>et al.</i>	2019	41
5	Recognition of coffee roasting degree using a computer vision system	Leme <i>et al.</i>	2019	38
6	Computer vision for purity, phenol, and pH detection of Luwak coffee green bean	Hendrawan <i>et al.</i>	2019	24
7	Coffee Fruit Recognition Using Artificial Vision and neural NETWORKS	Fuentes <i>et al.</i>	2020	18
8	Artificial vision to assure coffee-excelso beans quality	Carrillo Peñaloza y	2009	12

Ranking	Título	Autores	Año	Citas
9	Ripeness stage characterization of coffee fruits (cofea arabica L. var. Castillo) applying chromaticity maps obtained from digital images	Rincon <i>et al.</i>	2021	12
10	A coffee bean classifier system by roast quality using convolutional neural networks and computer vision implemented in an NVIDIA Jetson Nano	Vilcamiza <i>et al.</i>	2022	9

El artículo más citado en la base de datos de Lens es de Diclehan Karakaya y colaboradores, aunque el título está enfocado a la electrónica, la interpretación de los datos se realiza por medio de inteligencia artificial (**Cuadro 3.3**).

Cuadro 3.3. Los 10 artículos de Lens más influyentes en visión artificial aplicado al cultivo de café.

Ranking	Título	Autor (es)	Año	Citas
1	Electronic Nose and Its Applications: A Survey	Karakaya <i>et al.</i>	2019	255
2	A computer vision system for coffee beans classification based on computational intelligence techniques	Morais <i>et al.</i>	2016	91
3	Quality and defect inspection of green coffee beans using a computer vision system	García <i>et al.</i>	2019	44
4	Recognition of coffee roasting degree using a computer vision system	Samid <i>et al.</i>	2019	38
5	Application of Pre-Trained Deep Convolutional Neural Networks for Coffee Beans Species Detection	Unal <i>et al.</i>	2022	36
6	A computer vision system for automatic cherry beans detection on coffee trees	Rodríguez <i>et al.</i>	2020	35
7	The coffee white stemborer <i>Xylotrechus quadripes</i> (Coleoptera: Cerambycidae): bioecology, status and management	Venkatesha y Dinesh	2012	26
8	Coffee quality and its relationship with Brix degree and colorimetric information of coffee cherries	Silva <i>et al.</i>	2014	20
9	Coffee Fruit Recognition Using Artificial Vision and neural NETWORKS	Serrano <i>et al.</i>	2020	20
10	A system for classifying vegetative structures on coffee branches based on videos recorded in the field by a mobile device	Avendano <i>et al.</i>	2017	18

3.5.2.5 Fuentes con más publicaciones

En el **Cuadro 3.4** se presenta las diez fuentes (Revista y actas de congresos) de Scopus con más publicaciones en el tema, donde el IEEE Inc. presenta la mayor cantidad de publicaciones, pero no es de las más citadas.

Cuadro 3.4. Las diez editoriales de Scopus más influyentes en visión artificial aplicado al cultivo de café.

Ranking	Editorial	Tipo de documento	Fuente	Artículos	Citas	Acceso libre
1	IEEE*	Conference	IEEE Inc.	6	28	No
2	Elsevier B.V.	Article	Computers and Electronics in Agriculture	2	140	No
3	Editora UFLA	Article	Coffee Science	2	8	Si
4	Elsevier Ltd	Article	Journal of Food Engineering	1	86	No
5	IEEE Computer Society	Conference	IEEE Computer Society	1	51	No
6	MDPI	Article	Applied Sciences (Switzerland)	1	41	Si
7	Universitas Ahmad Dahlan	Article	Telkomnika (Telecommunication Computing Electronics and Control)	1	24	Si
8	Elsevier Ltd	Conference	Materials Today: Proceedings	1	12	No
9		Conference	EATIS '09	1	12	No
10	CSAE**	Article	Nongye Gongcheng Xuebao/Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering	1	7	No
*IEEE = Institute of Electrical and Electronics Engineers **CSAE = Chinese Society of Agricultural Engineering ***EATIS '09 = Proceedings of the 2009 Euro American Conference on Telematics and Information Systems: New Opportunities to Increase Digital Citizenship,						

Las diez fuentes de la base de datos de Lens con más publicaciones referente al tema analizado se presentan en el **Cuadro 3.5**, la que tiene mayor número de publicaciones es IEEE, pero con muy poca citación, la más citada con un solo artículo es International Journal of Automation and Computing de la editorial Springer Science and Business Media LLC que es de acceso libre.

Cuadro 3.5. Las diez editoriales de Lens más influyentes en visión artificial aplicado al cultivo de café.

Ranking	Editoriales	Tipo de documento	Fuente	Artículos	Citas	Acceso libre
1	IEEE	Conference	IEEE	8	46	No
2	Editora UFLA	Article	Coffee Science	2	7	Si
3	S.S. B.M. LLC	Article	International Journal of Automation and Computing	1	255	Si
4	Elsevier BV	Article	Journal of Food Engineering	1	91	No
5	MDPI	Article	Applied Sciences	1	44	Si

Ranking	Editoriales	Tipo de documento	Fuente	Artículos	Citas	Acceso libre
6	Elsevier BV	Article	Computers and Electronics in Agriculture	1	38	No
7	S.S. B.M. LLC	Article	Food Analytical Methods	1	36	No
8	Elsevier BV	Article	Pattern Recognition Letters	1	35	No
9	S.S. B.M. LLC	Article	International Journal of Tropical Insect Science	1	26	No
10	S.S. B.M. LLC	Article	Plant molecular biology	1	22	No
S.S. B.M. LLC = Springer Science and Business Media LLC						

3.5.3 Análisis de los artículos

De manera general, la revisión de cada documento en las dos bases de datos mostró como la IA empieza a tomar relevancia en todas las diferentes etapas de la cadena de valor del café. En Scopus, se identificaron 10 artículos relacionados al cultivo, donde destacó el manejo de plagas y enfermedades; además, se identificó 3 artículos en cosecha que se enfocan en la clasificación de la cereza; el mayor número de publicaciones se presentó en el área de tueste, que se atribuye a la necesidad de asegurar un mayor control para asegurar la obtención de una bebida con excelentes propiedades (**Cuadro 3.6**).

Cuadro 3.6. Numero de publicaciones en cada etapa de la cadena de valor del café en Scopus.

Etapa de producción		No.	Autores	Año	Doi
Cultivo		1	Nogueira <i>et al.,</i>	2015	10.1109/SIBGRAPI.2015.39
		2	Tassis <i>et al.,</i>	2021	10.1016/j.compag.2021.106191
		3	Rincon <i>et al.,</i>	2021	10.1016/j.matpr.2020.11.264
		4	Grimaldo <i>et al.,</i>	2022	10.1109/IESTEC54539.2022.00113
		5	Madhukar <i>et al.,</i>	2022	10.1109/ICOSEC54921.2022.9951915
		6	Lucero <i>et al.,</i>	2022	10.1007/978-3-031-04447-2_21
		7	Pham <i>et al.,</i>	2023	10.1088/1755-1315/1278/1/012004
		8	Santana <i>et al.,</i>	2023	10.3390/su15010820
		9	Palacio <i>et al.,</i>	2024	10.34133/plantphenomics.0165
		10	Eron <i>et al.,</i>	2024	10.1016/j.scienta.2024.112847
Cosecha		1	Rosas <i>et al.,</i>	2019	10.17268/sci.agropecu.2019.03.04
		2	Fuentes <i>et al.,</i>	2020	10.1109/ICCRE49379.2020.9096441
		3	Costa <i>et al.,</i>	2020	10.1590/1809-4430-Eng.Agric.v40n4p518-525/2020
Tueste	Verde	1	Carrillo y Peñaloza	2009	10.1145/1551722.1551757
		2	De Oliveira <i>et al.,</i>	2016	10.1016/j.jfoodeng.2015.10.009

Etapa de producción		No.	Autores	Año	Doi
		3	García <i>et al.</i> ,	2019	10.3390/app9194195
		4	Hendrawan <i>et al.</i> ,	2019	10.12928/TELKOMNIKA.v17i6.12689
		5	Dos Santos <i>et al.</i> ,	2020	10.25186/.v15i.1752
		6	Zhao <i>et al.</i> ,	2022	10.11975/j.issn.1002-6819.2022.14.033
		7	Septiarini <i>et al.</i> ,	2023	10.1109/ICCCE58854.2023.10246091
	Tostado	1	Leme <i>et al.</i> ,	2019	10.1016/j.compag.2018.11.029
		2	Sarria <i>et al.</i> ,	2019	10.25186/cs.v14i1.1517
		3	Ivorra <i>et al.</i> ,	2020	10.17221/346/2019-CJFS
		4	Vilcamiza <i>et al.</i> ,	2022	10.1109/CONIITI57704.2022.9953636
		5	Anto <i>et al.</i> ,	2023	10.1109/ICITISEE58992.2023.10404775
		6	Hendrawan <i>et al.</i> ,	2023	10.1063/5.0166769
		7	Kim <i>et al.</i> ,	2024	10.1007/s10068-023-01507-7
		8	Lin <i>et al.</i> ,	2024	10.1002/rob.22285
	Calidad Bebida	1	Pallante <i>et al.</i> ,	2023	10.3303/CET23102048
		2	Choi <i>et al.</i> ,	2024	10.3390/electronics13040800

Lens a diferencia de Scopus, tiene artículos en la etapa de clima y comercialización donde sobresale el análisis económico (**Cuadro 3.7**). Se identificaron 19 artículos asociados al cultivo y 18 artículos al tueste, estas dos etapas son relevantes para la producción de una bebida con excelentes cualidades organolépticas.

Cuadro 3.7. Número de publicaciones en cada etapa de la cadena de valor del café en Lens.

Etapa de producción	No .	Autores	Año	Doi
Cultivo	1	Venkatesha y Dinesh	2012	10.1017/s1742758412000331
	2	Herrera <i>et al.</i> ,	2016	https://doi.org/10.18273/revuin.v15n1-2016001
	3	Avendano <i>et al.</i> ,	2017	10.1016/j.eswa.2017.06.044
	4	Castro <i>et al.</i> ,	2018	10.2991/ijcis.11.1.8
	5	Manso <i>et al.</i> ,	2019	10.48550/arXiv.1904.00742
	6	Sosa <i>et al.</i> ,	2019	10.1109/stsiva.2019.8730286
	7	Rodríguez <i>et al.</i> ,	2020	10.1016/j.patrec.2020.05.034
	8	Uribe	2020	https://doi.org/10.33131/24222208.362
	9	Shubhashini	2021	https://i-jrp.com/index.php/jrp/article/view/72
	10	Widjaja <i>et al.</i> ,	2022	10.1007/s42853-022-00136-y

Etapas de producción		No .	Autores	Año	Doi
		11	Kittichotsatsawat <i>et al.,</i>	2022	10.1038/s41598-022-18635-5
		12	Grimaldo <i>et al.,</i>	2022	10.1109/iestec54539.2022.00113
		13	Unal <i>et al.,</i>	2022	10.1007/s12161-022-02362-8
		14	Ardiansyah y Hasan	2023	10.32736/sisfokom.v12i1.1545
		15	Pham <i>et al.,</i>	2023	10.1088/1755-1315/1278/1/012004
		16	Kuei y Yu	2023	10.1109/icce-taiwan58799.2023.10227016
		17	Albuquerque y Guedes	2024	10.5753/jis.2024.3804
		18	Rivera <i>et al.,</i>	2024	10.34133/plantphenomics.0165
		19	Bera <i>et al.,</i>	2024	10.1038/s41598-024-66543-7
Cosecha		1	Sandoval y Prieto	2007	www.scielo.org.co/pdf/rfnam/v60n2/a15v60n2.pdf
		2	Silva <i>et al.,</i>	2014	10.1007/s11119-014-9352-y
		3	Gomide <i>et al.,</i>	2020	10.1590/1809-4430-eng.agric.v40n4p518-525/2020
		4	Serrano <i>et al.,</i>	2020	10.1109/iccre49379.2020.9096441
		5	Costa <i>et al.,</i>	2021	10.6084/m9.figshare.14279733
		6	Rincon <i>et al.,</i>	2021	10.1016/j.matpr.2020.11.264
		7	Clara <i>et al.,</i>	2024	10.1109/iaict62357.2024.10617676
Tueste	Verde	1	Carrillo <i>et al.,</i>	2009	10.1145/1551722.1551757
		2	Baleker	2011	http://thesisbank.jhia.ac.ke/4901/
		3	Morais <i>et al.,</i>	2016	10.1016/j.jfoodeng.2015.10.009
		4	Perez y Rosell	2017	https://hdl.handle.net/11537/12650
		5	Motta <i>et al.,</i>	2024	10.1007/s10462-024-11004-w
	Tostado	1	Sarria <i>et al.,</i>	2019	10.25186/cs.v14i1.1517
		2	Samid <i>et al.,</i>	2019	10.1016/j.compag.2018.11.029
		3	Sanchez <i>et al.,</i>	2019	10.1109/stsiva.2019.8730267
		4	García <i>et al.,</i>	2019	10.3390/app9194195
		5	Hendrawan <i>et al.,</i>	2019	10.12928/telkomnika.v17i6.12689
		6	Santos <i>et al.,</i>	2020	10.25186/.v15i.1752
		7	Haro y Steven	2020	http://dspace.udla.edu.ec/handle/33000/13036
		8	Wang <i>et al.,</i>	2021	10.18494/sam.2021.3277
		9	Vilcamiza <i>et al.,</i>	2022	10.1109/coniiti57704.2022.9953636
		10	Fakhry <i>et al.,</i>	2023	10.1109/icitisee58992.2023.10404775
		11	Septiarini <i>et al.,</i>	2024	10.11591/ijai.v13.i4.pp4241-4248
		12	Youngjin <i>et al.,</i>	2024	10.1007/s10068-023-01507-7
		13	Hassan	2024	10.1007/s00521-024-09623-z
Calidad Bebida		1	Karakaya <i>et al.,</i>	2019	10.1007/s11633-019-1212-9

Etapa de producción		No .	Autores	Año	Doi
		2	Choi <i>et al.</i> ,.	2024	10.3390/electronics13040800
Comercio	Transporte	1	Vaskevicius <i>et al.</i> ,.	2017	10.1007/s10846-017-0540-7
	economía	1	López <i>et al.</i> ,.	2022	10.1007/978-3-031-18697-4_5
		2	Ngoc <i>et al.</i> ,.	2022	10.1142/s2196888822500129
		3	Fetia <i>et al.</i> ,.	2023	10.46336/ijbesd.v4i2.432
		4	Jin y Xu	2024	10.1142/s1752890924500235
Clima		1	Nurwarsito <i>et al.</i> ,.	2024	10.26555/ijain.v10i1.1439

3.6 Discusión

3.6.1 Criterios de búsqueda y análisis de los documentos

Los resultados obtenidos en el Cuadro 3.1, expresan la eficiencia que tienen los algoritmos de programación de cada base de datos a la hora de realizar las búsquedas, en el caso de Lens, los 1530 artículos descartados podría traducirse en un análisis incompleto o sesgado si la información de los documentos no son analizados; llevando a conclusiones, tendencias o patrones erróneas en un campo específico, afectando la calidad de la investigación y las decisiones estratégicas basadas en esos hallazgos como lo expresan Hallinger y Kovačević, 2023.

3.6.2 Producción científica anual

Los resultados de la Figura 3.1, establecen que la IA es un tema de reciente implementación en el cultivo de café, dado que lo obtenido en Lens es semejante a lo encontrado por Lopes *et al.*, (2023), hallaron solo 3 artículos antes de 2010 y un incremento exponencial a partir del 2018, en Lens fue desde el 2016. En agricultura de precisión para este cultivo; Santos *et al.*, (2021) presentan mejores resultados, con estudios desde el 2004 y un incremento lineal a partir de la fecha, manejado las bases de Scopus y Web of Science, sin separarlas; estudios bibliométricos en IA externos al tema como los de Liu *et al.*, (2023), en seguridad alimentaria y Mullo *et al.*, (2024), en turismo, empiezan a tener publicaciones en forma exponencial a partir del 2015 y 2016 respectivamente, que se asemejan con lo obtenido en Lens y Scopus en esta investigación.

3.6.3 Análisis de las palabras claves.

En el análisis de la Figura 3.2 y Figura 3.3, ambas bases de datos tienen palabras relacionados con la IA y demás temas de la informática, que son abordados en la cadena de valor del café; en Scopus establecen como la IA a avanzado de la mano de la tecnología al incluir términos como agricultura de precisión, celulares, sensores remotos, aprendizaje profundo, temas muy actuales, incluyendo pocas palabras relacionados al tema del café, es decir, está centralizado; Lens por otra parte, incorpora palabras relacionadas a la agricultura, botánica y la economía, entre otros temas. Tanto Lens como Scopus en los resultados de esta investigación tiene una conexión con la agricultura de precisión y esta a su vez,

con más términos agronómicos, pero no son tan fuertes como en informática; similar a lo que obtiene Santos *et al.*, (2021), que tienen mucha relación con palabras relacionadas al cultivo y geoestadística, pero con pocas conexiones; Largo *et al.*, (2025), tiene altas conexiones como los presentados en este estudio, sobre todo en el nodo de inteligencia artificial. Conforme avance el tiempo y se generen nuevas investigaciones, estas conexiones seguirán mejorando.

3.6.4 Análisis de citación entre autores

En la Figura 3.4 y Figura 3.5 se presenta la citación entre autores, en ambas bases de datos las conexiones son muy bajas, siendo más débil en Lens; como se ha comentado, la implementación de la IA es un tema muy nuevo en agricultura y sobre todo en café, como se aprecia en lo obtenido por Lopes *et al.*, (2023) en la implementación de drones, incluso Barbosa es uno de los autores más citado al igual que lo obtenido en Scopus; contrario a lo obtenido en agricultura de precisión con Santos *et al.*, (2021), donde la citación entre autores es mejor a través de la generación de más conexiones.

3.6.5 Documentos más citados

Examinando el título de cada documento en el Cuadro 3.2, dos de ellos están enfocados a la detección de plagas y enfermedades, 8 al control de calidad en grano o fruto; temas que actualmente están tomando relevancia en la producción de café, sobre todo cuando se habla de temas emergentes como lo expresa Abdelwahab *et al.*, (2024), en café de especialidad. El Cuadro 3.3 es consistente con los resultados obtenidos en Scopus, 3 documentos están enfocados a detección de plagas y enfermedades, 7 van orientados al control de calidad en fruto o grano, reafirmando la importancia que toma cada día este término a nivel agronómico y la forma en que las nuevas tecnologías están tratando de aportar soluciones (Liu *et al.*, 2023).

3.6.6 Fuentes con más publicaciones

En el Cuadro 3.4, Computers and Electronics in Agriculture de la editorial Elsevier B.V. es la fuente con más citas; de las fuentes con un solo artículo, es destacable que Journal of Food Engineering, IEEE Computer Society y Applied Sciences tienen 86, 51 y 41 citas, respectivamente. Tomando en cuenta ambas editoras, Elsevier es la que más artículos presenta en el tema analizado con mayores citaciones; la IEEE Computer Society, presenta un artículo de conferencia con un alto índice de citación, en agricultura de precisión, Santos *et al.*, (2021), lo coloca en el número 5 en publicaciones y citaciones en agricultura de precisión en café. Los estudios más citados en el análisis de esta investigación son sobre control de calidad con IA, coincidente por lo encontrado por Liu *et al.*, (2023), donde esta editorial es de las más recurridas en temas de nutrición, big data y aprendizaje profundo.

En el Cuadro 3.5, las editoriales Springer Science and Business Media LLC y Elsevier BV son las que más revistas presentan con estudios en el tema

analizado para Lens. En la base de datos Scopus, se observa que las revistas con mayor número de publicaciones no necesariamente coinciden con las más citadas. Esta discrepancia puede deberse a factores tales como, los criterios editoriales de cada revista, su nivel de popularidad, el enfoque temático y la accesibilidad al contenido. Algunas editoriales establecen convenios con universidades e instituciones enfocadas a la investigación, facilitando el acceso a sus publicaciones. Elsevier, una editorial reconocida en varias disciplinas, implementa este tipo de estrategias y figura entre las más referenciadas tanto en Scopus como en Lens.

3.6.7 Análisis de los artículos

El resultado de la revisión de los documentos presentados en los Cuadro 3.6 y Cuadro 3.7, se observa que, en ambas bases de datos el cultivo y el tueste son las etapas que cuentan con más estudios y son las áreas donde se empezaron a realizar investigaciones con IA; posteriormente fueron abarcando más áreas, acorde a las necesidades que se presenta al realizar las actividades en cada etapa de la cadena de valor del café. Estos resultados concuerdan con Liu *et al.*, (2023), en estudios sobre IA en seguridad alimentaria, donde el uso de sensores remotos e imágenes, comienzan a tener estudios esporádicos a partir del 2012 y un crecimiento exponencial a partir del 2015; donde resalta investigaciones para una agricultura sustentable.

En cuanto a la metodología implementada para la detección del objeto de interés, inicialmente se inclinaban por el uso de visión artificial, implicando la necesidad de tener el control del entorno donde se implementa dichos algoritmos con el fin de minimizar la interferencia de ruido (Sandoval y Prieto, 2007; Carillo y Peñaloza, 2009). La evolución de las redes neuronales (Deep Learning) y los excelentes resultados que se han tenido al implementarlas, ha incitado a que, en los últimos años, se observe una mayor preferencia por esta área de la IA (Lin *et al.*, 2024; Albuquerque y Guedes, 2024).

En visión artificial se utilizan métodos de filtrado y mejoramiento de imágenes para realzar características relevantes o eliminar ruido; segmentación en diferentes espacios de color como el RGB, HSV y YCbC para dividir la imagen en regiones, la extracción de características como bordes, texturas o colores para su posterior análisis (Sandoval y Prieto, 2007; Carillo y Peñaloza, 2009). En Deep Learning, se usa el reconocimiento de patrones con el empleo de algoritmos de aprendizaje automático, para identificar objetos o características específicas en las imágenes y asignarle etiquetas o categorías en función de su contenido; toma gran relevancia la base de datos, mientras más robusta es, mejores resultados se obtendrán a la hora de implementarlas (Albuquerque y Guedes, 2024).

En investigaciones de Deep learning, algunos estudios obtienen excelentes resultados en el entrenamiento, validación y prueba; pero en la implementación, la eficiencia al detectar los objetos de interés es muy baja; debido a la mínima

variabilidad de la información contenida en las imágenes o poca cantidad de datos para entrenamiento. Los métodos implementados para el análisis de las imágenes hacen uso de software libre como OpenCV, Python y librerías para entrenar redes neuronales y de software con licencia como MATLAB.

La revisión de los documentos evidencia también aquellos espacios donde la IA podría generar aportes significativos y que, hasta el momento, no han sido estudiados con este enfoque. Uno de estos aspectos, es el control de calidad desde la etapa de cosecha en campo o antes del despulpado del fruto, un tema que está adquiriendo creciente relevancia en la producción de cafés especiales y de origen. Frecuentemente diversas fuentes no académicas, como blogs y páginas web de tostadores, baristas y empresas comercializadoras; destacan la importancia de seleccionar únicamente cerezos en óptimo estado de maduración en la cosecha, ya que contribuye a mejorar notablemente la calidad de la bebida; en la recolección, regularmente los frutos maduros vienen mezclados con cafés vanos, verdes o con ataque de plagas y enfermedades.

Otro aspecto con alto potencial de aplicación de IA es el control de los procesos de fermentación, etapa crítica en la definición del perfil sensorial del café. Actualmente, el monitoreo de variables como la temperatura, presión y el tiempo se hacen de forma manual, limitando la precisión y la capacidad de respuesta si se presentan variaciones. Implementar sistemas inteligentes en esta etapa, permitiría una gestión eficiente y estandarizada de los parámetros en la producción de cafés diferenciados.

3.7 Conclusiones

La IA está generando innovaciones gradualmente en la cadena de valor del café; se usan en la detección de plagas y enfermedades, la predicción de rendimientos, el ajuste de tiempos de cultivo conforme a variables climáticas, la determinación del estado de madurez del fruto, el control de calidad en la etapa de tueste y el desarrollo de máquinas para preparar bebidas que aprenden de las preferencias de los consumidores para reproducirlas de manera consistente. Aunque la mayoría de los estudios analizados corresponden a prototipos o pruebas de concepto (POC, por sus siglas en inglés), sus resultados demuestran un potencial significativo para automatizar procesos y control de calidad en cada etapa que conlleva producir una taza de café.

La producción científica se está incrementando de forma exponencial en los últimos años, a la par de la generación de nuevas tecnologías y progreso de la informática; antes se tenía que controlar de manera exigente los ambientes (iluminación, color, etc.) para que contrastarán con el objeto de interés, con el fin de mejorar la eficiencia de los modelos de la IA; hoy en día los modelos pueden detectar objetos de interés en ambientes muy complejos. Actualmente, la industria está poniendo mucho hincapié en la calidad de los productos agrícolas, por ello, los artículos más citados en esta revisión van enfocados a esta problemática.

La baja conexión entre autores indica que las investigaciones donde se implementan este tipo de tecnologías en la cadena de valor de café, es un tema emergente, con escasa colaboración y redes académicas poco consolidadas. Involucrando áreas aun inexploradas, como es el control de la fermentación y el control de calidad desde la cosecha, donde se contemple la clasificación de granos maduros, verdes y secos por el efecto de plagas y enfermedades en un mismo estudio, no solo de forma aislada como se ha hecho hasta ahora.

3.8 Bibliografía

- Abdelwahab, S. I., Elhassan, M. M., Jerah, A. A., Aljahdali, I. A., Oraibi, B., Alfaifi, H. A., . . . Farasani, A. (2024). Coffee arabica research (1932–2023): Performance, thematic evolution and mapping, global landscape, and emerging trends. *Heliyon*, 10(116), 1-15. doi:<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e36137>
- Albuquerque, L. D., & Guedes, E. (2024). Coffee Plant Leaf Disease Detection for Digital Agriculture. *Journal on Interactive Systems*, 15(1), 1-14. doi:<https://doi.org/10.5753/jis.2024.3804>
- Arévalo, M. D., Ruiz, J. S., & Ayala, J. (2021). Clasificación de frutos del durazno en maduros, no maduros y dañados hacia la cosecha automatizada. *Revista Iberoamericana de las Ciencias Biológicas y Agropecuarias*, 10(19), 1-15. doi:<https://doi.org/10.23913/ciba.v10i19.107>
- Ayala, C. V., Valenzuela, J. d., & Bojórquez, G. (2024). Selección y evaluación de modelos de inteligencia artificial para la detección de maleza en cultivos agrícolas. *Investigaciones Actuales de la Computación*, 91-118. Obtenido de <https://astraeditorialshop.com/archivo-doi/investigaciones-actuales-de/seleccion-y-evaluacion-de/>
- Ayala, W. (2025). Métodos y tecnologías emergentes para la detección y clasificación automatizada del estado de madurez en frutas: una revisión sistemática. Pimentel, Peru: Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas. Obtenido de <https://repositorio.uss.edu.pe/handle/20.500.12802/14656>
- Balaska, V., Adamidou, Z., Vryzas, Z., & Gasteratos, A. (2023). Sustainable Crop Protection via Robotics and Artificial Intelligence Solutions. *Machines*, 11(8), 1-15. doi:<https://doi.org/10.3390/machines11080774>
- Cabrera, C. A., Salvatierra, D. M., & Navarro, G. E. (2024). Trends in the application of artificial intelligence in precision agriculture through a systematic review. *innova science journal*, 2(3), 26-38. doi:<https://doi.org/10.63618/omd/isj/v2/n3/41>
- Carillo, E., & Peñaloza, A. A. (2009). Artificial vision to assure coffee-Excelso beans quality. *Proceedings of the 2009 Euro American Conference on*

Telematics and Information Systems, 1(35), 18.
doi:<https://doi.org/10.1145/1551722.1551757>

Centeno, A. (2019). Deep learning. Sevilla: Universidad de Sevilla, Sevilla.
Obtenido de <https://hdl.handle.net/11441/90004>

Cordoba, Y. R., Lima, M., Gómez, F. C., Díaz, R. A., Contreras, A., & Morales, V. (2025). Key Concepts Used in Climate Change Mitigation Strategies in the Coffee Sector. Sustainability, 17(17), 1-21.
doi:<https://doi.org/10.3390/su17177848>

Durán, D. D., Robledo, S., Gomez, E., Arboleda, J. W., & Tarazona, N. (2021). Scientometric Overview of Coffee By-Products and Their Applications. Molecules, 26(24), 1-25. doi: <https://doi.org/10.3390/molecules26247605>

Figueredo, G. A., & Ballesteros, J. A. (2016). Identificación del estado de madurez de las frutas con redes neuronales artificiales, una revisión. Ciencia y Agricultura, 13(1), 117-132. Obtenido de <https://www.redalyc.org/journal/5600/560062814010/560062814010.pdf>

García, C. A., García, A., Luna, G., & Meléndez, R. A. (2023). Estado actual del uso de técnicas de inteligencia artificial en el proceso de producción artesanal del café . Congreso Internacional de Ingenierías, 1(11), 81-91. Obtenido de https://pmii.itsm.edu.mx/productividad/CII/memoriacii_2023.pdf

García, I. D., & Caranqui, V. M. (2015). La visión artificial y los campos de aplicación. Tierra Infinita, 1(1), 98-108.
doi:<https://doi.org/10.32645/26028131.76>

Guadalupe, G., Grandez, D. E., García, L., & Doménech, E. (2024). A Comprehensive Bibliometric Study in the Context of Chemical Hazards in Coffee. Toxis, 12(7), 1-26. doi:<https://doi.org/10.3390/toxics12070526>

Hallinger, P., & Kovačević, J. (2023). Applying bibliometric review methods in education: rationale, definitions, analytical techniques, and illustrations. International Encyclopedia of Education (Fourth Edition), 546-556.
doi:<https://doi.org/10.1016/B978-0-12-818630-5.05070-3>

Hernández, C. A., González, O. A., & González, G. (2024). Integration of Artificial Intelligence and Precision Agriculture in Coffee Crops. Revista UIS Ingenierías, 23(4), 145-158. doi:[10.18273/revuin.v23n4-2024012](https://doi.org/10.18273/revuin.v23n4-2024012)

Herrera, O. B., & Zamora, C. B. (2025). Coffee Growing Territories in Mexico. Keys for a Typology of Producers. Revista de el Colegio de San Luis, 15(1), 1-27. doi:<https://doi.org/10.21696/rcsl152620251628>

- Injante, R., & Chamaya, K. (2024). Use of artificial intelligence in the detection of coffee rust: An exploratory systematic review. *Dialnet*, 2(90), 1-10. doi:10.62486/latia202490
- Kremer, M., Bertolin, L., Mahlmann, L., Giraldo, F. D., López, J. R., & Cobo, M. J. (2020). Precision Techniques and Agriculture 4.0 Technologies to Promote Sustainability in the Coffee Sector: State of the Art, Challenges and Future Trends. *IEEE Xplore*, 8(1), 1-14. doi:10.1109/ACCESS.2020.3016325
- Larcher, L. I., Juárez, P. M., Ruggeri, A. I., BIASONI, E. M., Cattaneo, C. A., & Villalba, G. A. (2013). Ponderación de calidad en frutas usando técnicas de visión artificial para la estimación de daños. *Mecánica Computacional*, 32(1), 2473-2484. Obtenido de <http://venus.santafe-conicet.gov.ar/ojs/index.php/mc/article/viewFile/4498/4428>
- Largo, E., Suárez, C. H., & Arango, E. (2025). Transformación digital: evolución de las aplicaciones de inteligencia artificial en la industria del café. *Ingeniería y Desarrollo*, 43(1), 1-20. doi:<https://doi.org/10.14482/inde.43.01.445.864>
- Li, Z., Liao, X., Qin, Y., Jiang, C., Lian, Y., Lin, X., . . . Feng, Z. (2024). Exploring the impact of coffee consumption on liver health: A comprehensive bibliometric analysis. *Heliyon*, 10(10), 1-13. doi:<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e31132>
- Liakos, K., Busato, P., Moshou, D., Pearson, S., & Bochtis, D. (2018). Machine Learning in Agriculture: A Review. *Sensors*, 18(8), 1-29. doi:<https://doi.org/10.3390/s18082674>
- Lin, M. Y., Chen, C. H., & Lu, J. H. (2024). Intelligent classifier for various degrees of coffee roasts using smart multispectral vision system. *Field Robotics*, 41(3), 639-653. doi:<https://doi.org/10.1002/rob.22285>
- Liu, Z., Wang, S., Zhang, Y. D., Feng, Y., Liu, J., & Zhu, H. (2023). Artificial Intelligence in Food Safety: A Decade Review and Bibliometric Analysis. *Foods*, 12(6), 1-33. doi:<https://doi.org/10.3390/foods12061242>
- Lopes, N., e Silva, G. A., Santos, L., & Oliveira, M. d. (2023). Coffee Growing with Remotely Piloted Aircraft System: Bibliometric Review. *AgroEngineering*, 5(4), 1-20. doi:<https://doi.org/10.3390/agriengineering5040151>
- Marín, D. A., & Duarte, A. (2025). análisis bibliométrico y literatura de patentes relacionadas con la innovación en la gestión de la cadena de suministro del café, en el marco de la industria 5.0. *Publicaciones E Investigación*, 18(3), 1-12. doi:<https://doi.org/10.22490/25394088.8225>

- Montero, J., Cobo, M. J., Gutiérrez, M., Segado, F., & Herrera, E. (2017). Mapeo científico de la Categoría «Comunicación» en WoS (1980-2013). *Comunicar*, 26(55), 81-91. doi:<https://doi.org/10.3916/C55-2018-08>
- Mullo, E. d., Vásquez, N. B., & Chávez, H. R. (2024). Inteligencia Artificial Aplicada al Sector Turístico: Evolución y Tendencias de Investigación. *Polo del Conocimiento*, 9(11), 857-883. doi:<https://doi.org/10.23857/pc.v9i11.8345>
- Olano, W. C. (2019). Clasificación no destructiva de frutas utilizando inteligencia artificial: revisión bibliográfica. Pimentel, Perú: Universidad Señor de Sipán. Obtenido de <https://hdl.handle.net/20.500.12802/6215>
- Pan, Y. (2024). Different Types of Neural Networks and Applications: Evidence from Feedforward, Convolutional and Recurrent Neural Networks. *Highlights in Science, Engineering and Technology*, 84(1), 247-255. doi:<https://doi.org/10.54097/6rn1wd81>
- Parraga, S. R., & Coral, M. A. (2024). Visual selection in fruits: systematic literature review. *Revista Científica de Sistemas e Informática*, 4(1), 1-24. doi:<https://doi.org/10.51252/rcsi.v4i1.591>
- Rodríguez, A., Osorio, C. F., & Peláez, J. (2020). Dos décadas de investigación en electronic word-of-mouth: un análisis bibliométrico. *Pensamiento & Gestión*(48), 251-275. doi:<http://www.scielo.org.co/pdf/pege/n48/2145-941X-pege-48-251.pdf>
- Rovelli, P., Ferasso, M., De Massis, A., & Kraus, S. (2022). Thirty years of research in family business journals: Status quo and future directions. *Journal of Family Business Strategy*, 13(3), 1-17. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jfbs.2021.100422>
- Russo, C., Ramón, H., Serafino, S., Cicerchia, B., Sarobe, M., Balmer, A., . . . Faroppa, M. (2018). Visión artificial aplicada en Agricultura de Precisión. *XX Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación*, 992-996. Obtenido de <https://core.ac.uk/download/pdf/296403594.pdf>
- Sandoval, Z. L., & Prieto, F. A. (2007). Caracterización de café cereza empleando técnicas de visión artificial de visión artificial visión artificial. *Revista Facultad Nacional de Agronomía Medellín*, 60(2), 4105-4127. Obtenido de <http://www.scielo.org.co/pdf/rfnam/v60n2/a15v60n2.pdf>
- Santos, L., e Silva, G. A., da Silva, A. J., Santos, M., Rossi, G., & Palchetti, E. (2021). Advances in Precision Coffee Growing Research: A Bibliometric Review. *Agronomy*, 11(8), 1-16. doi:<https://doi.org/10.3390/agronomy11081557>

- Sucari, R., & Aroquipa, Y. (2020). Visión artificial en reconocimiento de patrones para clasificación de frutas en agronegocios. *Puriq*, 2(2), 166-180. Obtenido de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=8097735>
- Wang, X. (2024). Insight into coffee consumption behavior: a Bibliometrix analysis. *Advances in Economics, Business and Management Research*, 1(1), 104-112. doi:10.2991/978-94-6463-408-2_13

4. PROPORCIÓN DE DEFECTOS EN CAFÉ VERDE CORRELACIONADO AL TAMAÑO DEL FRUTO

Ausel Horacio Gutiérrez-Méndez¹, Carlos Alberto Villaseñor-Perea^{2*}, Gilberto de Jesús López-Canteñs², Arturo Mancera-Rico², Ramon Arteaga-Ramírez³.

¹Posgrado de Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua. Universidad Autónoma Chapingo. Carretera México-Texcoco. Km. 38.5, Chapingo, Texcoco, Edo. de México. C. P. 56230. México.

²Departamento de Fitomejoramiento. Universidad Autónoma Agraria Antonio Narro. Calzada Antonio Narro, 1923, Colonia Buenavista. 25315, Saltillo, Coahuila, México.

*Autor para correspondencia: cvillasenorp@chapingo.mx

4.1 Resumen

Este estudio tuvo como objetivo evaluar la relación entre las características morfológicas de la cereza de café con la incidencia de defectos. Se recolectaron muestras de 100 cerezas de acuerdo con la ISTA (International Seed Testing Association) y se midieron con vernier digital para posteriormente clasificarlos en cuatro grupos, del mayor (grupo 1) al menor (grupo 4); además, se identificaron los defectos presentes en cada categoría: vano, maduro seco, verde y ojo de gallo. El aporte de frutos óptimos es: el grupo 1 18.0%, grupo 2 44.6%, grupo 3 12.1% y grupo 4 el 1.3%; en cuanto a defecto el grupo 1 un 1.3%, el grupo 2 7.4%, grupo 3 6.0% y grupo 4 9.4%. El grupo 1 presentó únicamente ojo de gallo; el grupo 2 verdes, vano y ojo de gallo; el grupo 3 y 4 presentaron verdes, vano y maduro seco, en diferentes proporciones. Las tendencias polinómicas evidenciaron que la proporción de frutos óptimos disminuye conforme reduce el tamaño, mientras que los defectos incrementan. Este hallazgo demuestra que el tamaño de la cereza es un predictor confiable de calidad, ya que los más pequeños presentan mayor incidencia y diversidad de defectos.

Palabras clave: Calidad, Clasificación, Cereza, Café de especialidad.

Tesis de Doctorado en Ingeniería

Posgrado en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua, Universidad Autónoma Chapingo

Autor: Ausel Horacio Gutiérrez Méndez

Director de Tesis: Dr. Carlos Alberto Villaseñor Perea

Enviado: International Journal of Plant Biology, Estatus: Revisión.

4.2 Abstract

Samples of 100 fruits were collected in accordance with the ISTA (International Seed Testing Association) and measured with a digital vernier caliper to subsequently classify them into four groups, from largest (group 1) to smallest (group 4). In addition, the defects present in each category were identified: hollow bean, dry ripe, green, and rooster eye. The contribution of optimal fruits is, group 1 18.0%, group 2 44.6%, group 3 12.1%, and group 4 1.3%; in terms of defects, group 1 1.3%, group 2 7.4%, group 3 6.0%, and group 4 9.4%. Group 1 presented only the rooster eye as a defect; group 2 presented green, hollow, and rooster eye; groups 3 and 4 presented green, hollow, and dry ripe in different proportions. Polynomial trends showed that the proportion of optimal fruits decreases as size decreases, while defects increase. This finding demonstrates that fruit size is a reliable predictor of quality, as smaller fruits have a higher incidence and diversity of defects.

Key words: Quality, Classification, Cherry, Specialty coffee.

4.3 Introducción

El café como bebida, es una de las más consumidas a nivel mundial, ubicándose por debajo del petróleo como producto básico más comercializado; dentro de los cuales el *Coffea arabica* (café Árábica), se le asocia la mejor calidad en bebida y *Coffea canephora* (café Robusta) son las variedades más cultivadas (Yeoh y Siew Ng, 2022; Krishnan, 2017). El informe del mercado mundial del café de 2018 al 2024 reporta una media aritmética de 1.77% en el incremento en la producción y de 1.13% en el consumo por año (ICO, 2023).

El café es un cultivo estratégico para México, en el 2016 la SAGARPA estimaba que existían alrededor de 500 mil cafecultores en 14 entidades y 480 municipios; el 84.2% tienen 2 hectáreas o menos y poseen el 47.2% de la superficie cultivada, 15.72 % tiene de 2 a 50 ha y poseen el 44.66% y sólo 416 productores (0.08%) tienen más de 50 ha y son dueños del 8.2% de las tierras. Considerando las familias de estos grupos y las del personal ligado a la transformación y comercialización del grano, alrededor de 3 millones de mexicanos dependen del café en algún grado (SAGARPA, 2017; Godínez *et al.*, 2016; Robles, 2011).

El precio de mercado en café, esta influenciado por la inocuidad y calidad de la bebida; este último, se determina por ciertos aspectos como gusto, aroma, tipo de grano (Árábica o Robusta), procedimientos de preparación, mezclas y la cultura de cada país (Maluf *et al.*, 2020; Canet *et al.*, 2016; Puerta, 2013). En términos agronómicos, está determinada por la altura sobre el nivel del mar, condiciones del suelo y variedad cultivada; mientras que existen factores que influyen como son la regulación de la luz solar, plagas y enfermedades (IICA y CSC, 2020; Pimenta *et al.*, 2018).

La broca, antracnosis, ojo de gallo y rolla del café provocan frutos brocados, manchados, frutos que no llegan a la madurez fisiológica y se secan antes de la

senescencia (Ángel *et al.*, 2018; SENASICA, 2014); disminuir el daño por estos aspectos, implica generar variedades resistentes o la realización de injertos, que provoca una disminución en la calidad de la bebida (Reyes *et al.*, 2016). En la etapa de cosecha es donde todos estos defectos, como los denomina el manual de la Asociación de Café Especiales (SCA, por sus siglas en inglés), son recolectados junto con los cerezos en excelente estado de maduración (Guerrero *et al.*, 2022).

En regiones productoras con orografías accidentadas, la implantación de maquinaria para la cosecha es limitada, debido a la condición socioeconómica del agricultor o poco funcional; existen algunos diseños que son más deficientes que la recolección manual, otros generan daño a la planta y agregan material indeseado a las cerezas de café recolectadas, generando un producto de mala calidad (Bedoya *et al.*, 2025; Monroig *et al.*, 2025; Santinato *et al.*, 2016; Álvarez *et al.*, 2013).

La falta de capacitación al personal dedicado a la recolección ocasiona una cosecha con frutos en diferentes estados de madurez, que al ingresarlos al proceso de eliminación del mucilago puede afectar negativamente los atributos sensoriales del café, aunque se tenga un buen control en la higiene, temperatura y tiempo de fermentación (Elhalis *et al.*, 2021; Magalhães *et al.*, 2021; Nayra, 2020; Haile y Kang, 2019; Puerta y Ríos, 2011).

La clasificación, es decir, detectar, separar por tamaño y retirar los defectos de los granos en óptimas condiciones, se realiza antes del proceso de torrefacción por medio de cribas donde incluso algunos autores manifiestan que los granos más grandes son de mejor calidad; por medio de la implementación de normas como NOM-255-SE-2022, (2022) y NMX - F-162-SCFI-2008, (2008) publicadas por el Diario Oficial de la Federación (DOF) o el manual de la SCA (González *et al.*, 2024; Das, 2022; DOF, 2022; SCA, 2019; Cannell, 2015; DOF, 2008). En cosecha, existe maquinaria que realiza la clasificación de la cereza del café, con costos inaccesibles para los pequeños y medianos productores y no consideran el tamaño del fruto como lo hacen con el grano antes de la torrefacción (Motta *et al.*, 2025; Rosas *et al.*, 2019; Poltroneiri & Rossi, 2016).

Existen estudios que han contabilizado la cantidad de defectos presentes en muestras de granos de café respecto a la región de producción y tipo de variedad; donde; se contabiliza la cantidad en óptimas condiciones y los que tienen algún tipo de daño, los resultados también expresan una tendencia a tener mayor número granos medianos (Cortés *et al.*, 2020; Guimarães & Angelo, 2018). No se encontraron investigaciones que relacionen la cantidad de defectos al tamaño de la semilla, algunos estudios manifiestan que su origen es debido a la interacción de factores como altitud, sistema de producción, cosecha y postcosecha (Soet, 2024; Worku *et al.*, 2022).

Abubakar *et al.*, (2025), analizaron la distribución de tamaños del grano y la cantidad de defectos respecto a la altitud de los cultivos, los cosechados a una altura media (1346 m.s.n.m) son más grandes que los producidos a mayor altura (1738 m.s.n.m.) y la calidad es mejor a mayor altura; Yero *et al.*, (2020), determinaron pequeñas diferencias entre variedades a una misma altura y Rocha *et al.*, (2010), asocian el tamaño del fruto a la sobreproducción y el ataque de enfermedades. Hinsene *et al.*, (2015), analizan la influencia del sistema de producción en la incidencia de anomalías tipo caracolillo, donde el sistema de producción de monocultivo bajo sombra tendió a tener más granos de este tipo. Finalmente, la implementación inapropiada de los procesos o un mal mantenimiento de las máquinas puede provocar defectos en las semillas o dejar un porcentaje de pasillas (Pabón *et al.*, 2021).

En estudios como la manzana y la mandarina se ha analizado la calidad respecto al tamaño del fruto; en mandarina se encontró que el color, el tamaño y la forma contribuyen a la apariencia y no tiene inferencia en el sabor; mientras que en manzana se encontró que a mayor tamaño existe menor cantidad de sólidos solubles, pero no afecta a la calidad (Goldenberg *et al.*, 2017; De Salvador *et al.*, 2006). En granada se encontró que los de mayor tamaño son de mejor calidad, debido a la cantidad de arilos; en la especie *Sorbus domestica* L. se encontró que los frutos más grandes producían semillas de mayor tamaño y alta germinación (Drvodelić *et al.*, 2019; Wetzstein *et al.*, 2011).

Conocer plenamente el origen de los defectos del café, ayuda a implementar buenas prácticas de manejo de cultivo, así como un control sistemático en las etapas de cosecha para prevenir defectos y mejorar la consistencia en la calidad del café; todo esto asociado, con el compromiso del caficultor; con el fin de marcar un diferenciador respecto a la competencia, en un sector totalmente globalizado e incluso saturado por productos de naciones con sobreproducción como Brasil y Vietnam (Castillo, 2024; Vanegas *et al.*, 2023; Osorio, 2021; Echeverri y Ortiz, 2020; Puerta, 2015).

Aunque existe una amplia base de estudios que abordan las causas y el origen de los defectos físicos en el grano de café, como las condiciones agroclimáticas, el manejo fitosanitario o las prácticas postcosecha; no existen estudios que relacionen el porcentaje de incidencia de estos daños respecto a las variables morfológicas como el tamaño del fruto, tanto para el manejo agronómico del cultivo como para el diseño de maquinaria destinada a mejorar los procesos de control de calidad en la cosecha. Con un mercado en transformación, la necesidad de mejorar la trazabilidad resulta evidente; es necesario la generación de estudios que impacten en la disminución de estos defectos en estas etapas. Este estudio tiene como objetivo evaluar la relación entre las características morfológicas de la cereza de café con la incidencia de defectos como criterio predictivo de calidad, con el fin de optimizar las decisiones agronómicas, de

postcosecha y de comercialización en cafés destinados al mercado de especialidad.

4.4 Materiales y métodos

El presente estudio se llevó a cabo con la finalidad de determinar la relación existente entre la cantidad de cerezas de café dañados por mala recolección, verdes, demasiado maduros, dañados por plagas y enfermedades y el tamaño del fruto recolectado. El material necesario para realizar el estudio fue un vernier digital Truper 14388 con una precisión de 0.01mm y 0.0005", muestras representativas de cerezas de café, agua, cubetas de plástico.

4.4.1 Localización de los predios de producción y recolección de la cereza de café

El estudio fue realizado en cuatro predios que se ubican en el ejido El Progreso, municipio de Bella Vista, en el estado de Chiapas; la región tiene un clima semicálido húmedo con abundantes lluvias en verano y tipo de suelo dominantes de andosol y luvisol, un rango de temperatura de 16-26°C; las condiciones orográficas son muy accidentadas pero la altura de las parcelas va de los 1600 a 1700 msnm (INEGI, 2010). La cosecha en la región se realiza de manera manual en los meses de enero a marzo, con jornaleros procedentes de Guatemala; las especies cultivadas en los predios es Coffea arábica, de las variedades: typica, oro azteca, bourbón, catuaí amarillo, geisha, caturra, catimor y Marsella.

4.4.2 Determinación de los tamaños del fruto

Para estudiar la variabilidad en la cereza de café, producto de la interacción de factores como el clima, variedad, tipo de sistema y manejo del cultivo. Se trabajó en conjunto con el productor en la etapa de despulpado, para recolectar una muestra representativa que refleja la diversidad de tamaños existentes en la cosecha. Cada fruto fue medido utilizando el vernier digital, registrando las dimensiones de ancho, alto y largo en mm; permitieron identificar y cuantificar la fluctuación en sus dimensiones, proporcionando una base para evaluar su variabilidad morfológica.

4.4.3 Clasificación de las cerezas

La ISTA (International Seed Testing Association por sus siglas en inglés), (2025), establece normas con procedimientos estandarizados para el análisis de calidad de semillas; aunque no hay una norma específica para los cerezos de café, sus principios se aplican a su evaluación. En este estudio se utilizaron las reglas para muestro y pureza que especifican:

- Muestreo: Se recomienda tomar muestras representativas de 100 semillas para garantizar resultados precisos.
- Pureza: Se analiza la presencia de semillas dañadas, contaminantes y material extraño.

Se recolectaron 10 muestras, una por día, utilizando la metodología descrita en la norma NMX-F-107-SCFI-2008, (2008); donde se tomaron 10 a 15 muestras primarias por quintal. La muestra compuesta, como lo denomina la norma, se homogeneizó por medio del siguiente procedimiento.

- Extender la muestra compuesta sobre una superficie limpia.
- Mezclar hasta homogeneizar.
- Distribuir el material en forma pareja, por medio de golpeteos ligeros en la superficie.
- Dividir el material en cuatro partes iguales (cuarteo).
- Descartar dos cuartos opuestos diagonalmente, asegurándose de eliminar todo el material de las partes descartadas (Figura 4.1).
- Mezclar las dos partes restantes y repetir la operación hasta conseguir la muestra de tamaño adecuado (100 cerezos de café).

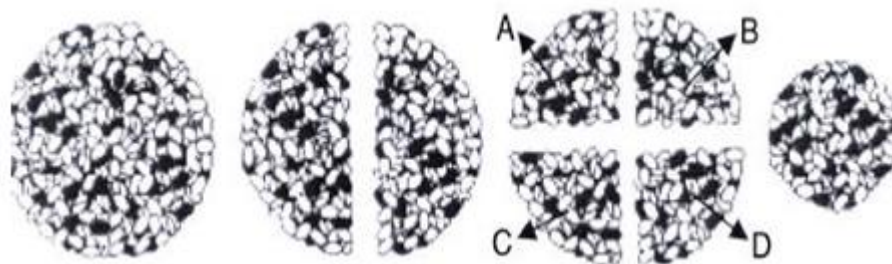


Figura 4.1. División por cuartos de la muestra homogeneizada, imagen tomada de la norma NMX-F-107-SCFI-2008.

Las muestras de 100 cerezos se midieron con el vernier y se clasifican en cuatro grupos, tomando como referencia el tamaño. Los grupos se enumeraron, donde el grupo 1 contiene los frutos de mayor tamaño y los de menor tamaño en el grupo 4.

4.4.4 Segregación de los frutos no deseados.

En esta etapa, se separaron y clasificaron las cerezas de café que contribuyen a la presencia de defectos en cada grupo. Según los lineamientos establecidos en el manual de la SCA (2019), los frutos considerados defectuosos son: los cerezos secos, vacías (sin semilla) y verdes. Los primeros dos tipos de cerezos se separan por medio de flotación, utilizando la densidad; en donde los granos con ciertos tipos de por daño de plagas o por genética tienden a flotar (Mccandless *et al.*, 2020). La separación de los frutos verdes y sobre maduros, fue por medio de inspección visual y de manera manual tomando en cuenta la coloración (**Figura 4.2**).

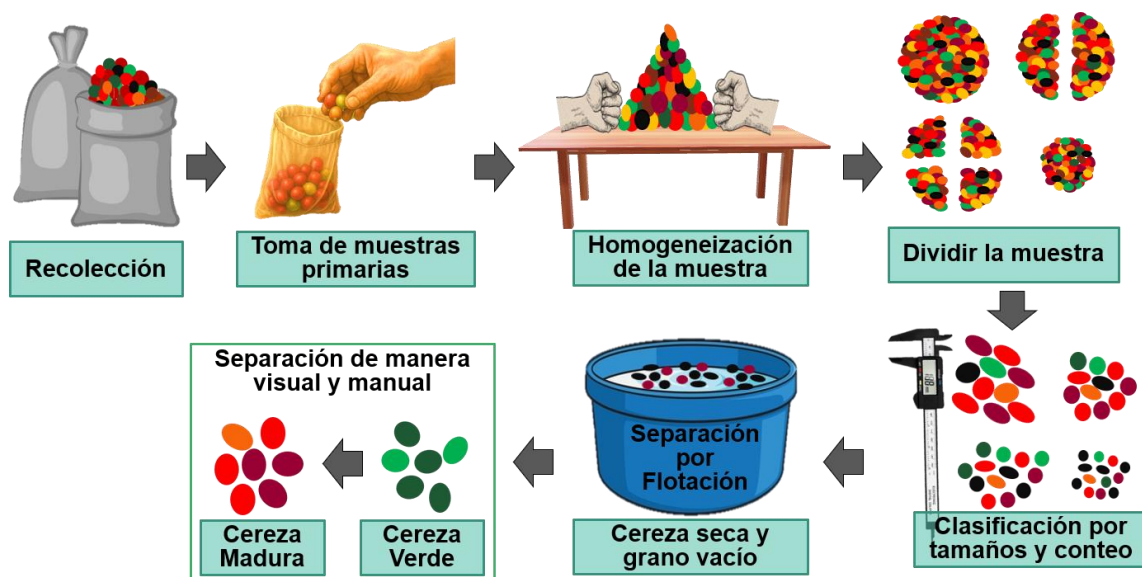


Figura 4.2. Procedimiento para separar por tamaños la cereza de café y cuantificar los defectos por grupo.

4.4.5 Análisis de datos

Tanto para los datos obtenidos de las mediciones de los frutos de café y la clasificación de los grupos, se calculó la media, la desviación estándar (SD) para determinar la tendencia y la dispersión de los datos. En el caso de las dimensiones morfológicas de la cereza también se calculó la correlación que existe entre Largo-Acho, Largo-Alto y Alto-Ancho, para medir la variación y tendencia de sus datos entre sí. En la separación de los cerezos por grupo, se calculó las medias y coeficiente de varianza (CV). En la clasificación de los defectos se determinó la media, tanto para la totalidad como para el tipo en cada grupo, además del de tendencia para expresar el comportamiento de los defectos respecto al tamaño del fruto. Todo el análisis se realizó en el software de Excel de Microsoft.

4.5 Resultados

4.5.1 Tamaños del fruto

En las mediciones realizadas a las cerezas para determinar la variabilidad del tamaño del fruto; los valores de largo oscilaron entre 9.35 y 20.25 mm con una de SD de 3.48; los de ancho, entre 8.31 y 16.74 mm con SD de 3.11; y los de alto, entre 7.77 y 15.86 mm con una SD de 2.69. En el análisis de correlación se observa que los frutos mantienen una fuerte relación entre dimensiones, es decir, cada relación tiende a incrementar o decrecer al mismo tiempo; la relación más fuerte se encuentra entre el ancho y alto de la cereza, al presentar poca dispersión entre las medidas (**Figura 4.3**).

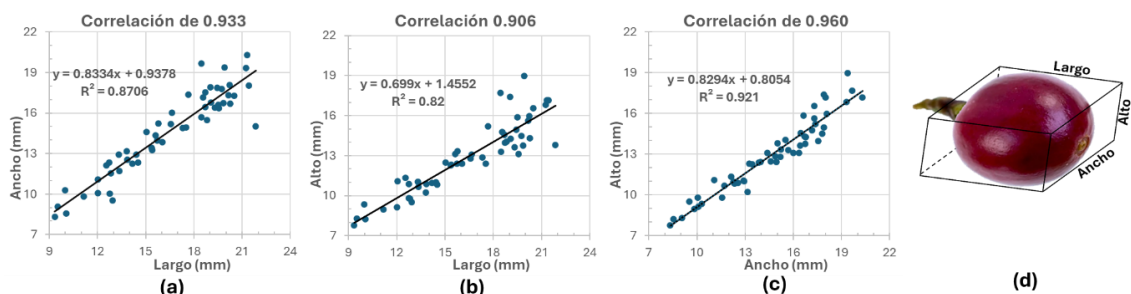


Figura 4.3. Correlación entre las dimensiones del fruto en (a) Ancho-Largo, (b) Alto-Largo, (c) Alto-Ancho y (d) Medidas representadas del cerezo de café.

4.5.2 Proporción de la muestra en cada grupo

En la clasificación de los frutos se tomó en cuenta el alto, el intervalo se dividió en cuatro partes, en el grupo 1 estarán los mayores a 16.18, en el grupo 2 los de entre 16.18 y 13.38, el grupo 3 entre 13.38 y 10.57, el grupo 4 son los que midan por debajo de 10.57 mm. El resultado de la clasificación de las muestras se presenta en la **Figura 4.4**, donde se aprecia la media en porcentaje de cada grupo; la cantidad de cerezos en grupo 1 corresponden al 19% de la muestra con una CV de 9.52, seguido de 52% en la categoría 2 con CV de 3.41, el 18% en el 3 con CV de 9.97 y en 4 con 11% con una CV de 17.48. El grupo 2 concentra la mayor parte de frutos, resaltando como el grupo predominante, seguido por el 1; la SD con valores muy bajos nos permite establecer que la media es un valor representativo de cada grupo, dado que los datos están agrupados cerca de dicho valor.

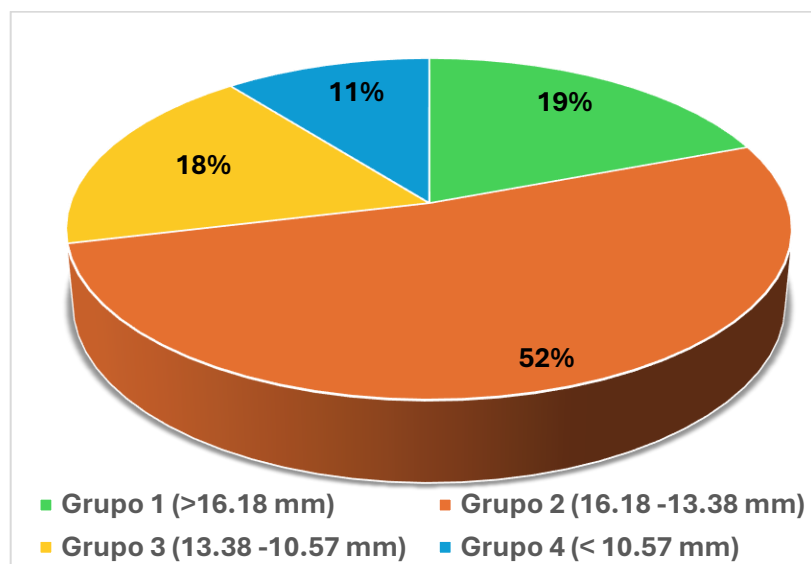


Figura 4.4. Media del porcentaje de frutos clasificados por tamaño de las muestras de 100 cerezos.

Los cerezos retenidos en la categoría 1, 2 y 3 son de tamaño uniforme, el 4 presenta mucha variabilidad a pesar de contener el menor porcentaje de frutos;

el grupo 1 y 2 tienen mayor atractivo visual y contenido de mucilago. El grupo 4 presenta cerezos de diferentes tamaños y con mayor número de defectos.

4.5.3 Proporción de defectos por cada grupo

En la identificación de los tipos de frutos presentes en cada grupo, según los cultivares de la región y conforme a lo establecido en la SCA (2019), se encontraron cerezos con ataques por la enfermedad de ojo de gallo y antracnosis causado por el ataque de hongos, verdes, maduros y maduros secos (**Figura 4.5**).



Figura 4.5. Tipos de fruto de café cereza identificados en cada una de las muestras analizadas.

Los resultados de la separación de los cerezos defectuosos se presentan en la **Figura 4.6**; los frutos con daño de ojo de gallo, antracnosis, verdes y maduros secos se agregaron en la categoría de cerezos con defectos y con cierto grado de madurez y maduros se pusieron en la categoría de cerezas óptimas como lo establece el manual de la SCA (2019). En los de mayor tamaño (grupo 1), predomina los frutos en condiciones óptimas con un 95%, en el grupo 2 siguen sobresaliendo los frutos con excelentes condiciones con un 85.5 %; en el grupo 3 existe un incremento de los frutos con defectos y finalmente el grupo 4 donde la presencia de frutos maduros sanos es muy baja (20%). Se obtuvo una correlación negativa de -0.104, es decir, cuando uno incrementa el otro descende.

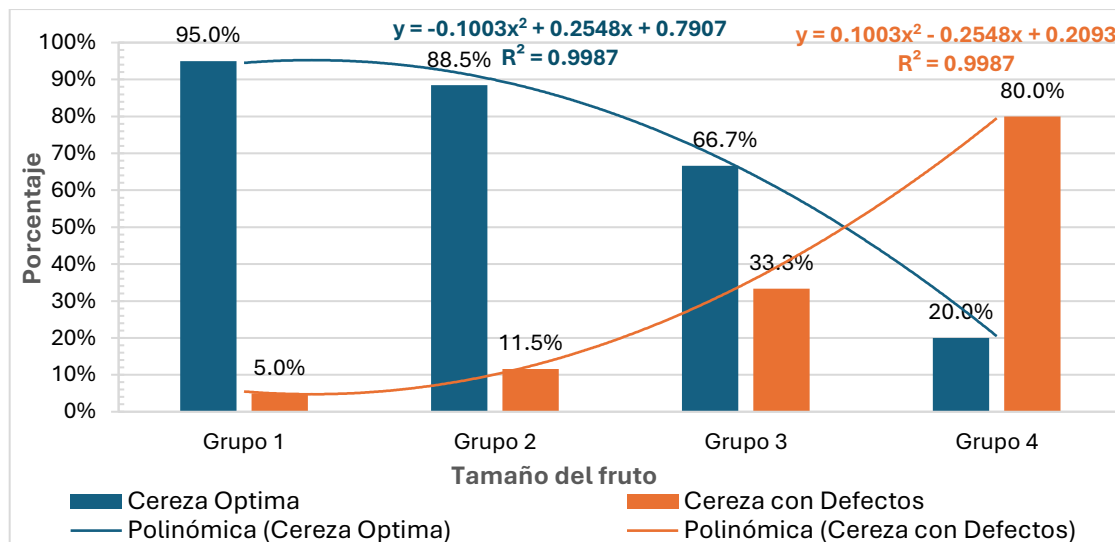


Figura 4.6. Media de los porcentajes de frutos de café no deseables y de excelente condición en cada una de las muestras de 100 cerezos.

En el ajuste de regresión, la función polinómica de segundo grado es la que mejor se ajusta. Los resultados dejan en evidencia una relación inversa entre el tamaño del fruto y la proporción de defectos; el Grupo 1, correspondiente a los de mayor tamaño y la menor incidencia de defectos. A medida que disminuye el tamaño, se incrementa la proporción de cerezas con daños: en el Grupo 2, esta alcanza el 11.5%, en el Grupo 3 asciende a 33.3%, y en el Grupo 4, donde se localizan los frutos más pequeños se eleva drásticamente al 80% (**Figura 4.6**).

En la separación y categorización de los tipos de defectos, en el grupo 1 solo se presentaron frutos dañados por ojo de gallo, en el grupo 2 predomina la cereza tipo vano con el 50%, seguido de la presencia verdes con 33.3%; en el grupo 3 no se presentó ojo de gallo y los defectos existentes se distribuyeron equitativamente; finalmente en el grupo 4 predominan los frutos vanos con el 62.5% (**Figura 4.7**).

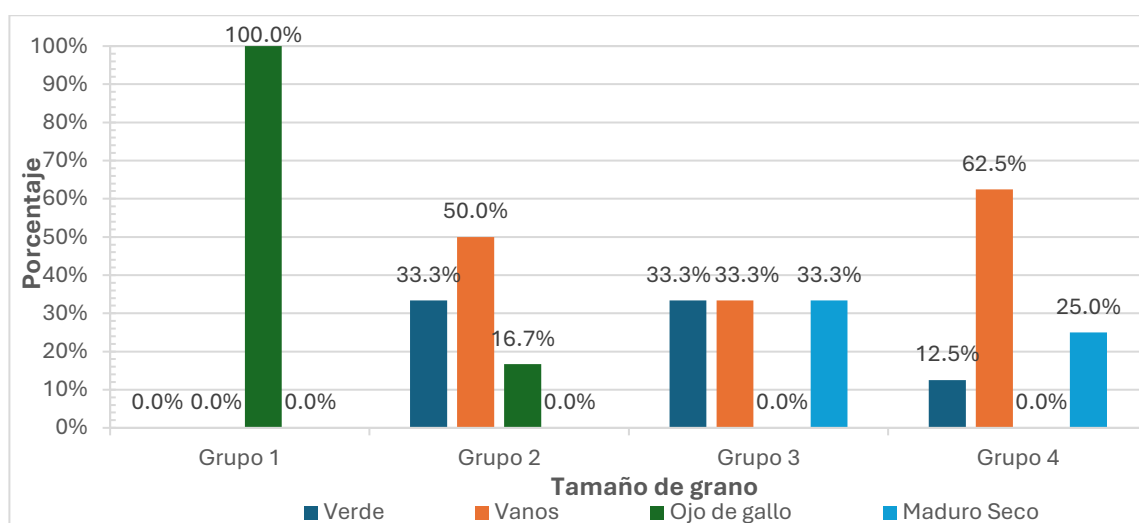


Figura 4.7. Media de los tipos de defectos presentes en cada grupo de las muestras de 100 cerezos.

El análisis del porcentaje de defectos y café en óptimas condiciones que aporta cada grupo a la muestra de 100 cerezos se presenta en la **Figura 4.8**. El 76% es cereza en excelentes condiciones y el 26 presenta algún tipo de defecto, el grupo 1 y 2 son los que más aportan cerezas en excelente estado de maduración, 18 y 46 respectivamente; en cuanto a la aportación defectos, el grupo 4 aporta más con el 9.4%, seguido por el grupo 2 y 3 con el 7.4 y 6.0 %, respectivamente.

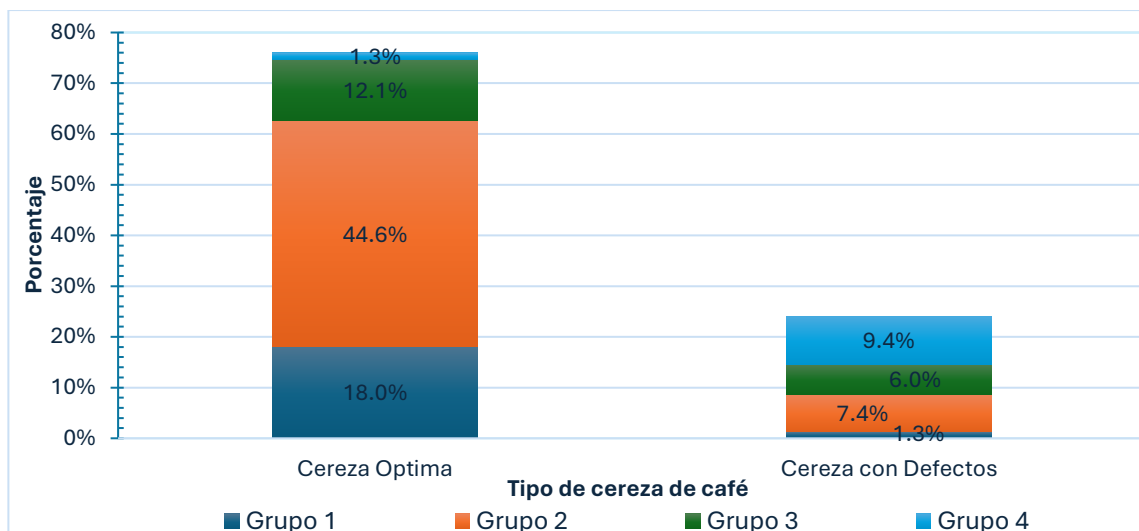


Figura 4.8. Proporción de frutos en excelente estado y con defectos que aporta cada grupo a la muestra.

4.6 Discusión

4.6.1 Determinación de los tamaños del fruto

En la relación de ancho y alto con el largo, las cerezas pequeñas presentan poca dispersión en comparación con las más grandes (Figura 4.3). No se observó una correspondencia uniforme entre estas dimensiones, es decir, los frutos más largos no necesariamente presentaron el mayor ancho o alto, y viceversa. Tomando en cuenta la diversidad de tamaños, este análisis indica que la variabilidad en la morfología de los frutos no sigue un patrón proporcional claro entre las dimensiones, lo que refleja la heterogeneidad natural de los cerezos recolectados.

No existen estudios de este tipo relacionados al fruto, en grano la relación más fuerte registrada es de 0.864 en largo-ancho, 0.924 en largo-alto y 0.813 ancho-alto en Papúa Nueva Guinea; comparado con la de este estudio, que es de 0.933, 0.906 y 0.960 respectivamente para cereza (Severa *et al.*, 2012); este mismo autor encontró para México una relación aún más baja entre sus dimensiones, es decir, de 0.378, 0.635 y 0.497, correspondientemente. La correlación más fuerte en cereza es de 0.96 en ancho-alto, en grano se encontró para Etiopia la relación más fuerte entre el Largo-ancho con 0.96 (Kifle *et al.*, 2018); que se contrapone a lo encontrado por Meseret *et al.*, (2021) con 0.697 en ancho-alto. En general las correlaciones en grano son más bajas que las obtenidas en la cereza del café.

4.6.2 Proporción de la muestra en cada grupo

La cantidad de frutos en cada uno de los grupos no presenta una distribución normal, sino una asimetría hacia los tamaños de frutos medios-altos, con el 52% en grupo 2 y 19% en grupo 1 (Figura 4.4), lo que podría deberse a la combinación de distintos factores, tales como condiciones ambientales de la región de estudio y las prácticas agronómicas que provocan una floración y desarrollo no

sincronizado de los frutos (Ronchi y DaMatta, 2025); otro de los aspectos que genera la variabilidad de tamaños son el tipo de producción donde Vaast *et al.*, (2005); Geromel *et al.*, (2008), comentan que los sistemas agroforestales producen granos más grandes y de mejor calidad.

Autores como Mendoza *et al.*, (2023) y Gonzalez *et al.*, (2024), analizaron distintas muestras de café en grano y encontraron una tendencia a tener mayor porcentaje de granos medios y grandes, lo cual tiende a coincidir con los resultados obtenidos en esta investigación. El cálculo de la CV nos permitió determinar la variabilidad del conjunto de datos entre los grupos, donde el grupo 2 con 3.41 es el que menos varía y el grupo 4 con 17.38 es el de los valores más disperso.

4.6.3 Proporción de defectos por cada grupo

La correlación negativa tan baja que se presenta entre el análisis de frutos óptimos y con defecto, se debe a la distribución de los tamaños, el grupo 2 contiene la mayor cantidad de la muestra y presenta un mínimo porcentaje de defectos; al separar este grupo en el análisis correlacional, el valor cambia a -0.964, presentando una relación muy fuerte. En la **Figura 4.6**, la tendencia polinómica de la cereza óptima muestra un comportamiento descendente, lo que indica que los frutos de menor tamaño presentan una baja probabilidad de presentar buena calidad. En contraste, la curva de cereza con defectos sigue una tendencia ascendente, evidenciando que los frutos más pequeños son significativamente más propensos a presentar condiciones indeseables desde el punto de vista físico y sanitario. La R^2 para ambas ecuaciones es de 0.9987, cercano a 1, expresando que las variaciones en los datos pueden ser mayormente explicadas y que el modelo tiene una gran capacidad predecir.

En la **Figura 4.7**, la presencia de un solo defecto en el grupo 1, indica que en esta categoría se encuentran frutos con buen estado fisiológico. En el grupo 2 existe una transición en la calidad, donde comienzan a manifestarse defectos tanto de origen fisiológico (vanos, verdes) como fitopatológico; en este apartado del análisis resulta interesante resaltar que la mayor cantidad de frutos vanos, son cerezos en excelente estado de maduración que cuentan con una semilla vacía que provoca su flotación, no existen estudios que indiquen si este tipo de cerezo demerita la calidad en la bebida, Bustamante, *et al.*, 2004 atribuyen que este fruto es originado por el aborto tardío de un ovulo fecundado.

En la **Figura 4.7**, la diversidad y equidad de defectos presentes en el grupo 3, refleja un deterioro en la calidad física a medida que el tamaño disminuye, probablemente asociado a un desarrollo incompleto del fruto por el ataque de ciertas enfermedades, debido a las condiciones climáticas o la nutrición de la planta (Ferrucho *et al.*, 2024). La composición en el grupo 4 indica que los frutos más pequeños presentan una alta incidencia de defectos severos (vanos 62.5 %), lo que compromete su valor comercial y sensorial. La presencia de maduro

seco solo en el grupo 3 y 4, es debido a que la pulpa una vez llegada a la etapa de senescencia pierde humedad y con ello disminuye sus dimensiones.

Los resultados en la **Figura 4.8** dejan en evidencia, como se ha comentado, que la floración asincrónica del cafeto provoca que las cerezas producto de las primeras floraciones sean las menos susceptibles al desarrollo de plagas y enfermedades, al tener un mejor desarrollo fisiológico; y contribuyen con la mayor cantidad de frutos óptimos para producir un café de excelentes propiedades; además de esto, Vinecky *et al.*, (2017) y Anand *et al.*, (2014) determinan que factores como la sobre producción y deficiencias nutricionales pueden contribuir con esta heterogeneidad. En cuanto a los defectos, la poca variabilidad existente entre el grupo 2, 3 y 4 (7.4%, 6% y 9.4%) indica un aporte similar, pero al compararlo con las cerezas en óptimas condiciones que proporcionan (12.1% y 1.3%), deja de manifiesto que los grupos 3 y 4 no son aptos para mercados donde el control de calidad es demasiado exigente.

Aunque no existen investigaciones que relacionen el tamaño del grano o el fruto respecto a la cantidad y tipo de defecto; existen estudios como el de Gamboa (2015), que relaciona su cantidad debido a un mal control del proceso de beneficio, cosecha y manejo del cultivo al analizar muestras de diferentes fincas, variando el porcentaje de defectos encontrado de 18.7% a 24.4 %, esta investigación se encuentra en el límite superior con 24.1%. Cortés *et al.*, (2020); obtienen para la región de Motozintla, a la cual pertenece la zona de estudio, 88.5 % granos buenos en muestras de 200 gramos, comparado con el 75.9 % de este estudio; además, es una de las regiones que produce granos de mayor tamaño. Gonzalez *et al.* (2024); determinan que el defecto más común en muestras del estado de Veracruz son cafés mordidos o rotos; también se encontraron inmaduro, arrugado, rotura, broca, amargor parcial, negro parcial y hongo; la SCA, (2019) relaciona parte de este tipo de granos de café a los cerezos obtenidos como defectuosos en el estudio.

Estos resultados establecen que el tamaño del fruto es un predictor confiable de calidad física, tanto por su relación con el estado de madurez como por su susceptibilidad a defectos fisiológicos y patológicos. Su implementación en la toma de decisiones agronómicas puede ayudar en la evaluación de estudios para mejorar la uniformidad de la floración y maduración del fruto; investigaciones enfocadas en el amarre de floración, con el propósito de incrementar aún más la calidad del café y determinar si estos influyen en el tamaño del grano, dado que el cafeto es una planta caracterizada por una floración en diferentes épocas. Es recomendable incorporar la clasificación por tamaño de fruto como criterio técnico en los procesos de selección y beneficio para mejorar la calidad final del café, reducir el contenido de defectos y facilitar la separación de lotes para mercados de especialidad.

Este tipo de investigaciones se pueden complementar con el conteo de defectos en grano en cada grupo (medición del volumen, densidad, peso, humedad y evaluación del color), estudios agronómicos y ambientales (clima, altitud, tipo de suelo y nutrición), análisis sensoriales (evaluar aroma, sabor, cuerpo, acidez y retrogusto) o un análisis químico para detectar residuos de pesticidas y metales pesados.

4.7 Conclusiones

Los resultados del presente estudio demuestran que el tamaño de la cereza de café está directamente relacionado con su calidad física, al influir directamente en la cantidad y el tipo de defectos presentes en cada una de las muestras; además de inferir en el porcentaje de frutos en óptimas condiciones de cada grupo, por lo tanto, el tamaño del fruto es un predictor fiable de calidad. Es importante, incorporar la clasificación morfológica por tamaño como criterio técnico en los procesos de selección y beneficio, con el fin de mejorar la calidad final del café, reducir el contenido de defectos y facilitar la separación de lotes para mercados de especialidad.

Actualmente, los estudios de clasificación de defectos se enfocan en el grano, esta investigación presenta evidencia que este proceso se puede realizar en cosecha con la finalidad de generar alternativas de control de calidad en cosecha y manejo de cultivo. Estos resultados son útiles para el diseño de maquinaria para mejorar la calidad del café destinado a mercados especializados y, por ende, la obtención de mejores beneficios económicos por parte de agricultor.

4.8 Bibliografía

- Abubakar, Y., Siregar, M. M., Juanda, J., & Nilda, C. (2025). Cherry and bean size distribution of Gayo arabica coffee harvested from different farm elevations. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 1(1), 1-6. doi:doi:10.1088/1755-1315/1476/1/012099
- Álvarez, F., Oliveros, C. E., & Sanz, J. R. (2013). Evaluation of Mechanical Beaters in Coffee Harvesting. *Revista Facultad Nacional de Agronomía-Medellín*, 66(1), 6919-6928. Obtenido de <https://www.redalyc.org/pdf/1799/179928411009.pdf>
- Anand, C. G., Kumar, P., & D'souza, G. F. (2014). Pre-mature fruit drop and coffee production in India: a review. *Indian Journal of Plant Physiology*, 19(1), 230-237. doi:<https://doi.org/10.1007/s40502-014-0102-y>
- Ángel, C. A., Rivillas, C. A., Arciniegas, N. d., & López, J. M. (2018). Bases para el Manejo de la Gotera u Ojo de Gallo del café en Colombia. *Cenicafé*(490), 1-8. doi:10.13140/RG.2.2.11934.38728
- Bedoya, J. M., Acevedo, E., Sauchyn, D., Poveda, G., & Urán, A. (2025). El Niño-Southern Oscillation impacts in a coffee growing region of Colombia and

- adaptations mechanisms among coffee producers. *Journal of Environmental Studies and Sciences*, 1-21. doi:<https://doi.org/10.1007/s13412-025-01038-z>
- Bustamante, J., Roa, S., Casanova, A., & Roso, L. (2004). Líneas de café resistentes a la roya en una localidad del Estado Táchira, Venezuela. *Agronomía Tropical*, 54(1), 75-91. doi:http://ve.scielo.org/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0002-192X2004000100006&lng=es&tlng=es
- Canet, G., Soto, C., Ocampo, P., Rivera, J., Navarro, A., Guatemala, G. M., & Villanueva, S. (2016). La Situación y tendencias de la producción de café en América Latina y El Caribe. Jalisco: IICA, Instituto Interamericano de Cooperación para la Agricultura;. Obtenido de https://ciatej.mx/files/divulgacion/divulgacion_5a43b896c22f1.pdf
- Cannell, M. G. (2015). Factors affecting Arabica coffee bean size in Kenya. *Journal of Horticultural Science*, 49(1), 65-76. doi:<https://doi.org/10.1080/00221589.1974.11514552>
- Cannell, M. G., & Huxley, P. A. (1969). Seasonal differences in the pattern of assimilate movement in branches of *Coffea arabica* L. *Annals of Applied Biology*, 64(2), 345-357. doi: <https://doi.org/10.1111/j.1744-7348.1969.tb02884.x>
- Castillo, B. (2024). Factores determinantes en el aseguramiento de la calidad del café. Obtenido de <https://www.anacafe.org/>.
- Cortés, F. M., Pérez, S. J., Servín, J. R., & Morales, R. V. (2020). Relationship between physico-chemical properties in the coffee beans and the cup quality attributes of coffee from the state of Chiapas, Mexico. *International Food Research Journal*, 24(4), 754-761. Obtenido de [http://ifrj.upm.edu.my/27%20\(04\)%202020/DONE%20-%2018%20-%20IFRJ19993.R1.pdf](http://ifrj.upm.edu.my/27%20(04)%202020/DONE%20-%2018%20-%20IFRJ19993.R1.pdf)
- Das, S. (2022). Post-harvest processing of coffee: An overview. *Coffee Science*, 16(1), 1-7. doi:<https://doi.org/10.25186/v16i.1976>
- De Salvador, F. R., Fisichella, M., & Fontanari, M. (2006). Correlations between fruit size and fruit quality in apple trees with high and standard crop load levels. *Journal of Fruit and Ornamental Plant Research*, 14(2), 113-121. Obtenido de https://www.inhort.pl/files/journal_pdf/Suppl_2_2006/Suppl_2_full_10_2006.pdf
- DOF, (. O. (28 de 03 de 2024). Norma Oficial Mexicana Nom-255-Se-2022, Café Pluma-Denominación-Especificaciones-Información Comercial Y Métodos

De Prueba. Obtenido de <https://www.dof.gob.mx/>:
https://www.dof.gob.mx/nota_detalle.php?codigo=5668443&fecha=14/10/2022#gsc.tab=0

DOF, (. O. (17 de 08 de 2025). NMX - F-162-SCFI-2008, CAFÉ VERDE – TABLA DE REFERENCIA DE DEFECTOS. Obtenido de <http://economia-nmx.gob.mx/normas/nmx/2007/nmx-f-162-scfi-2008.pdf>

Drvodelić, D., Oršanić, M., Vuković, M., Jatoi, M. A., & Jemrić, T. (2019). Correlation of Fruit Size with Morphophysiological Properties and Germination Rate of the Seeds of Service Tree (*Sorbus domestica* L.). *South-east European forestry : SEEFOR*, 9(1), 47-54. doi:<https://doi.org/10.15177/seefor.18-01>

Echeverri, L. F., & Ortiz, A. G. (2020). Caracterización de la fracción lipídica del café verde en variedades mejoradas de *coffea arabica* L. *Cenicafé*, 71(2), 39-52. doi:<https://doi.org/10.38141/10778/71203>

Elhalis, H., Cox, J., Frank, D., & Zhao, J. (2021). The role of wet fermentation in enhancing coffee flavor, aroma and sensory quality. *European Food Research and Technology*(247), 485–498. doi:<https://doi.org/10.1007/s00217-020-03641-6>

Ferrucho, R. L., Marín, G. A., & Gaitan, A. (2024). Integrated Disease Management for the Sustainable Production of Colombian Coffee. *Agronomy*, 14(6), 1-17. doi:<https://doi.org/10.3390/agronomy14061286>

Fruit thinning and shade improve bean characteristics and beverage quality of coffee (*Coffea arabica* L.) under optimal conditions. (2005). Vaast, Philippe; Bertrand, Benoit; Perriot, Jean J.; Guyot, Bernard; Génard, Michel; 86(2), 197-204. doi: <https://doi.org/10.1002/jsfa.2338>

Gamboa, P. Y., Mosquera, S. A., & Paz, I. E. (2015). Caracterización física de café especial (*Coffea Arabica*) en el municipio de Chachagüí (Nariño, Colombia). *REVISTA LASALLISTA DE INVESTIGACIÓN*, 12(1), 90-98. Obtenido de <https://revistas.unilasallista.edu.co/index.php/rldi/article/view/793/546>

Geromel, C., Ferreira, L. P., Davrieux, F., Guyot, B., Ribeyre, F., do Santos, M., . . . Marraccini, P. (2008). Effects of shade on the development and sugar metabolism of coffee (*Coffea arabica* L.) fruits. *Plant Physiology and Biochemistry*, 46(5), 569-579. doi:<https://doi.org/10.1016/j.plaphy.2008.02.006>

Godinez, L., Figueroa, E., & Pérez, F. (2016). Análisis del precio del café y el ingreso de los pequeños productores. *Matemáticas Aplicadas. ECORFAN*, 65-76. Obtenido de

https://www.ecorfan.org/handbooks/Handbook_Matematicas_Aplicadas_a_la_Economia_T1V1/Particiones/6.pdf

- Goldenberg, L., Yaniv, Y., Porat, R., & Carmi, N. (2017). Mandarin fruit quality: a review. *Journal of the Science of the Food and Agriculture*, 98(1), 18-26. doi: <https://doi.org/10.1002/jsfa.8495>
- Gonzalez, B., Sandoval, O., Flores, J. d., Landeta, O., Portillo, O., & Aguila, G. (2024). A Study of the Physical Characteristics and Defects of Green Coffee Beans That Influence the Sensory Notes Using Machine Learning Models. *Processes*, 12(1), 1-19. doi:<https://doi.org/10.3390/pr12010018>
- Guerrero, Á., Sanz, J. R., Peñuela, A. E., & Ramírez, C. A. (2022). Mediverdes®: un método para medir la calidad de la recolección del café en el campo. *Avances Técnicos Cenicafe*(536), 1-8. doi:<https://doi.org/10.38141/10779/0536>
- Guimarães, C. R., & Angelo, M. (2018). Analysis of defects in coffee beans compared to biplots for simultaneous tables. *Revista Ciência Agronômica*, 49(1), 1-9. Obtenido de <https://www.redalyc.org/jatsRepo/1953/195358115007/195358115007.pdf>
- Haile, M., & Kang, W. H. (2019). The Role of Microbes in Coffee Fermentation and Their Impact on Coffee Quality. *Journal of Food Quality*(4836709), 1-6. doi:<https://doi.org/10.1155/2019/4836709>
- Hinsene, G., Gezahegn, B., & Chemed, A. (2015). Influence of Coffee Production Systems on the Occurrence of Coffee Beans Abnormality: Implication on Coffee Quality. *Asian Journal of Plant Sciences*(14), 40-44. doi: 10.3923/ajps.2015.40.44
- ICO, (. C. (2023). Coffee Report and Outlook. Obtenido de https://icocoffee.org/documents/cy2023-24/Coffee_Report_and_Outlook_December_2023_ICO.pdf
- IICA, I. I., & CSC, C. S. (2020). Guía Práctica de Caficultura. Salvador. Obtenido de <https://iica.int/sites/default/files/2020-11/impresion%20GPCAFI%2010.2020.pdf>
- INEGI. (2010). Compendio de información geográfica municipal de los Estados Unidos Mexicanos 2010. Chiapas. México: INEGI. Obtenido de <https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=702825292942>
- Kifle, A. T., Ali, H. M., & Ayano, A. (2018). Correlation and Path Coefficient Analysis of some Coffee (*Coffea arabica* L.) Accessions using Quantitative Traits in Ethiopia. *International Journal of Plant Breeding and Crop Science*, 5(2), 383-390.

doi:https://www.researchgate.net/publication/362294144_Correlation_and_Path_Coefficient_Analysis_of_some_Coffee_Coffea_arabica_L_Accessions_using_Quantitative_Traits_in_Ethiopia

- Krishnan, S. (2017). Sustainable Coffee Production. *Environmental Science*, 1-34. doi:10.1093/acrefore/9780199389414.013.224
- Magalhães, A. I., de Carvalho, D. P., de Melo, G. V., da Silva, A., Coral, J. D., de Carvalho, J. C., & Soccol, C. R. (2021). A critical techno-economic analysis of coffee processing utilizing a modern fermentation system: Implications for specialty coffee production. *Food and Bioproducts Processing*, 125, 14-21. doi:<https://doi.org/10.1016/j.fbp.2020.10.010>
- Maluf, L., de Pellegrini, L., Campos, M. M., Vieira, K., & Vasques, A. S. (2020). Chapter 16 - Behavioral aspects of the coffee consumer in different countries: The case of Brazil. *Woodhead Publishing Series in Consumer Sci & Strat Market*, 16, 321-341. doi:<https://doi.org/10.1016/B978-0-12-814721-4.00016-0>
- Mendoza, B. F., Pincay, J. D., & Bravo, R. C. (2023). Influence of the harvesting of ripe and green coffee on the physical and organoleptic quality of coffee (*Coffea arabica* L.). *Revista Agrosilvicultura y Medioambiente*, 1(1), 1-12. doi:<https://doi.org/10.47230/agrosilvicultura.medioambiente.v1.n1.2023.14-25>
- Meseret, D., Sentayehu, A., Ali, M., & Adeba, G. (2021). Correlation and Path Coefficient Analysis of Morphological Quantitative Characters in Some Ethiopian Specialty Coffee (*Coffea arabica* L.) Accessions. *American Journal of Agriculture and Forestry*, 9(4), 248-257. doi:10.11648/J.AJAF.20210904.22
- Monroig, F. M., Roman, E. A., Flores, C. A., & Monroig, M. F. (2025). Evaluation of Semi-Mechanized and Assisted Coffee Harvesting Methods in Puerto Rico. 2025 ASABE Annual International Meeting, 112-137. doi:10.13031/aim.202500112
- Motta, I. V., Vuillerme, N., Pham, H.-H., & Figueiredo, d. F. (2025). Machine learning techniques for coffee classification: a comprehensive review of scientific research. *Artificial Intelligence Review*, 58(15), 1-45. doi:<https://doi.org/10.1007/s10462-024-11004-w>
- Nayra, E. (2020). Evaluación de la calidad sensorial del café (*Coffea arabica* L.) por su altitud y horas de fermentación en tres pisos ecológicos del distrito de Tabaconas. Chiclayo, Perú: Universidad César Vallejo. Obtenido de https://repositorio.ucv.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12692/50686/Nayra_ME-SD.pdf?sequence=1&isAllowed=y

- Osorio, V. (2021). La calidad del Café. Centro Nacional de Investigaciones de Café, Guía más agronomía, más productividad, más calidad. *Cenicafé*, 3, 219-234. doi:https://doi.org/10.38141/10791/0014_12
- Pabón, J. P., & Osorio, V. (2019). Factores e indicadores de la calidad física, sensorial y química del café. En *Cenicafe, APLICACIÓN DE CIENCIA, TECNOLOGÍA E INNOVACIÓN EN EL CULTIVO DEL CAFÉ AJUSTADO A LAS CONDICIONES PARTICULARES DEL HUILA* (págs. 162-189). Huila, Colombia: Cenicafe. Obtenido de <https://biblioteca.cenicafe.org/bitstream/10778/4227/1/Cap07.pdf>
- Pabón, J. P., Osorio, V., & Imbachí, L. C. (2021). Calidad física, sensorial y composición química del café cultivado en el oriente del departamento de caldas. *Revista Cenicafé*, 72(2), 27-40. doi:<https://doi.org/10.38141/10778/72202>
- Pimenta, C. J., Angélico, C. L., & Chalfoun, S. M. (2018). Review Challenges in coffee quality: Cultural, chemical and microbiological aspects. *Ciência e Agrotecnologia*, 42(4), 337-349. doi:<http://dx.doi.org/10.1590/1413-70542018424000118>
- Poltroneiri, P., & Rossi, F. (2016). Challenges in Specialty Coffee Processing and Quality Assurance. *Challenges*, 7(2), 1-19. doi:<https://doi.org/10.3390/challe7020019>
- Puerta, G. I. (2013). Calidad del café. En *Federación Nacional de Cafeteros de Colombia, Manual del cafetero colombiano: Investigación y tecnología para la sostenibilidad de la caficultura*. *Cenicafé*, 3(2), 81-110. doi:https://doi.org/10.38141/cenbook-0026_30
- Puerta, G. I. (2015). Buenas prácticas para la prevención de los defectos de la calidad del café: fermento, reposado, fenólico y mohoso. *Cenicafé*(461), 1-12. doi:<https://biblioteca.cenicafe.org/bitstream/10778/675/1/avt0461.pdf>
- Puerta, G. I., & Ríos, S. (2011). Composición química del mucílago de café según el tiempo de fermentación y refrigeración. *Cenicafé*, 62(2), 23-40. Obtenido de <https://biblioteca.cenicafe.org/bitstream/10778/478/1/arc062%2802%2923-40.pdf>
- Reyes, F., Escamilla, E., Pérez, E., Almaguer, G., Curiel, A., & Hernández, J. A. (2016). Evaluación de productividad, calidad física y sensorial del grano del café (*Coffea arabica* L.), en cafetos injertados en el CRUO, Huatusco, Veracruz. *Revista de Geografía Agrícola*(56), 45-53. Obtenido de <https://www.redalyc.org/pdf/757/75749287006.pdf>

- Robles, H. M. (2011). Los productores de café en México: Problemática y ejercicio del presupuesto. México: Woodrow Wilson International Center for Scholars. Obtenido de https://www.wilsoncenter.org/sites/default/files/media/documents/publication/Hector_Robles_Cafe_Monografia_14.pdf
- Ronchi, C. P., & DaMatta, F. M. (2025). Chapter Thirteen - Managing the coffee crop for flowering synchronisation and fruit maturation: Agronomic and physiological issues. *Advances in Botanical Research*, 114(1), 421-454. doi:<https://doi.org/10.1016/bs.abr.2024.03.001>
- Rosas, C. W., Solís, H., & Cerna, A. F. (2019). Sistema eficiente y de bajo costo para la selección de granos de café: una aplicación de la visión artificial. *Scientia Agropecuaria*, 10(3), 347-351. doi:<http://dx.doi.org/10.17268/sci.agropecu.2019.03.04>
- SAGARPA, (. d. (2017). Planeación Agrícola Nacional 2017-2030, Café Mexicano. CD México: SAGARPA. Obtenido de https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/256426/B_sico-Caf_.pdf
- Santinato, F., Pereira, R., De Albulquerque, V., Da Silva, C. D., & De Oliveira, T. (2016). Mechanical harvesting of coffee in heigh slope. *Revista Caatinga*, 29(3), 685-691. doi:<https://doi.org/10.1590/1983-21252016v29n319rc>
- SCA, S. C. (2019). El café Arábica lavado. Guía de defectos del café verde (3 ed.). Santa Ana, California, 92701. Estados Unidos: SCA. Obtenido de https://bootcoffee.com/wp-content/uploads/2019/09/SCA_The-Arabica-Green-Coffee-Defect-Guide_Spanish_updated.pdf
- SENASICA. (2014). Ficha Técnica No. 42 Antracnosis del cafeto Colletotrichum kahawae J. M. Waller & Bridge. Coyoacán, México, D.F.: SAGARPA. Obtenido de <https://royacafe.lanref.org.mx/Documentos/FTNo42Colletotrichumkahawae.pdf>
- Severa, L., Buchar, J., & Nedomová, Š. (2012). Shape and Size Variability of Roasted Arabica Coffee Beans. *International Journal of Food Properties*, 15(1), 426-437. doi:<https://doi.org/10.1080/10942912.2010.487967>
- Soet, A. (2024). Defective Coffee Beans Reduction: A Case Study of Small-scale Coffee Beans Production in Shan State, Myanmar. *NIDA: Case Research Journa*, 14(1), 29-58. doi:<https://so04.tci-thaijo.org/index.php/NCRJ/article/view/268619/184013>
- Vanegas, J. G., Alcaraz, J. V., & Bobadilla, E. E. (2023). Determinantes de la competitividad exportadora de los productores de café en el estado de

Puebla, México. Revista Espacios, 43(6), 59-75. doi:10.48082/espacios-a23v44n06p05

- Vinecky, F., Davrieux, F., Mera, A., Alves, G. S., Lavagnini, G., Leroy, T., . . . Guerra, A. (2017). Controlled irrigation and nitrogen, phosphorous and potassium fertilization affect the biochemical composition and quality of Arabica coffee beans. *The Journal of Agricultural Science*, 155(6), 902-918. doi:<https://doi.org/10.1017/S0021859616000988>
- Wetzstein, H., Zhang, Z., Ravid, N., & Wetzstein, M. E. (2011). Characterization of Attributes Related to Fruit Size in Pomegranate. *HortScience*, 46(6), 908-911. doi:10.21273/HORTSCI.46.6.908
- Worku, M., Astatkie, T., & Boeckx, P. (04 de 2022). Effect of growing conditions and postharvest processing on arabica coffee bean physical quality features and defects. *Heliyon*, 8(4), 1-8. doi:<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e09201>
- Yeoh, L., & Siew Ng, K. (2022). Future Prospects of Spent Coffee Ground Valorisation Using a Biorefinery Approach. *Resources, Conservation and Recycling*, 179(1). doi:<https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2021.106123>

5. DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE CEREZAS DE CAFÉ CON CNN PARA EL CONTROL DE CALIDAD

Ausel Horacio Gutiérrez-Méndez¹, Carlos Alberto Villaseñor-Perea^{1*}, Gilberto de Jesús López-Canteñs¹, Arturo Mancera-Rico², Abel Quevedo-Nolasco³

¹Posgrado de Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua. Universidad Autónoma Chapingo. Carretera México-Texcoco. Km. 38.5, Chapingo, Texcoco, Edo. de México. C. P. 56230. México.

²Departamento de Fitomejoramiento. Universidad Autónoma Agraria Antonio Narro. Calzada Antonio Narro, 1923, Colonia Buenavista. 25315, Saltillo, Coahuila, México.

³Programa de Hidrociencias, Colegio de Postgraduados. km 35.5 carretera México-Texcoco, C. P. 56230, Montecillo, Texcoco, Estado de México.

*Autor para correspondencia: cvillasenorp@chapingo.mx

5.1 Resumen

En la producción de café, la calidad se vuelve crucial para acceder a mejores mercados, normalmente controlar la selección de la cereza madura es de forma visual y manual, propenso al error humano. En este estudio se generó una base de datos y entrenó un modelo en YOLOv8 para la detección y clasificación de cerezas de café, en función de su estado de madurez y la presencia de defectos, para el control de calidad. En la construcción de la base de datos, se utilizaron fotos de cerezas dañadas, en diferentes escenarios y estados de maduración de 640 por 640 píxeles; el software de LabelImg en Python en el etiquetado y Roboflow para incrementar los datos, se dividió 70%, 20% y 10% para entrenamiento, validación y prueba. Se entrenó y evaluó el modelo YOLOv8 en Google Colab utilizando Unidades de Procesamiento Gráfico (GPU) y Python. La evaluación del rendimiento mostró una precisión de 0.951 y recall de 0.906, además de 0.945 y 0.873 de mAP50 y mAP50-95 de forma general, con un aprendizaje bastante uniforme y sin muchas variaciones, con pérdidas tanto en entrenamiento como en validación que no recaen en un sobreajuste. Estos resultados demuestran que el modelo YOLOv8 es una herramienta factible para implementar en la clasificación de cerezas de café y mejorar la eficiencia de este proceso en la producción de cafés diferenciados.

Palabras clave: YOLOv8, aprendizaje profundo, café de especialidad, Redes neuronales.

Tesis de Doctorado en Ingeniería

Posgrado en Ingeniería Agrícola y Uso Integral del Agua, Universidad Autónoma Chapingo

Autor: Ausel Horacio Gutiérrez Méndez

Director de Tesis: Dr. Carlos Alberto Villaseñor Perea

5.2 Abstract

In coffee production, quality is crucial for accessing better markets. Normally, the selection of ripe cherries is done visually and manually, which is prone to human error. In this study, a database was generated, and a model was trained in YOLOv8 for the detection and classification of coffee cherries, based on their state of ripeness and the presence of defects, for quality control. In constructing the database, photos of damaged cherries in different scenarios and stages of ripeness were used, with a resolution of 640 x 640. Labellmg software in Python was used for labeling, and Roboflow was used to increase the data, which was divided into 70%, 20%, and 10% for training, validation, and testing. A YOLOv8 model was trained and evaluated in Google Colab using Graphics Processing Units (GPUs) and Python. Performance evaluation showed an accuracy of 0.951 and recall of 0.906, as well as 0.945 and 0.873 for mAP50 and mAP50-95 overall, with fairly uniform learning and without much variation, with both training and validation losses that do not fall into overfitting. These results demonstrate that training a YOLOv8 model can be a viable tool to implement for coffee quality control, allowing for accurate discrimination between optimal fruits and those containing some type of defect.

Key words: YOLOv8, deep learning, specialty coffee, neural networks.

5.3 Introducción

La producción de café presenta desafíos y retos demasiado importantes en la actualidad, en la parte de impacto ambiental se trata de implementar procesos que no generen un impacto en el medio ambiente a través de la certificación de cafés orgánicos, por otro lado, el nivel económico del productor y finalmente la calidad del producto que se entrega a los consumidores (Maldonado *et al.*, 2023; Fernández *et al.*, 2020). Todo esto se ve condicionado por el precio del café, el rendimiento, ataque de plagas y enfermedades y la baja tecnificación que existe en muchas regiones con este tipo de cultivo (Gómez *et al.*, 2024; Escamilla *et al.*, 2021; Espinosa, 2016).

La calidad de las cerezas de café es determinante para obtener bebidas con excelentes propiedades organolépticas, por ende, un atributo para poder competir a nivel internacional (Martínez *et al.*, 2017). En la industria del café, la calidad de la bebida depende de toda la etapa de la cadena de valor, desde la selección de la variedad a sembrar hasta el proceso de tostado, donde variaciones mínimas pueden traducirse en diferencias perceptibles en aroma, acidez y cuerpo de una taza de café; en este contexto, la trazabilidad y la precisión en la clasificación de la materia prima, se convierten en áreas críticas de investigación y desarrollo (Worku *et al.*, 2022; Laukalēja y Krūma, 2018).

La cosecha, en zonas montañosas y orografía accidentada, regularmente se hace de forma manual y esta actividad genera que la recolección del fruto no sea homogénea, es decir, no se recolecten frutos solamente maduros; debido al error

humano (Ocampo *et al.*, 2017; Wallis *et al.*, 2004). La implementación de maquinaria, lejos de favorecer una recolección adecuada produce aún más el desprendimiento de frutos no deseados y el desprendimiento de material vegetativo, generando más ineficiencia en la calidad de la cosecha (Román *et al.*, 2023; Aristizábal *et al.*, 2000).

Actualmente, existe la disminución de mano de obra en el campo agrícola, debido al cambio de actividades de la mano de obra joven y la migración, que empiezan a ser un factor importante en este sector (Kittichotsatsawat *et al.*, 2023; Osorio y Pombo, 2019). La adopción de tecnología también es una limitante debido a la condición económica del productor y factores como: la edad, la ubicación geográfica, el nivel de producción anual promedio por hectárea, la educación, los años de producir café y las variedades de café cultivadas (Gómez *et al.*, 2024).

La clasificación de los defectos que demeritan la calidad se hace en café verde como se menciona en el manual de la Asociación de Cafés Especiales (SCA), pero muchos de estos granos provienen de la recolección en campo, de cerezas verdes o dañadas por el impacto de plagas y enfermedades (Bizimungu *et al.*, 2022; SCA, 2019); producto de la deficiencia en la recolección, como se ha comentado. Se implementan metodologías para mejorar el proceso de cosecha, pero no existen mejoras (Haruna *et al.*, 2020; Salazar *et al.*, 2016), aunque existe clasificadoras de cerezas de café, los costos no son accesibles para pequeños productores y pymes, como concluyen Kittichotsatsawat *et al.*, (2023); otro de los aspectos es la rentabilidad a la hora de renovar plantaciones (Gaitán y Pachón, 2010).

Cornejo *et al.*, (2020); establecen que las nuevas tecnologías donde se implementa inteligencia artificial (IA), el internet de las cosas (IoT), entre otras, puede ayudar a enfrentar estos desafíos; el aprendizaje profundo como lo menciona Waqas *et al.*, (2025), presentan alternativas en la agricultura que podrían ayudar a mejorar la productividad, la resiliencia y la sostenibilidad. Las redes neuronales convolucionales (CNN) son implementadas para la clasificación de frutas y presenta excelentes resultados (Aguilar y Campoverde, 2019).

En los últimos años, las redes neuronales convolucionales (CNN) han mostrado un rendimiento destacado en tareas de detección y clasificación de objetos en entornos agrícolas, ya sea mediante el uso de modelos nuevos o reentrenando uno ya establecido; en un inicio sobresalían la investigación en fruta enfocados a clasificación de imagen, pero al pasar de los años los estudios de detección están incrementando (Naranjo *et al.*, 2020). Existen muchos modelos entrenados que se implementan en la clasificación de frutas, las más comunes y de software libre son: YOLO, Faster R-CNN, ResNet, Net, AlexNet, entre otros (Ukwuoma *et al.*, 2022).

Existen estudios para control de calidad en arándano, utilizando YOLOv8 con 840 imágenes y roboflow para construir los boxes (cuadros delimitadores), logrando

precisiones en la implementación entre 90 y 97% (León y Rentería, 2024). Rybacki *et al.*, (2024); clasifican frutos de palmera datilera, tomando en cuenta el color obtienen 85.24% de precisión, tomando en cuenta la forma obtienen 87.62% de precisión; tomando en cuenta los dos parámetros se incrementa la precisión a una 93.41%. Benmouna *et al.*, (2022) comparan la implementación de CNN para el análisis de imágenes con respecto a las redes neuronales artificiales (RNA), máquinas de vectores de soporte (SVM), y k-vecinos más cercanos (KNN); determinando que las CNN (96.5%) tiene mejor desempeño en la clasificación que respecto a las otras metodologías (89.5%, 95.93%, 91.68% respectivamente).

Existen estudios de detección y clasificación de granos en café verde, con redes generativas obteniendo una precisión de 80 % (Yung *et al.*, 2019); en CNN, un modelo ResNet-18 y 4626 imágenes de granos de cafés sanos, dañados y con impacto de plagas, alcanzó una precisión de 93% (Ping *et al.*, 2021). En estudios enfocados a la clasificación de cerezas de café; Alano *et al.*, (2025) con 1000 imágenes en estado inmaduro, maduro y sobremaduro, alcanza una precisión de 92.33%; Valles *et al.*, (2023) con el modelo YOLOv3 clasifica en maduro, verde y sobremaduro, con una precisión de 94.0%. En café molido existen estudios de este tipo para el control de calidad y detección de adulteraciones con un modelo ResNet34, obteniendo una precisión de 98.6% (Pradana *et al.*, 2021).

En cereza de café, los estudios con redes neuronales se enfocan a la detección de grados de madurez y determinar daño por plaga, en estudios separados; pero en la cosecha, sea manual o mecanizada, siempre se recolectan juntos, es decir, frutos en excelente estado y con defectos. Este estudio tiene como objetivo generar una base de datos y entrenar un modelo en YOLOv8 para la detección y clasificación de cerezas de café, en función de su estado de madurez y con presencia de defectos para el control de calidad.

5.4 Materiales y métodos

Los frutos de café utilizados para la base de datos fueron cosechados en cuatro predios que se ubican en el ejido El Progreso, municipio de Bella Vista, en el estado de Chiapas; con plantaciones de *Coffea arábica* de las variedades: typica, oro azteca, bourbón, catuaí amarillo, geisha, caturra, catimor y Marsella; la recolección se hace de forma manual, entre los meses de enero a marzo. La región tiene un clima semicálido húmedo con abundantes lluvias en verano, un rango de temperatura de 16-26°C; las condiciones orográficas son muy accidentadas pero la altura de las parcelas va de los 1600 a 1700 msnm (INEGI, 2010).

5.4.1 Adquisición y preprocesamiento de la base de datos

La base de datos se generó a partir de imágenes tomadas con celular Xiaomi Poco X3 con una cámara de 64 MP Sony IMX682 (1/1.73"), f/1.89, PDAF; en el año 2024 y 2025. Estas imágenes fueron recortadas a imágenes de 640 x 640

pixeles en GIMP 3.0.4 para que coincidieran con las imágenes de entrenamiento del modelo YOLO y asegurar la consistencia del conjunto de datos. Para asegurar la robustez del modelo y cumplir con el objetivo de estudio, las fotos se tomaron bajo las siguientes condiciones:

- Tipos de cerezas de café (**Figura 5.1**): En las muestras tomadas de la recolección de los jornaleros se observaron frutos de cafés verdes, medio maduros, maduros, sobremaduros, secos por antracnosis (causada por el hongo *Colletotrichum* spp.) y ojo de gallo (causada por hongo *Mycena citricolor*) (SENASICA, 2014; SENASICA, 2014).



Figura 5.1. Tipos de frutos encontrados en las muestras de café para la toma de fotografías.

- Iluminación: Se manipularon las condiciones de iluminación para simular diferentes entornos de clasificación, incluyendo luz natural, luz artificial directa y luz difusa (**Figura 5.2**).



Figura 5.2. Variación de la iluminación y fondo de la escena en la toma de las fotografías.

- Fondo de escena: Las cerezas se fotografiaron sobre diferentes colores de fondo para entrenar el modelo a ser menos sensible a las variaciones del entorno (Figura 5.1 y Figura 5.2).
- Posicionamiento: Los frutos se fotografiaron en diferentes ángulos y posición, tanto cerezas individuales como agrupadas en racimos, para desafiar la capacidad de detección del modelo en escenarios con oclusiones (**Figura 5.3**).



Figura 5.3. Posiciones de los frutos de café, muestras de frutos de café solos y unidos en racimo.

5.4.2 Etiquetado y aumentación de datos

El proceso de etiquetado de las imágenes se realizó con LabelImg en Python, una herramienta de código abierto; utilizando cuadros limitadores para indicar la ubicación de las cerezas de café en las imágenes. Las etiquetas utilizadas para cada tipo de fruto son: Verde para fruto verde, Medio_Maduro para frutos que se encuentran en el proceso de maduración, Maduro para los que están en estado óptimo de cosecha, Sobremaduro para los que están en proceso de senescencia, para los frutos que mueren antes de llegar a la maduración por el ataque de la antracnosis se etiquetó como Seco_Plaga y por la enfermedad de ojo de gallo se nombró Ojo_Gallo.

Posteriormente, con el uso de la plataforma Roboflow se realizó el incremento de la base de datos; utilizando técnicas de rotación, recorte aleatorio, exposición, desenfocar, voltear, saturación, ruido aleatorio (Roboflow, 2023). Con el objetivo de aumentar el tamaño del conjunto de datos de entrenamiento y mejorar la capacidad de generalización del modelo, permitiendo mitigar el riesgo de sobreajuste y mejorar la precisión del modelo en la implementación. La base de datos resultante del incremento se dividió en tres subconjuntos: entrenamiento, validación y prueba, en las proporciones de 70%, 20% y 10%, respectivamente.

5.4.3 Entrenamiento del modelo YOLO

Ultralytics lanzó YOLOv8 el 10 de enero de 2023, ofreciendo mayor rendimiento en términos de precisión y velocidad; es un modelo basado en sus predecesores enfocado a la detección de objetos, con las siguientes novedades: el aumento de datos en mosaico, arquitecturas avanzadas de backbone y cuello de botella, detección sin anclaje, módulo C2f, cabezal desacoplado, una modificación en la función de pérdida y variedad de modelos preentrenados (Ultralytics, 2025; Viso.ia, 2025).

El entrenamiento del modelo se llevó a cabo en la plataforma Google Colab, aprovechando el acceso a las Unidades de Procesamiento Gráfico (GPU) de alto rendimiento que ofrece. El entorno de programación se configuró con Python, utilizando las librerías de Ultralytics, que ofrecen la implementación oficial de YOLO.

Los datos de entrenamiento y validación se almacenaron en Google Drive para facilitar el acceso desde el entorno de Colab, al igual que el almacenamiento de todos los archivos generados durante el entrenamiento. Se utilizó la versión preentrenada de YOLOv8, con el objetivo de aprovechar el aprendizaje por transferencia y acortar el tiempo de entrenamiento. El modelo se entrenó con los siguientes parámetros:

task=detect epochs=300 imgsz=640 save_period=1 amp=true

```
mode=train      patience=50 device=-1      workers=4
model=yolov8s.pt batch=64   save=True    classes=[2, 3, 4, 6, 7, 8]
```

5.4.4 Evaluación del modelo

La evaluación del rendimiento del modelo se realizó utilizando el subconjunto de prueba (10%); con ello se determinaron las métricas de precisión (P), exhaustividad o Recall (R), el F1 Score y la precisión media promedio (mAP) (Molina, 2024; Padilla *et al.*, 2021). La precisión de los objetos detectados P , que indica cuántas detecciones fueron correctas, está dado por:

$$P = \frac{TP}{TP + FP}$$

La capacidad del modelo para identificar todas las instancias de objetos en las imágenes (R), está dado por:

$$R = \frac{TP}{TP + FN}$$

Donde:

- TP (Verdadero Positivo): una detección correcta de un cuadro delimitador de verdad fundamental si su área de intersección sobre el área de unión (IoU) con el cuadro delimitador etiquetado correspondiente es mayor que un umbral dado.
- FP (Falso Positivo): una detección incorrecta de un objeto inexistente o una detección fuera de lugar de un objeto existente.
- FN (Falso Negativo): un cuadro delimitador de verdad fundamental no detectado.

La puntuación F1 ($F1\ Score$), es la media armónica de la precisión y la exhaustividad, proporciona una evaluación equilibrada del rendimiento del modelo al tener en cuenta tanto los falsos positivos como los falsos negativos y está dado por:

$$F1\ Score = 2 * \frac{P * R}{P + R}$$

mAP50 es precisión media promedio calculada en un umbral de intersección sobre unión (IoU) de 0.50, considera solo las detecciones "fáciles" por parte del modelo. mAP50-95, es promedio de la precisión media promedio calculado en diferentes umbrales de IoU, que van de 0.50 a 0.95, eso ofrece una visión completa del rendimiento del modelo en diferentes niveles de dificultad de detección (Ultralytics, 2025). Estos indicadores se utilizaron para medir la capacidad del modelo de detectar y clasificar con precisión las cerezas de café en cada una de las categorías etiquetadas, así como el rendimiento general de la detección de objetos.

5.5 Resultados

El entrenamiento se programó para 300 épocas, pero a partir de la época 200 el modelo empieza a aprender muy poco y para no caer en un sobre ajuste del modelo, se detuvo el entrenamiento del modelo en la época 248.

5.5.1 Evaluación del rendimiento del modelo YOLOv8

Los resultados del entrenamiento se presentan en el **Cuadro 5.1** para cada una de las clases de cerezas de café, donde se puede apreciar una precisión general de 0.966 con un recall (R) de 0.938, mAP50 de 0.955 y un mAP50-95 de 0.876, este último es útil para analizar la implementación del modelo en ambientes complicados. En el análisis por clase, puede apreciarse que la clase Medio_Maduro presentara más dificultades en la detección y clasificación de forma general (0.88) y en ambientes complicados (0.751).

Cuadro 5.1. Información de las métricas sobre el rendimiento del modelo en la detección de objetos al finalizar el entrenamiento.

Clase	Imágenes	Instancias	Precisión	R	mAP50	mAP50-95
Maduro	145	607	0.939	0.924	0.96	0.879
Medio_Maduro	74	154	0.882	0.74	0.843	0.751
Ojo_Gallo	32	86	0.987	0.953	0.978	0.948
Seco_Plaga	81	172	0.982	0.949	0.975	0.871
Sobremaduro	51	114	0.95	0.93	0.958	0.915
Verde	115	334	0.966	0.938	0.955	0.876
General	178	1467	0.951	0.906	0.945	0.873

5.5.2 Pérdidas durante el entrenamiento

En la **Figura 5.4** se presentan las gráficas de pérdidas durante el entrenamiento que mide los errores del modelo, donde se aprecia que el modelo aprende correctamente en cada ciclo. En el caso del cuadro delimitador, en cada época los errores van descendiendo y existen pocos picos, indicando que los ajustes que realizan en cada entrada son adecuados para la localización; lo mismo sucede con clasificación, en cada época disminuyen los errores en la identificación de las clases correctas; en el caso de la refinación de las detecciones (Distribución) para delimitar correctamente los cuadros, existen una tendencia a bajar, pero existen incrementos en ciertas épocas que podrían afectar al momento de su implementación.

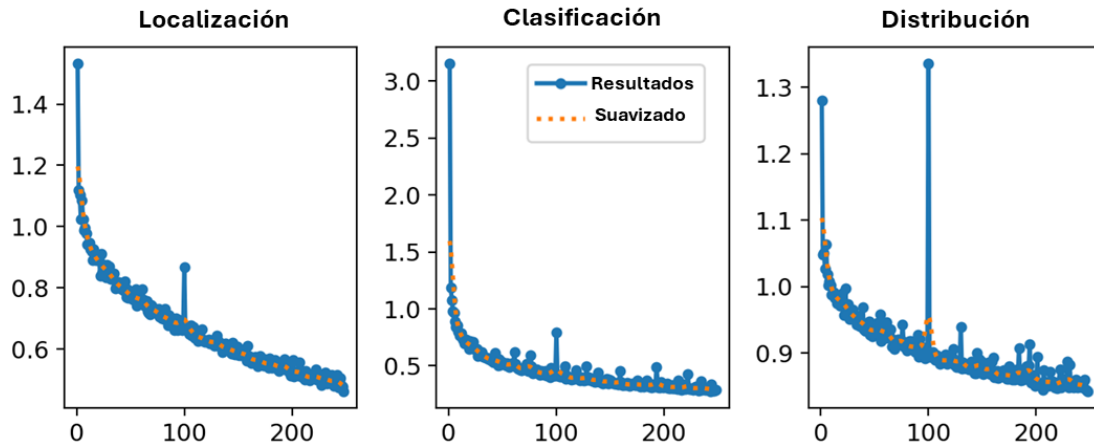


Figura 5.4. Funciones de pérdidas durante el entrenamiento del modelo.

5.5.3 Pérdidas durante la validación

En la **Figura 5.5** se presenta las gráficas de pérdidas durante la validación, donde se aprecia que el modelo aprende correctamente durante la validación. En la detección del tamaño, ubicación de los cuadros delimitadores y la predicción de las clases tiende a disminuir, aunque tiende a ver picos que van descendiendo como avanzan las épocas; lo mismo sucede con la refinación (distribución); las variaciones son más puntuales y visibles en los cuadros delimitadores, pero tienden a disminuir como avanza la validación.

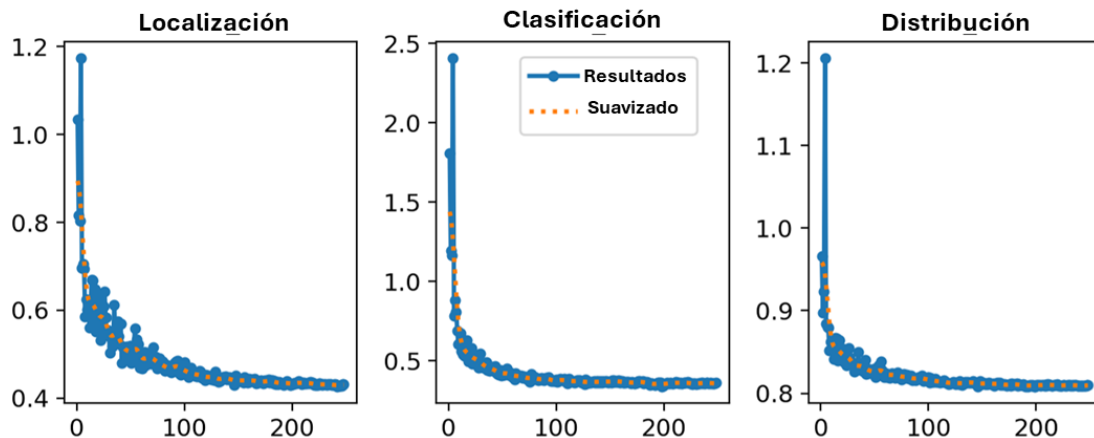


Figura 5.5. Funciones de pérdidas durante la validación del modelo.

5.5.4 Métricas de rendimiento

La **Figura 5.6** presenta los resultados de las métricas en cada uno de los ciclos, en el caso de la precisión y recall tiende a tener variaciones, pero el modelo sigue mejorando. A partir de la época 75 el modelo tiende a mejorar poco, pero las métricas mAP50 y mAP50-95 siguen incrementando.

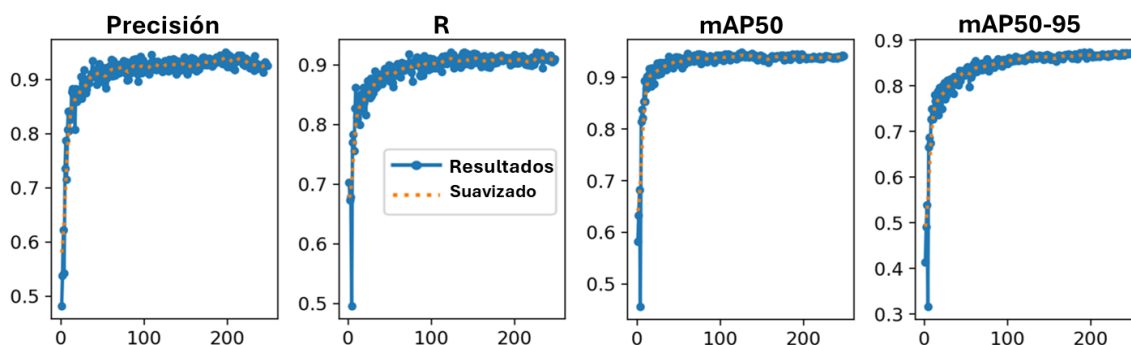


Figura 5.6. Métricas de rendimiento del modelo durante el entrenamiento.

5.6 Discusión

Detener el entrenamiento antes que caiga en un sobreajuste, evita que el modelo se ajuste demasiado a los datos, en vez de aprender los patrones generales y tenga problemas al ser implementado; como lo encontrado por dos Santos *et al.*, (2025), donde los resultados de las pérdidas manifiestan un sobre ajuste al final del entrenamiento al empezar a incrementar los valores de las pérdidas, tanto para el entrenamiento como la validación, que puede deberse a múltiples factores, no solo a la falta de control en el entrenamiento (Ultralytics, 2025).

5.6.1 Evaluación del rendimiento del modelo YOLOv8

El resumen de los resultados de las métricas presentado en el Cuadro 5.1, muestra el desempeño del entrenamiento y la validación, con valores generales excelentes (precisión de 0.951, recall de 0.906, mAP50 de 0.945 y mAP50-95 de 0.873) que son similares a los obtenidos por Andoval y Prieto, (2007), que determinan el estado de madurez en las cerezas de café. Los valores altos de mAP50 para enfermedades como ojo de gallo y por antracnosis de 0.978 y 0.975 son buenos, aunque en mAP50-95 decae a 0.871; Fragoso *et al.*, (2025) en estudios de enfermedades de la hoja del café obtiene valores de mAP por debajo del 0.7.

Las clases que determinan el grado de madurez del fruto (Maduro de 0.96, Medio maduro de 0.843, verde 0.955 y sobremaduro de 0.958), son muy superiores a lo obtenido por Anís *et al.*, (2025), donde su valor más alto fue identificando fruto maduro con 0.767 en un modelo entrenado en YOLOv11, que puede deberse a la base de datos y ciclos de entrenamiento (302 imágenes y 20 ciclos). Bazame *et al.*, (2023), entrenan modelos con YOLOv3 y YOLOv4, obteniendo el mAP más alto con YOLOv4 de 0.8; que puede ser debido a que la base de datos presenta mayor complejidad en sus escenas, porque es detención en arboles de café.

La clase con menor precisión para detectar y clasificar, son las cerezas de café medio maduras, que tiene un mAP50 de 0.843 y en ambientes más complicados (mAP50-95) cae hasta 0.751, ya que es un indicador más riguroso del rendimiento (Ultralytics, 2025). Ye *et al.*, (2025) obtienen en la detección y clasificación de estados de madurez de la cereza de café en plantas, es decir,

escenarios complejos, un valor máximo de mAP50-95 de 73.4 con YOLOv7 de forma general; dado que este tipo de fruto es difícil de determinar hasta para los recolectores (Ramos *et al.*, 2010).

5.6.2 Pérdidas durante el entrenamiento y validación

Los resultados del entrenamiento del modelo YOLOv8 evidencian una convergencia progresiva y estable en las curvas de pérdida tanto para el conjunto de entrenamiento como de validación, lo cual indica un aprendizaje seguro del modelo en la tarea de detección y clasificación de cerezas de café. La Figura 5.4 y Figura 5.5 son las pérdidas asociadas a la localización de los cuadros delimitadores, clasificación y distribución de características en el entrenamiento y validación, respectivamente; las cuales presentan una tendencia decreciente continua a lo largo de las épocas, estabilizándose después de la época 200 para el entrenamiento y a partir de la época 100 para la validación.

En la Figura 5.4, en la época 100 existe un repunte en las pérdidas; que se aprecia más en la distribución de los cuadros delimitadores, va de 0.90 a 1.33 e inmediatamente recae a 0.89; esto puede deberse a los ajustes realizados a los parámetros en cada época y al set de imágenes que se selecciona para el entrenamiento. La Figura 5.5, presenta más variaciones en la localización de los cuadros delimitadores que se va minimizando; conforme avanzan las épocas, todas llegan a un punto de equilibrio que no evidencia sobreajuste. Rivera *et al.*, (2024), obtiene algo similar en el conteo de frutos en plantaciones de café; pero en la presentación de sus métricas durante el entrenamiento, los valores están por debajo de 0.17 a excepción de la precisión que llega a 0.8 con muchas variaciones, en este estudio las métricas están por encima de 0.8 y con un entrenamiento estable al tener pocas variaciones al final del entrenamiento.

5.6.3 Métricas de rendimiento

Las métricas de rendimiento indican que el modelo aprende demasiado rápido las primeras épocas (30) y las variaciones se van refinando conforme avanza el entrenamiento (Figura 5.6). Contrario a lo obtenido por Putra y Saputra, (2025), donde la Precisión y el Recall nunca se estabilizan o refina durante el entrenamiento y tiende a variar demasiado con una base de datos de 4547 imágenes. Malathi *et al.*, (2025) con 18, 786 imágenes, entrena un modelo, pero también es inestable y nunca se refina de forma generalizada, hasta en los parámetros de mAP, los cuales son importantes para la implementación del modelo.

Las métricas de desempeño, tanto para la precisión general como recall, muestran una evolución ascendente que converge hacia valores altos (0.95 y 0.906); los valores de mAP50 y mAP50-95 (0.945 y 0.873), sugiere un alto grado de exactitud en la identificación y clasificación de los frutos en sus diferentes clases, dado que Yaseen (2024), manifiesta que una de las métricas más importantes a evaluar en un modelo es mAP.

5.7 Conclusiones

La consistencia entre las pérdidas de entrenamiento y validación, además de el incremento progresivo de las métricas y finalmente su refinamiento, que son observadas en este estudio; indica que el modelo logró una adecuada generalización. Atribuible tanto a la variabilidad de las imágenes empleadas (condiciones de iluminación, orientación de los frutos y color del fondo o escena) como al uso de técnicas de aumento de datos y finalmente, la configuración de entrenamiento del modelo. Estas estrategias son fundamentales en aplicaciones agrícolas y demás áreas, donde los entornos naturales introducen alta variabilidad visual.

El modelo entrenado en YOLOv8 demostró ser una herramienta viable para el control automatizado de calidad del café, permitiendo discriminar con precisión los frutos aptos para producir un café de excelentes cualidades, de los que contienen algún tipo de defecto. Su implementación podría integrarse en sistemas de visión para clasificación en líneas de beneficiado, evaluación en campo o selección postcosecha, reduciendo la dependencia de inspecciones manuales y aumentando la eficiencia del proceso.

5.8 Bibliografía

- Aguilar, J. V., & Campoverde, M. A. (2019). Clasificación de frutas basadas en redes neuronales convolucionales. *Polo del Conocimiento*, 5(1), 3-22. doi:10.23857/pc.v5i01.1210
- Alano, M. K., Ogaya, V., & Arboleda, E. (2025). Development of IoT Automated Color-based Sorting Machine for Robusta Coffee Cherries (*Coffea canephora*). *Development of IoT Automated Color-based Sorting Machine for Robusta Coffee Cherries (Coffea canephora)*, 1(1), 1-20. doi: <https://doi.org/10.22067/jam.2025.93067.1374>
- Anis, I., Nurdin, N., & Maryana, M. (2025). Real-Time Detection of Coffee Cherry Ripeness Using YOLOv11. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 9(4), 1-9. doi: <https://doi.org/10.30871/jaic.v9i4.9735>
- Aristizábal, I. D., Oliveros, C. E., Sanz, J. R., Montoya, E. C., & Álvarez, F. (2000). Cosecha Mecánica del café aplicando vibraciones circulares al tallo del cafeto. *Cenicafe*, 51(1), 41-53. Obtenido de [https://www.cenicafe.org/es/publications/arc051\(01\)041-053.pdf](https://www.cenicafe.org/es/publications/arc051(01)041-053.pdf)
- Bazame, H. C., Molin, J. P., Althoff, D., & Martello, M. (2023). Detection of coffee fruits on tree branches using computer vision. *Scientia Agricola*, 80(1), 1-8. doi:<https://doi.org/10.1590/1678-992X-2022-0064>
- Benmouna, B., García, G., Sabzi, S., Fernández, R., Parras, D., & Molina, J. M. (2022). Convolutional Neural Networks for Estimating the Ripening State of Fuji Apples Using Visible and Near-Infrared Spectroscopy. *Food and*

Bioprocess Technology, 15(1), 226–2236.
doi:<https://doi.org/10.1007/s11947-022-02880-7>

- Bizimungu, G., Ahouansou, R. H., Semassou, C., & Dusabumuremyi, J. C. (2022). Physical and Mechanical Properties of Coffee Cherries and Beans in Africa: Review and the State of Arts. *Food Science and Technology*, 10(3), 55-74. doi:10.13189/fst.2022.100301
- Chih, W., Wei, Y., Shiaw, C., Che, H., & Zi, L. (2024). The Application of Deep Learning to Accurately Identify the Dimensions of Spinal Canal and Intervertebral Foramen as Evaluated by the IoU Index. *bioengineering*, 11(10), 1-15. doi:<https://doi.org/10.3390/bioengineering11100981>
- Cornejo, E., Acevedo, O. A., Romero, H., & Toriz, A. (2020). Low-cost Technological Strategies for Smallholders Sustainability: A Review . *Revista de gestión tecnológica e innovación*, 15(1), 105-113. doi:<http://dx.doi.org/10.4067/S0718-27242020000100105>
- dos Santos, L., de Alencar, I., & Tsuguio, M. (2025). Smart Postharvest Management of Strawberries: YOLOv8-Driven Detection of Defects, Diseases, and Maturity. *AgriEngineering*, 7(8), 1-20. doi:<https://doi.org/10.3390/agriengineering7080246>
- Escamilla, E., Tinoco, J. Á., Pérez, H. A., Aguilar, Á. d., Sánchez, R., & Ayala, D. (2021). Transformación Socioecológica en el agroecosistema del café afectado por Roya en Chiapas, México. *Fitotecnia Mexicana*, 44(4), 643 - 653. Obtenido de <https://www.scielo.org.mx/pdf/rfm/v44n4/0187-7380-rfm-44-04-643.pdf>
- Espinosa, J. A. (2016). roductividad y rentabilidad potencial del café (*Coffea arabica* L.) en el trópico mexicano. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*, 7(8), 2011-2024. doi:<https://doi.org/10.29312/remexca.v7i8.133>
- Fernández, Y., Sotto, K. D., & Vargas, L. A. (2020). Impactos ambientales de la producción del café, y el aprovechamiento sustentable de los residuos generados. *Producción + Limpia*, 15(1), 93-110. doi:<https://doi.org/10.22507/pml.v15n1a7>
- Fragoso, J., Silva, C., Paixão, T., Alvarez, A. B., Castro, O., Florez, R., . . . André, P. (2025). Coffee-Leaf Diseases and Pests Detection Based on YOLO Models. *applied sciences*, 15(9), 1-25. doi:<https://doi.org/10.3390/app15095040>
- Gaitán, C. A., & Pachón, F. A. (2010). Causas para la adopción de tecnologías para la renovación de cafetales – Caso El Colegio (Cundinamarca). *Agronomía Colombiana*, 28(2), 329-336. Obtenido de <https://revistas.unal.edu.co/index.php/agrocol/article/view/18077/18993>

- Gómez, D., Cubero, A., Barrantes, L. E., & Villalobos, V. (2024). Factores críticos para la adopción de tecnologías en café: evidencia de la Región Branca de Costa Rica. *Tecnología en Marcha*, 37(4), 1-17. doi:<http://dx.doi.org/10.18845/tm.v37i4.6901>
- Haruna, E., Pereira, R., de Oliveira, T., Negri, L., de Lima, F. N., de Araújo, F. E., & Maldonado, W. (2020). Methodology for selective coffee harvesting in management zones of yield and maturation. *Precision Agriculture*, 22, 711–733. doi:<https://doi.org/10.1007/s11119-020-09751-1>
- Kittichotsatsawat, Y., Tippayawong, N., & Tippayawong, K. Y. (2023). Improvement of coffee production performance via integrated lean and automated mechanization techniques. *Environment & Agriculture*, 9(2), 1-12. doi:<https://doi.org/10.1080/23311932.2023.2278934>
- Laukalēja, I., & Krūma, Z. (2018). Quality of specialty coffee: balance between aroma, flavour and biologically active compound composition: review. *Food Ecience*, 240-247. doi:<https://doi.org/10.22616/rrd.24.2018.038>
- León, R. A., & Rentería, M. A. (2024). Development of an Algorithm with Artificial Vision using Convolutional Neural Networks for Blueberry Quality Control. 4th LACCEI International Multiconference on Entrepreneurship, Innovation and Regional Development, 1-9. doi:<https://dx.doi.org/10.18687/LEIRD2024.1.1.854>
- Liakos, K. G., Busato, P., Moshou, D., Pearson, S., & Bochtis, D. (2018). Machine Learning in Agriculture: A Review. *sensors*, 18(8), 1-29. doi:<https://doi.org/10.3390/s18082674>
- Malathi, K., Mohanasundaram, N., Santhosh, R., Manikandan, B., Parthasarathy, V., & Saravana, K. G. (2025). Multi-Disease Recognition in Tea Plants By Evaluating the Performance of Yolo Models. *Journal of Intelligent Systems and Internet of Things*, 17(1), 39-56. doi:<https://doi.org/10.54216/JISIoT.170104>
- Maldonado, S. D., García, A., Ordóñez, L. A., Alvarado, J. W., & Arévalo, E. (2023). Evaluación de la sostenibilidad socioeconómica y ecológica de los sistemas de producción orgánica y convencional del café en la cuenca del Cumbaza. *Revista Amazónica de Ciencias Ambientales y Ecológicas*, 2(1), 1-15. doi:<https://doi.org/10.51252/reacae.v2i1.450>
- Martínez, V. N., Aristizábal, I. D., & Moreno, E. L. (2017). evaluation of the composition effect of harvested coffee in the organoleptic properties of coffee drink. *VITAE*, 24(1), 47-58. doi:<http://dx.doi.org/10.17533/udea.vitae.v24n1a06>

- Molina, M. (2024). Un intruso de otro mundo: F1-score. *Revista electrónica de AnestesiaR*, 16(4), 1-6. doi:10.30445/rear.v16i4.1258
- Naranjo, J., Mora, M., Hernández, R., Barrientos, R. J., & 3, C. F. (s.f.). A Review of Convolutional Neural Network Applied to Fruit Image Processing.
- Naranjo, J., Mora, M., Hernández, R., Barrientos, R. J., Fredes, C., & Valenzuela, A. (2020). A Review of Convolutional Neural Network Applied to Fruit Image Processing. *Applied Sciences*, 10(10), 1-31. doi:https://doi.org/10.3390/app10103443
- Ocampo, O. L., Ovalle, A. M., Arroyave, A., Salazar, K., Ramírez, C. A., & Oliveros, C. (2017). Nuevo método estándar para la recolección selectiva de café. *Ingeniería. Investigación y Tecnología*, 18(2), 127-137. Obtenido de https://www.scielo.org.mx/pdf/iit/v18n2/1405-7743-iit-18-02-00127.pdf
- Osorio, N. Y., & Pombo, O. A. (2019). La evolución tecnológica y la percepción de la calidad ambiental de los caficultores de El Águila, Valle del Cauca, Colombia. *Frontera Norte*, 31(1), 1-27. doi:https://doi.org/10.33679/rfn.v1i1.1988
- Padilla, R., Passos, W. L., Dias, T. L., Netto, S. L., & da Silva, E. A. (2021). A Comparative Analysis of Object Detection Metrics with a Companion Open-Source Toolkit. *electronics*, 10(3), 1-28. doi:https://doi.org/10.3390/electronics10030279
- Ping, W., Hsien, T., Tzu, C., & Chih, H. (2021). Deep Convolutional Neural Network for Coffee Bean Inspection. *Sensors and Materials*, 33(7), 2299-2310. doi:https://doi.org/10.18494/SAM.2021.3277
- Pradana, S., Pérez, A. M., Cancilla, J. C., Lozano, M. A., Rodrigo, C., & Mena, M. L. (2021). Deep transfer learning to verify quality and safety of ground coffee. *Food Control*, 122, 1-8. doi:https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2020.107801
- Putra, A. D., & Saputra, G. E. (2025). Implementation of YOLOv8 Algorithm for Web-Based Detection of. 5(2), 432-445. doi:10.30811/jaise.v5i2.6730
- Ramos, P. J., Sanz, J. R., & Oliveros, C. E. (2010). Identificación y clasificación de frutos de café en tiempo real a través de la medición de color. *Cenicafe*, 61(4), 315-326. Obtenido de https://www.cenicafe.org/es/publications/arc061%2804%29315-326.pdf
- Rivera, J. C., Bunn, C., Rahn, E., Little, D., Schmidt, P. G., & Ryo, M. (2024). Geographic-Scale Coffee Cherry Counting with Smartphones and Deep Learning. *Plant Phenomics*, 6(1), 1-11. doi:https://doi.org/10.34133/plantphenomics.0165

- Roboflow. (23 de 08 de 2023). ¿Qué es la Ampliación de Datos? La Guía Definitiva. Recuperado el 4 de 10 de 2025, de <https://blog.roboflow.com/data-augmentation/>
- Román, E. A. (2023). Evaluación de métodos alternativos de cosecha de café para Puerto Rico. Mayaguez: University of Puerto Rico. Obtenido de <https://hdl.handle.net/20.500.11801/3526>
- Rybacki, P., Niemann, J., Derouiche, S., Chetehouna, S., Boulaares, I., Seghir, N. M., . . . Osuch, A. (2024). Convolutional Neural Network (CNN) Model for the Classification of Varieties of Date Palm Fruits (*Phoenix dactylifera* L.). *Sensors*, 24(2), 1-18. doi:<https://doi.org/10.3390/s24020558>
- SalazarI, K., Arroyavel, A., Ovallel, A. M., Ocampol, O. L., AugustoRamírezII, C., & Oliveros, C. E. (2016). Tiempos en la recolección manual tradicional de café. *Ingeniería Industrial*, 37(2), 114-126. doi:https://www.researchgate.net/publication/304540384_Tiempos_en_la_recoleccion_manual_tradicional_de_cafe
- Sandoval, Z. L., & Prieto, F. A. (2007). Caracterización de café cereza empleando técnicas de visión artificial. *Revista Facultad Nacional de Agronomía-Medellín*, 60(2), 4105 - 4127. doi:<https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=179914078015>
- SCA, S. C. (2019). El café Arábica lavado. Guía de defectos del café verde (3 ed.). Santa Ana, California, 92701. Estados Unidos: SCA. Obtenido de https://bootcoffee.com/wp-content/uploads/2019/09/SCA_The-Arabica-Green-Coffee-Defect-Guide_Spanish_updated.pdf
- SENASICA, S. N. (2014). Ficha Técnica No. 42 Antracnosis del cafeto *Colletotrichum kahawae* J. M. Waller & Bridge. Coyoacán, Ciudad de México: SAGARPA.
- SENASICA, S. N. (2014). Ficha Técnica No.49 Ojo de gallo *Mycena citricolor* (Berkeley & Curtis). Coyoacán, Ciudad México: SAGARPA. Obtenido de <https://royacafe.lanref.org.mx/Documentos/FTNo49Mycenacitricolor.pdf>
- Ukwuoma, C. C., Zhiguang, Q., Heyat, M. B., Ali, L., Almaspoor, Z., & Monday, H. N. (2022). Recent Advancements in Fruit Detection and Classification Using Deep Learning Techniques. *Mathematical Problems in Engineering*, 1(1), 1-29. doi: <https://doi.org/10.1155/2022/9210947>
- Ultralytics. (09 de 11 de 2025). Explore Ultralytics YOLOv8. Obtenido de <https://docs.ultralytics.com/es/models/yolov8/>
- Ultralytics. (15 de 10 de 2025). Sobreajuste. Obtenido de <https://www.ultralytics.com/es/glossary/overfitting>

- Valles, M. A., Bernales, C. I., Benavides, E., & Cabanillas, L. (2023). Efectividad de un prototipo seleccionador de café cerezo con reconocimiento de imágenes usando machine learning. *Revista Brasileira de Ciências Agrárias*, 18(1), 1-7. doi:10.5039/agraria.v18i1a2586
- Viso.ia. (09 de 11 de 2025). YOLOv8: Una guía completa. Obtenido de <https://viso.ai/deep-learning/yolov8-guide/>
- Wallis, J. A., Montoya, E. C., Vélez, J. C., & Oliveros, C. E. (2004). Calidad y eficacia de dos métodos no selectivos de recolección manual de café. *Cenicafé*, 55(1), 45-51. Obtenido de <https://www.cenicafe.org/es/publications/arc055%2801%29045-051.pdf>
- Waqas, M., Naseem, A., Humphries, U. W., Hlaing, P. T., Dechpichai, P., & Wangwongchai, A. (2025). Applications of machine learning and deep learning in agriculture: A comprehensive review,. *Green Technologies and Sustainability*, 3(3), 1-40. doi:<https://doi.org/10.1016/j.grets.2025.100199>
- Worku, M., Astatkie, T., & Boeckx, P. (2022). Effect of growing conditions and postharvest processing on arabica coffee bean physical quality features and defects. *Heliyon*, 8(4), 1-8. doi:<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e09201>
- Xiao, F., Wang, H., Xu, Y., & Zhang, R. (2023). Fruit Detection and Recognition Based on Deep Learning for Automatic Harvesting: An Overview and Review. *Agronomy*, 13(6), 1-32. doi:<https://doi.org/10.3390/agronomy13061625>
- Yaseen, M. (2024). What is YOLOv8: An In-Depth Exploration of the Internal Features of the Next-Generation Object Detector. *arXiv*, 1(1), 1-14. Obtenido de <https://arxiv.org/html/2408.15857>
- Ye, B., Xue, R., & Xu, H. (2025). ASD-YOLO: a lightweight network for coffee fruit ripening detection in complex scenarios. *Frontiers in Plant Science*, 16(1), 1-13. doi: <https://doi.org/10.3389/fpls.2025.1484784>
- Yung, C., Cheng, K., Tzu, C., Gwo, H., Mao, P., Mu, W., . . . Chao, C. (2019). Deep-Learning-Based Defective Bean Inspection with GAN-Structured Automated Labeled Data Augmentation in Coffee Industry. *Applied Sciences*, 9(19), 1-26. doi:<https://doi.org/10.3390/app9194166>

6. MEMORIAS DE TRABAJOS EXPUESTOS EN CONGRESOS

6.1 Evaluación de daños por plagas en la producción de café de alta especialidad



XI Congreso Internacional y XXV Congreso Nacional de Ciencias Agronómicas

3 al 6 de octubre de 2023



EVALUACIÓN DE DAÑOS POR PLAGAS EN LA PRODUCCIÓN DE CAFÉ DE ALTA ESPECIALIDAD

Ausel Horacio Gutiérrez-Méndez¹; Carlos Alberto Villaseñor-Perea¹; Gilberto de Jesús López-Canteñis¹; Arturo Mancera-Rico²;

¹Universidad Autónoma Chapingo. Chapingo, Texcoco, Estado de México. ²Universidad Autónoma Agraria Antonio Narro. Saltillo, Coahuila.

Correo: gutmenah@gmail.com

Introducción

En la búsqueda de mejores precios para los caficultores, el mercado ha ido evolucionando, pasando de solo vender café regular a café de alta especialidad. La Asociación de Cafés Especiales de América (SCAA) define el café de especialidad en su fase verde como aquel que no presenta defectos primarios, está correctamente calibrado y secado, no presenta imperfección ni manchas en taza y tiene atributos distintivos (Rhinehart, 2009). En términos prácticos, esto significa debe ser capaz de superar las pruebas de clasificación por aspectos y de cata. La cata es una forma de describir la calidad y el perfil de sabor del café verde y tostado, donde se registran los atributos: fragancia/aroma, sabor, regusto, acidez, cuerpo, equilibrio, uniformidad, taza limpia, dulzura, defectos y atributos "generales" (Poltronieri y Rossi, 2016). En la clasificación por aspectos, algunos de estos son consecuencia de plagas y enfermedades, causadas por hongos patógenos y, con menor frecuencia, por bacterias y virus; los cuales atacan en su mayoría a árboles fisiológicamente débiles, excepto la podredumbre de las raíces, la roya y las enfermedades de la cereza (Fabienne y Jacques, 2012; Benavides et al., 2013). Los especialistas en el tema han establecido el proceso para definir un café de alta especialidad, donde la selección de granos de calidad se realiza de manera manual o mecanizada antes de la torrefacción. El objetivo del presente estudio fue evaluar el efecto que tienen la selección por tamaños de los cerezos antes del despulpado, en la disminución del porcentaje de defectos.

Materiales y métodos

Se tomaron muestras de 21 kg de las recolecciones de cereza de café por parte de los jornaleros, en una parcela con producción de café orgánico, ubicada en el ejido El Progreso, Municipio de Bella Vista, Chiapas. Se cribaron y se analizaron 2 kg de cada muestra. La clasificación de tipos de daños se realizó, a través de inspección visual y considerando los defectos especificados en la bibliografía consultada y el manual de la Specialty Coffee Association (SCA, 2019).

Resultados y discusión

En la Figura 1 puede apreciarse que, el porcentaje de cerezos retenidos en la malla 1 corresponden al 52 % de la muestra, seguido de 21 % por ciento en la segunda; de manera visual pudo apreciarse que estas dos mallas retienen los frutos con más contenido de mucilago; producto que contiene azúcares y demás elemento que son utilizados en el proceso de fermentación. En la Figura 2 es notorio ver cómo la selección de frutos de mayor tamaño tiene menos contenido de café verde, daño de plagas y enfermedades, tendiendo a incrementarse conforme el cerezo disminuye sus dimensiones. El cafeto es una planta caracterizada por tener una floración escalonada, por tanto, mientras más tardía sea la floración, mayores probabilidades hay al ataque de plagas y enfermedades en sus frutos, sumando mayores defectos en la calidad de una taza.



XI Congreso Internacional y XXV Congreso Nacional de Ciencias Agronómicas

3 al 6 de octubre de 2023



Porcentaje de frutos retenidos en cada malla de un total de 21 kg.



Media de los porcentajes de frutos de café no deseables y de excelente condición en cada una de las muestras de 2 kg retenidas por el número de malla.

Conclusiones

El proceso de cribado antes del despulpado mejora el control de calidad del producto cosechado en las fincas, dado que la mayoría de estos defectos son retirados de los frutos de mejor calidad antes del proceso de fermentación y secado, lo cual puede favorecer que los productores puedan acceder a mejores precios por sus productos.

Literatura citada

- Benavides-Manchado, P., Gil-Palacio, Z. N., Constantino-Chuaire, L. M., Villegas-García, C., & Giraldo-Jaramillo, M. (2013). Plagas del café: broca, minador, cochinillas harinosas, araña roja y monalón. *Cenicafe*, 2(1), 215-260. Obtenido de https://biblioteca.cenicafe.org/bitstream/10778/4340/1/cenbook-0026_24.pdf
- Fabienne, R., & Jacques, E. (2012). Impact of field pests and diseases on coffee quality. En T. Oberthur, P. Läderach, J. H. Cock, & J. pohlan, *Specialty coffee: managing quality* (págs. 151-176).
- Poltronieri, P., & Rossi, F. (2016). Challenges in Specialty Coffee Processing and Quality Assurance. *Challenges*, 2(7), 1-22. doi: <https://doi.org/10.3390/challe7020019>
- Rhinehart, R. (2009). What is Specialty Coffee? Recuperado el 01 de 08 de 2023, de <http://scaa.org/?page=RicArtp1>
- Specialty Coffee Association (SCA). (2019). El café Arábica lavado. Guía de defectos del café verde (3 ed.). Specialty Coffee Association, Santa Ana, California. Estados Unidos.

6.2 Aplicación de fertilizantes foliares y su efecto en la producción de café de especialidad



XII Congreso Internacional y XXVI Congreso Nacional de Ciencias Agronómicas

23 al 26 de abril de 2024



APLICACIÓN DE FERTILIZANTES FOLIARES Y SU EFECTO EN LA PRODUCCIÓN DE CAFÉ DE ESPECIALIDAD

Ausel Horacio Gutiérrez-Méndez^{1*}; Carlos Alberto Villaseñor-Perea¹; Gilberto de Jesús López-Canteñis; Arturo Mancera-Rico²;

¹Universidad Autónoma Chapingo. Chapingo, Texcoco, Estado de México. ²Universidad Autónoma Agraria Antonio Narro. Saltillo, Coahuila.
Correo: gutmenah@gmail.com

Introducción

La Asociación de Cafés Especiales de América (SCAA) define el café especial en su fase verde como aquel que no presenta defectos primarios, está correctamente calibrado y secado, no presenta imperfección ni manchas en taza y tiene atributos distintivos (Rhinehart, 2009). En una muestra de café verde para análisis de calidad, parte de los defectos que son encontrados son generados antes y durante la cosecha del cerezo; que se le puede atribuir a una mala nutrición de la planta, provocando que sea más susceptible al ataque de plagas y enfermedades; sumado a un mal control en la cosecha por parte del productor (Fabienne y Jacques, 2012; Cenicafe, 2020). Especialistas en el tema, establecen que en la floración nutrientes como el Potasio (K), Calcio (Ca) y el Boro (B); son esenciales y en el crecimiento del fruto Fosforo (P); además del Nitrógeno (N) que ayuda a la producción de nuevo follaje (Fernández et al., 2015; Guerrero et al., 2017). El objetivo del presente estudio fue evaluar el efecto que tienen la aplicación de fertilizantes foliares y selección por tamaños de los cerezos antes del despulpado, en la disminución del porcentaje de defectos en un café de especialidad.

Materiales y métodos

Se analizó muestras de 21 kg de café cereza de las recolecciones de los jornaleros, de dos fincas con producción de café orgánico, ubicada en el ejido El Progreso, Municipio de Bella Vista, Chiapas; la primera de 0.5 ha con dos fertilizaciones, una para amarre de floración (N al 44 %, K₂O al 53 %, Ca al 20 %, B al 6 % y Oxidocloruro de cobre al 77 %) y otra para crecimiento de grano (N al 44 %, P₂O₅ al 55 %, Ca 20 %, B al 6 % y Oxidocloruro de cobre al 77 %) en una dosis de 2 kg/ha, la segunda de 1.5 ha solo se fertilizó para crecimiento de grano con la misma dosis. Las muestras se cribaron para su clasificación por tamaños, la separación de los diferentes tipos de defectos se realizó, a través de inspección visual y considerando los defectos especificados en el manual de la Specialty Coffee Association (SCA, 2019).

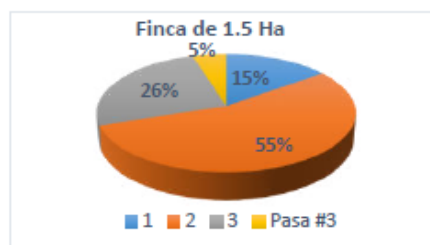
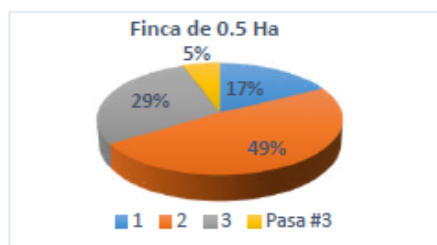
Resultados y discusión

En la Figura 1. puede apreciarse poca variación entre fincas en el porcentaje de granos retenido por cada número de malla, en 1 una variación de 2 %, en el 2 de 6 % y en el 3 del 3 %; implicando que el impacto de la fertilización para la etapa de floración con respecto al tamaño es mínimo. En la clasificación de los defectos con respecto al tamaño presentado en la Figura 2. Si sumamos los defectos provocados por el grano vano y el verde, en las mallas 1 y 2, la variabilidad máxima es de 1 %, mientras que puede notarse un impacto positivo en la disminución de cerezos con daño en la malla 3 de 6 % y del 22 % en los cerezos que pasan la malla 3; debido a la aplicación temprana de una dosis de fertilizante en la finca de 0.5 ha.

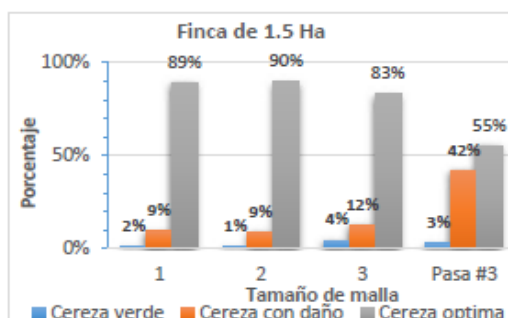
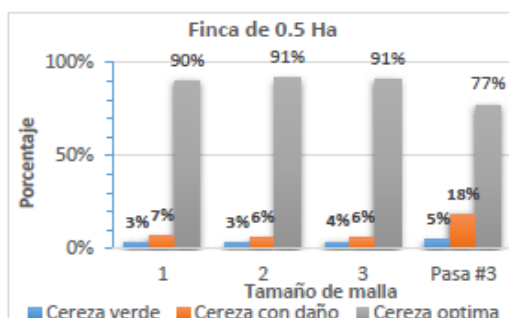


XII Congreso Internacional y XXVI Congreso Nacional de Ciencias Agronómicas

23 al 26 de abril de 2024



Media de los porcentajes de frutos retenidos en cada malla del total de la muestra de 21 kg por finca.



Media de los porcentajes de frutos de cafés no deseables y de excelente condición en cada una de las muestras de 21 kg, retenidas por número de malla de cada finca.

Conclusiones

Fertilizar el cafeto con N, K, Ca, B y Oxidocloruro de cobre después de la cosecha puede ayudar a mejorar la calidad de los cerezos, sobre todo en los de menor tamaño y clasificar el fruto extrapola la calidad en los frutos más grandes. Dado que la mayoría de estos defectos son retirados antes del proceso de despulpado, el productor podría acceder a un mejor mercado y obtener más beneficio económico.

Literatura citada

- Cenicafé. (2020). Cartilla 19: Recolección del café. En Cartilla Cafetera (págs. 130-159). Colombia: Cenicafe, Federación Nacional de Cafeteros (FNC).
- Fabienne, R., & Jacques, E. (2012). Impact of field pests and diseases on coffee quality. En T. Oberthur, P. Läderach, J. H. Cock, & J. Pohlen, Specialty coffee: managing quality (págs. 151-176). Francia, CIRAD: IPNI [Sureste de Asia].
- Fernández, V., Sotiropoulos, T., & Brown, P. (2015). Fertilización Foliar: Principios Científicos y Práctica. Paris, Francia: Asociación Internacional de la Industria de Fertilizantes (IFA).
- Guerrero, F., Alejo, G., & Luna, G. (2017). Fertilización potásica en frutales. BIO CIENCIAS, 4(3), 143-152. doi:<http://dx.doi.org/10.15741/revbio.04.03.01>
- Rhinehart, R. (2009). What is Specialty Coffee? Recuperado el 01 de 08 de 2023, de <http://scaa.org/?page=RicArt1>
- SCA, S. C. (2019). El café Arábica lavado. Guía de defectos del café verde (3 ed.). Santa Ana, California, 92701. Estados Unidos: SCA.

6.3 Clasificación de cerezas de café para el control de calidad con redes neuronales convolucionales



**XIII Congreso Internacional y XXVII Congreso Nacional
de Ciencias Agronómicas**

22 al 25 de abril de 2025



CLASIFICACIÓN DE CEREZAS DE CAFÉ PARA EL CONTROL DE CALIDAD CON REDES NEURONALES CONVOLUCIONALES

Ausel Horacio Gutiérrez-Méndez^{1*}; Carlos Alberto Villaseñor-Perea¹; Gilberto de Jesús López-Cantefís; Arturo Mancera-Rico²;

¹Universidad Autónoma Chapingo. Chapingo, Texcoco, Estado de México. ²Universidad Autónoma Agraria Antonio Narro. Saltillo, Coahuila.

[*gutmenah@gmail.com](mailto:gutmenah@gmail.com)

Introducción

Actualmente, la implementación de la inteligencia artificial en la agricultura está permitiendo optimizar procesos mediante el uso de datos y algoritmos avanzados, mejorando la eficiencia en el uso de recursos y cuidando el medio ambiente, aumentando la productividad y reduciendo costos (Díaz, y otros 2025). En el control de calidad de las cosechas, agiliza el análisis de gran cantidad de información para determinar defectos, contribuyendo a que solo los mejores productos lleguen al mercado y que el agricultor pueda tener mayores beneficios económicos. Los estándares de calidad dependen del producto; en el caso de la caficultura, el manual de café de especialidad establece que se deben evaluar características como el tamaño, color, humedad, y la presencia de defectos en los granos (Rhinehart, 2009), los cuales se pueden analizar por medio de visión artificial o redes neuronales. El objetivo de esta investigación fue determinar por medio de redes neuronales convolucionales el estado de madurez y defectos por el ataque de plagas en las cerezas de café.

Materiales y métodos

Las imágenes para la base de datos de entrenamiento, validación y prueba fueron obtenidas el mes de febrero de 2024; los frutos fueron cosechados en parcelas del ejido El Progreso municipio de Bella Vista, Chiapas. Se obtuvieron imágenes de frutos en estado óptimo de madurez, en proceso de maduración, sobre maduros, verdes y dañados por el efecto de plagas (antracnosis). El entrenamiento del modelo se hizo en la plataforma de Google Colab, se utilizó el modelo previamente entrando de YOLOv8; la base de datos se construyó en la plataforma de Roboflow, con la misma aplicación se realizó el incremento de datos. La clasificación de tipos de daños para la toma de imágenes se realizó a través de inspección visual y tomando en cuenta los defectos especificados el manual de la Specialty Coffee Association (SCA 2019).

Resultados y discusión

El resumen del entrenamiento del modelo indicó que la precisión general es de 98.4%, la precisión más baja es para clasificar cafés con daño por antracnosis y no tendría ningún problema para clasificar frutos verdes y maduros (Cuadro 1); en este apartado, valores muy bajos generarían muchas detecciones erróneas. En el caso de la capacidad para detectar todas las instancias relevantes (R), mientras mayor sea la exactitud mejor será la detección del objeto durante el análisis; valores muy bajos generarían que algunos de los objetos de las clases no puedan ser detectadas, de manera general tenemos una precisión de 98 % (Cuadro 1). Los valores mAP50 y mAP50-95 son medidas de la precisión teniendo en cuenta detecciones en distintos niveles de dificultad, respectivamente; tomando en cuenta el segundo término, podemos apreciar que tendrá más dificultades para detectar cafés con daño por plagas.

En el análisis de la matriz de confusión (Figura 1a) tenemos que se presentaron errores en la detección y clasificación de las clases de café maduro y seco_plaga. En el caso de café seco por el efecto de plagas, la base de datos contenía pocos datos de esta clase, con los frutos en excelente estado de madurez probablemente se necesite tomar nuevas fotos, variando las condiciones de iluminación y fondo al momento de la captura. En la prueba del modelo, los



resultados fueron óptimos, pero aún existe la incertidumbre por los resultados obtenidos en la matriz de confusión (Figura 1b). excelentes.

Cuadro 1. Resumen de resultados del entrenamiento del modelo

Clases	Box			
	Precisión	R	mAP50	mAP50-95
Maduro	1	0.938	0.995	0.937
Medio_Maduro	0.985	1	0.995	0.908
Seco_Plaga	0.943	1	0.995	0.796
Sobremaduro	0.991	1	0.995	0.939
Verde	1	0.962	0.995	0.843
General	0.984	0.98	0.995	0.884

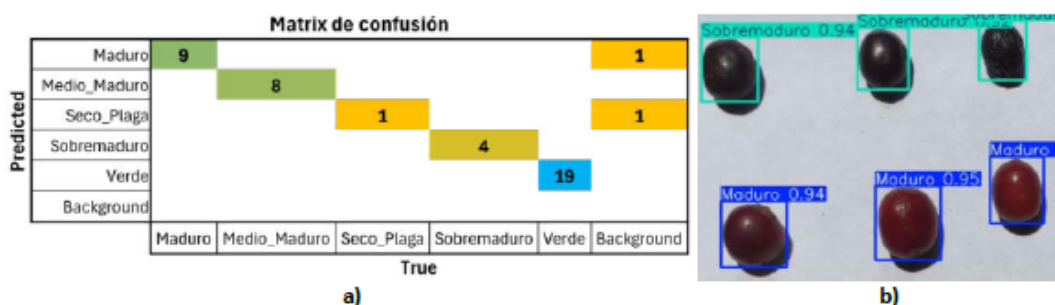


Figura 1. a) Resultados de la matriz de confusión, b) Prueba del modelo con cafés maduros y sobremaduros.

Conclusiones

Los resultados del modelo son aceptables, pero es necesario enriquecer la base de datos para mejorar la precisión en la detección y evitar falsos positivos o negativos; tratando de abordar las condiciones en las que se desea implementar el modelo y con diferentes niveles de dificultad, como modificar el color de fondo y tipos de iluminación, que podrían ayudar a disminuir errores.

Literatura citada

- Díaz, Miguel A., David Jacobo, Elton H. Lara, & Martin R. Sullón. (2025). *Business consulting para Frutas del Sur SRL-Fundo San Carlos*. Tesis, Peru: Pontificia Universidad Católica del Perú. <https://tesis.pucp.edu.pe/server/api/core/bitstreams/165a555b-656a-4792-96d8-be3db607d45f/content>.
- Rhinehart, Ric. (2009). *What is Specialty Coffee?* Último acceso: 01 de 08 de 2023. <http://scaa.org/?page=RicArtp1>.
- SCA, Specialty Coffee Association. (2019). *El café Arábica lavado. Guía de defectos del café verde*. 3. Santa Ana, California, 92701. Estados Unidos: SCA. https://bootcoffee.com/wp-content/uploads/2019/09/SCA_The-Arabica-Green-Coffee-Defect-Guide_Spanish_updated.pdf.

7. CONCLUSIONES GENERALES

Esta investigación demostró que la clasificación de cerezas de café puede ser optimizada mediante el uso de inteligencia artificial, particularmente redes neuronales convolucionales o en un menor grado a través del diseño de maquinaria que tome en cuenta el tamaño del fruto. En primer lugar, la revisión bibliométrica evidencia la creciente producción científica y la diversificación de enfoques de la IA aplicada a la cadena de valor del café, manifestando que actualmente, predominan los estudios enfocados al cultivo y control de calidad antes y durante la torrefacción. Existen pocos estudios que se enfocan en el control de calidad en la cereza de café, los estudios enfatizan más en la clasificación de estados de madurez o en la detección de frutos con cierto daño por plagas y enfermedades.

La fuerte correlación entre el tamaño y los tipos de defectos hallados en la cereza de café aporta una pieza clave para la toma de decisiones en la etapa de selección y clasificación de frutos. Si los frutos más pequeños presentan mayor probabilidad de defectos, las estrategias de clasificación y despulpado podrían priorizar lotes en función del tamaño como método de control de calidad. Este resultado también refuerza la necesidad de controles de calidad basados en atributos geométricos y morfológicos, como complemento de los enfoques de la aplicación de la IA para la clasificación de frutos. La creación de la base de datos y el entrenamiento del modelo YOLOv8 demuestra que es factible implementar soluciones de IA para clasificar frutos de café en condiciones reales de producción, abría que analizar si el tiempo de inferencia y los costos de implementación podría ser un problema que resolver en el futuro cercano.

8. LITERATURA CITADA GENERAL

- Alviar, C. F., & García, F. (2020). *Factores que originan la escasez de mano de obra para la recolección de café en el municipio de Belén de Umbría*. Pereira; Colombia: Universidad Católica de Pereira; Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas. Obtenido de <https://repositorio.ucp.edu.co/bitstream/10785/6302/3/DDMAE127.pdf>
- Analianasari, A., Dayang, B., & Shintawati, S. (2024). Defects of Coffee Beans with Different Postharvest Processes and Roasting Temperatures on Volatile Compounds of Coffee Beans from Coffee Small-Scale Industries of West Lampung Indonesia. *Trends in Sciences*, 21(7), 1-12. doi:<https://doi.org/10.48048/tis.2024.7695>
- Andi, A. F., Nuha, H. h., & Abdurohman, M. (2021). Fruit Ripeness Sorting Machine using Color Sensors. *International Conference on Intelligent Cybernetics Technology & Applications (ICICyTA)*, 149-152. doi:[10.1109/ICICyTA53712.2021.9689182](https://doi.org/10.1109/ICICyTA53712.2021.9689182)

- Bedoya, J. M., Acevedo, E., Sauchyn, D., Poveda, G., & Urán, A. (2025). El Niño-Southern Oscillation impacts in a coffee growing region of Colombia and adaptations mechanisms among coffee producers. *Journal of Environmental Studies and Sciences*, 1-21. doi:<https://doi.org/10.1007/s13412-025-01038-z>
- CEDRSSA, (. d., & Camara de Diputados. (2019). *Comercio internacional del café, el caso de México*. CD México: Camara de Diputados. Obtenido de <http://www.cedrssa.gob.mx/files/b/13/94Café%20-Producción%20y%20Consumo.pdf>
- CEDRSSA, (. d., & Camara de Diputados. (2020). *Los apoyos directos a los productores de café y sus resultados*. CD México: Camara de Diputados. Obtenido de http://www.cedrssa.gob.mx/files/b/13/44Apoyo_productores_Cafe.pdf
- CEDRSSA, C. d., & Camara de Diputados, L. L. (2018). *El Café en México: Diagnóstico y perspectiva*. CD México: Palacio Legislativo de San Lázaro.
- Chan, C., Marcelo, J., Verula, D. R., & Casildo, N. J. (2024). Leveraging deep learning for coffee bean grading: A comparative analysis of convolutional neural network models . *Transactions on Science and Technology*, 11(1), 1-6. Obtenido de <https://tost.unise.org/pdfs/vol11/no1/ToST-11x1x1-6xOA.pdf>
- Chen, Y., Xu, H., Chang, P., Huang, Y., Zhong, F., Jia, Q., . . . Liu, S. (2024). CES-YOLOv8: Strawberry Maturity Detection Based on the Improved YOLOv8. *Agronomy*, 14(7), 1353. doi:<https://doi.org/10.3390/agronomy14071353>
- Cruz, J. A., Morales, J. A., Barranco, A., Herrera, A. L., & Alonso, A. A. (2023). Sistema de visión artificial para evaluar cereza de café. *Pädi Boletín Científico de Ciencias Básicas e Ingenierías del ICBI*, 11(2), 205-210. doi:<https://doi.org/10.29057/icbi.v11iEspecial2.10721>
- Cuaya, G., Hernández, I., Ruiz, E., & Gutiérrez, K. (2022). Automatic Tariff Classification System using Deep Learning Learning. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 13(7), 904-911.
- Dilas, J., Zapata, D., Arce, M., Ascurra, D., & Mugruza, C. (2020). Comparative analysis of the production costs and profitability of the special coffee with certified organic and non-certified. *South Sustainability*, 1(2), 1-10. doi:<https://doi.org/10.21142/SS-0102-2020-017>
- Fajardo, I., & Sanz, J. (2003). Evaluación de la Calidad Física del Café en los Procesos de Beneficio Húmedo Tradicional y Ecológico. *Avances Técnicos Cenicafé*, 54(4), 286-296. Obtenido de

<https://biblioteca.cenicafe.org/bitstream/10778/253/1/arc054%2804%29286-296.pdf>

- Figueroa, E., Pérez, F., Godínez, L., & Perez, R. (2019). Los precios de café en la producción y las exportaciones a nivel mundial. *Revista Mexicana de Economía y Finanzas Nueva Época*, 14(1), 41–56. doi:<https://doi.org/10.21919/remef.v14i1.358>
- Flores, O. R., Arriaga, M. R., Bersain, M. D., Elías, G. A., & Dávila, J. F. (2024). Sensory evaluation and color of Coffea arabica coffee from the Central Mexican Highlands. *Coffee Science, Lavras*, 19(1), 1-8. doi:<https://doi.org/10.25186/.v19i.2235>
- García, M., Candelo, J. E., & Hoyos, F. E. (2019). Quality and Defect Inspection of Green Coffee Beans Using a Computer Vision System. *Applied Sciences*, 9(19), 4119. doi:<https://doi.org/10.3390/app9194195>
- Godínez, L., Figueroa, E., & Pérez, F. (2016). Análisis del precio del café y el ingreso de los pequeños productores. *Matemáticas Aplicadas. ECORFAN*, 65-76. Obtenido de https://www.ecorfan.org/handbooks/Handbook_Matematicas_Aplicadas_a_la_Economia_T1V1/Particiones/6.pdf
- Griffith, D., Zamudio, G., Cortés, R., & Cabrera, J. (2017). Losing Labor: Coffee, Migration, and Economic Change in Veracruz, Mexico. *Culture, Agriculture, Food and Environment*, 39(1), 35-42. doi:<https://doi.org/10.1111/cuag.12086>
- Guimarães, E. R., dos Santos, A. C., Leme, P. H., & Azevedo, A. d. (2020). Direct trade in the specialty coffee market: Contributions, limitations and new lines of research. *Internext: Review of International Business*, 15(3), 1-29. doi:10.18568/internext.v15i3.588
- Helena Coffee. (25 de 05 de 2023). <https://www.helenacoffee.vn>. Obtenido de <https://www.helenacoffee.vn/effect-of-coffee-cherry-maturity-to-coffee-quality/>
- Herrera, O., Parra, M., Guerrerro, C., & Soto, L. (2025). Lifeways of families in coffee-growing territories: vulnerability and response capacity. *Community Development Journal*, 60(2), 398-481. doi:<https://doi.org/10.1093/cdj/bsae027>
- IICA. (2019). *Manual de producción sostenible de café en la República Dominicana*. Santo Domingo, República Dominicana: IICA. doi:<https://repositorio.iica.int/bitstream/handle/11324/8726/BVE20037756e.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

- Juárez, A. (2017). *Diseño y construcción de un prototipo de seleccionadora por color para café cereza*. Veracruz, México: Colpos. doi:<http://colposdigital.colpos.mx:8080/xmlui/handle/10521/3700>
- Juárez, T., Maldonado, Y. I., Gonzalez, R., Ramírez, M. O., Álvarez, P., & Salazar, R. (2021). Physicochemical and sensory characterization of coffee from the Guerrero Mountain. *Revista mexicana de ciencias agrícolas*, 12(6), 1057-1069. doi:<https://doi.org/10.29312/remexca.v12i6.2773>
- Kim, J.-y., Vogl, M., & Kim, S.-D. (2014). A Code Based Fruit Recognition Method Via Image Conversion Using Multiple Features. *International Conference on IT Convergence and Security (ICITCS)*, (14882184), 1-4. doi:10.1109/ICITCS.2014.7021706
- Krishnan, S. (2017). Sustainable Coffee Production. In *Oxford Research Encyclopedia of Environmental*. doi:<https://doi.org/10.1093/acrefore/9780199389414.013.224>
- Lebarck, J. P., Rodrigues, I., Maia, G., Contarato, R., & de Almeida, R. (2018). Arabica coffee samples classification using a Multilayer Perceptron neural network. 1-5. doi:10.1109/INDUSCON.2018.8627271
- León, R., Acevedo, J., & Bringas, E. (2025). Desarrollo e Implementación de un Sistema Basado en YOLOv8 para la Identificación Automática de la Antracnosis en Papayas. *CICIC 2025*, 260-267. doi:<https://doi.org/10.54808/CICIC2025.01.260>
- Lopez, M. A. (2021). *Redes neuronales convolucionales para el modelado de sistemas no lineales con aplicacion al monitoreo de dano estructural*. Ciudad de Mexico: CENTRO DE INVESTIGACION Y DE ESTUDIOS AVANZADOS DEL INSTITUTO POLITECNICO NACIONAL. doi:<https://www.ctrl.cinvestav.mx/~yuw/pdf/DoTesMLopez.pdf>
- Luna, A., Macías, A., Taboada, O., & Morales, V. (2019). Cup quality attributes of Catimors as affected by size and shape of coffee bean (*Coffea arabica* L.). *International Journal of Food Properties*, 758-767. doi:<https://doi.org/10.1080/10942912.2019.1603997>
- Luna, F., & Wilson, P. N. (2015). An Economic Exploration of Smallholder Value Chains: Coffee Transactions in Chiapas, Mexico. *Agricultural & Applied Economics*, 18(3), 84-106. doi:<https://doi.org/10.22004/ag.econ.208496>
- Maldonado, L. A. (09 de 05 de 2024). *Perfect Daily Grind*. Obtenido de <https://perfectdailygrind.com/es/2024/05/08/escasez-mano-de-obra-industria-cafetera/>

- Márquez, J. C., Hernández, J., Sandoval, F., & Hernández, J. (2025). Análisis de las exportaciones de café en México de 1981-2022. *Revista Biocencias*, 1(1), 1-16. doi:<https://doi.org/10.15741/revbio.12.e1957>
- Monroig, F. M., Roman, E. A., Flores, C. A., & Monroig, M. F. (2025). Evaluation of Semi-Mechanized and Assisted Coffee Harvesting Methods in Puerto Rico. *2025 ASABE Annual International Meeting*, 112-137. doi:[doi:10.13031/aim.202500112](https://doi.org/10.13031/aim.202500112)
- Morales, V., Escamilla, E., Ruiz, R., Perez, J., Velázquez, J., & Servín, R. (2020). On the soil-bean-cup relationships in *Coffea arabica* L. *Science of food and agriculture*, 100(15), 5301-5644. doi:<https://doi.org/10.1002/jsfa.10594>
- Naranjo, L. M. (2019). *Design of an on-line multispectral Coffee fruit classification and sorting system using narrowband LEDs and MCU*. Manizales, Colombia: Universidad Nacional de Colombia. Obtenido de <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/77947>
- Newton, T. (30 de 05 de 2023). <https://perfectdailygrind.com/>. Obtenido de <https://perfectdailygrind.com/2016/02/coffee-science-how-can-we-identify-improve-cherry-ripeness/>
- OIC, O. I. (2019). *Informe de la OIC sobre desarrollo cafetero*. Londres: Ministerio Federal de Cooperación Económica y Desarrollo de Alemania.
- Oliveros, C. E., & Roa, G. (1995). El desmucilaginado mecánico del café. *Avances Tecnicos Cenicafé*(216), 1–7. doi:<https://doi.org/10.38141/10779/0216>
- Oviedo, C., Jansen, K., & Vellema, S. (2025). Contested Coffees: Arabica, Robusta, and the Narrative of High-Quality Coffee in Mexico. *The Journal of Development Studies*, 1(0), 1-18. doi:<https://doi.org/10.1080/00220388.2025.2487668>
- Pham, V. N., Do Ba, Q. H., Tran Le, D. A., Nguyen, Q. M., Do Van, D., & Nguyen, L. (2024). A Low-Cost Deep-Learning-Based System for Grading Cashew Nuts. *Computers*, 71. doi:<https://doi.org/10.3390/computers13030071>
- Poltak, S., Faddy, T., Sajadin, S., & Nogar, S. (2019). The citrus fruit sorting device automatically based on color method by using Tcs320 color sensor and Arduino uno microcontroller. *Journal of Physics: Conference Series*, 1(1235), 1-6. doi:[10.1088/1742-6596/1235/1/012064](https://doi.org/10.1088/1742-6596/1235/1/012064)
- Puerta, G. (1996). Escala para la evaluación de la calidad de la bebida de café verde *Coffea arabica*, procesado por via húmeda. *Avances Técnicos Cenicafé*, 47(2), 231-234. Obtenido de

[https://biblioteca.cenicafe.org/bitstream/10778/62/1/arc047\(04\)231-234.pdf](https://biblioteca.cenicafe.org/bitstream/10778/62/1/arc047(04)231-234.pdf)

- Puerta, G. (2000). Beneficie correctamente su café y conserve la calidad de la bebida. *Avances Técnicos Cenicafé*(276), 1-8. Obtenido de <https://biblioteca.cenicafe.org/bitstream/10778/561/1/avt0276.pdf>
- Puerta, G. (2011). Composición química de una taza de café. *Avances Técnicos Cenicafé*(414), 1–12. Obtenido de www.cenicafe.org/es/publications/avt04142.pdf
- Puerta, G. I. (2015). Buenas prácticas para la prevención de los defectos de la calidad del café: fermento, reposado, fenólico y mohoso. *Cenicafe: Avances Técnicos*(461), 1-12. Obtenido de <https://biblioteca.cenicafe.org/bitstream/10778/675/1/avt0461.pdf>
- Ramírez, C. A., Oliveros, C. E., Sanz, J. R., Acosta, R., & Buenaventura, J. D. (2006). Desgranador mecánico portátil para la cosecha del café. *Avances Tecnicos Cenicafé*, 2(57), 122–131. Obtenido de <http://infocafes.com/portal/wp-content/uploads/2015/12/desgranador-mecanico-protatil.pdf>
- Ramírez, V. H. (2014). La fenología del café, una herramienta para apoyar la toma de decisiones. *Avances Tacnicos CENICAFE*(441), 8. Obtenido de <https://cenicafe.org/es/publications/avt0441.pdf>
- Raveendran, A., & Murthy, P. S. (2022). New trends in specialty coffees - “the digested coffees”. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 62(1), 4622-4628. doi:<https://doi.org/10.1080/10408398.2021.1877111>
- Roa, G., Oliveros, C. E., Sanz, J. R., Álvarez, J., Ramírez, C. A., & Álvarez, J. R. (1997). Desarrollo de la tecnología BECOLSUB para el Beneficio ecológico del café. *Avances Tecnicos Cenicafe*(238), 1-8. Obtenido de https://www.cenicafe.org/es/index.php/nuestras_publicaciones/avances_tecnico/avance_tecnico_0238
- Robles, H. M. (2011). *Los productores de café en México: Problemática y ejercicio del presupuesto*. México: Woodrow Wilson International Center for Scholars. Obtenido de https://www.wilsoncenter.org/sites/default/files/media/documents/publication/Hector_Robles_Cafe_Monografia_14.pdf
- Robles, M., Soto, J., & Rodríguez, E. (2019). La Cadena Global De Valor Del Café: Análisis Territorial De La Producción En México E Hidalgo. 24° *Encuentro Nacional sobre Desarrollo Regional en México AMECIDER 2019*, 520–535. Obtenido de <http://ru.iiec.unam.mx/4676/1/2-146-Robles-Soto-Rodriguez.pdf>

- Rojo, E. (2014). Café I (G. Coffea). *Reduca (Biología). Serie Botánica*, 7(2), 113-132. doi:ISSN: 1989-3620
- SAGARPA, (. d. (2017). *Planeación Agrícola Nacional 2017-2030, Café Mexicano*. CD México: SAGARPA. Obtenido de https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/256426/B_sico-Caf_.pdf
- San, M., Aung, M. M., & Khaing, P. P. (2019). Fruit recognition using color and morphological features fusion. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing*, 10(1), 8-15. doi: 10.5815/ijigsp.2019.10.02
- Sandoval, Z. L., & Prieto, F. A. (2007). Caracterización de café cereza empleando técnicas de visión artificial. *Revista Facultad Nacional de Agronomía Medellín*, 60(2), 4105-4127. Obtenido de <http://www.scielo.org.co/pdf/rfnam/v60n2/a15v60n2.pdf>
- Sandra, Prayogi, I. Y., Damayanti, R., & Djoyowasito, G. (2020). Design to prediction tools for banana maturity based on image processing. *International Conference on Green Agro-industry and Bioeconomy*, 475, 26-27. doi:10.1088/1755-1315/475/1/012010
- Sanz, J. R., Duque, H., & Gaitán, Á. L. (2021). La cosecha asistida de café y su impacto en la economía de la recolección en finca. *evista Ensayos Sobre Economía Cafetera*, 34(1), 35-50. doi:<https://doi.org/10.38141/10788/034-1-3>
- Sapkota, R., Ahmed, D., & Karkee, M. (2024). Comparing YOLOv8 and Mask R-CNN for instance segmentation in complex orchard environments. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 13, 84-99. doi:<https://doi.org/10.1016/j.aiia.2024.07.001>
- Secretaría de Economía. (9 de 05 de 2024). *Historia del Giro*. Obtenido de <http://www.contactopyme.gob.mx>:
<http://www.contactopyme.gob.mx/cpyme/guiasempresariales/guias.asp?s=14&guia=3&giro=1&ins=85>
- Tovar, Y. T., Calvo, A. F., & Bejarano, A. (2022). Desarrollo de un sistema de clasificación de imágenes digitales para medir la humedad en granos de café. *Información Tecnológica*, 33(3), 117-128. doi:<http://dx.doi.org/10.4067/S0718-07642022000300117>
- Velásquez, C., & Trávez, M. (2019). *Café especial, una alternativa para el sector cafetero en Colombia*. Medellín, Colombia: Universidad EAFIT. Obtenido de <http://hdl.handle.net/10784/15236>
- Wilson, A. P., & Wilson, N. L. (2014). The economics of quality in the specialty coffee industry: insights from the Cup of Excellence auction programs.

Agricultural Economics, 45(1), 91-105. doi:
<https://doi.org/10.1111/agec.12132>

Xiao, B., Nguyen, M., & Yan, W. Q. (2023). Fruit ripeness identification using YOLOv8 model. *Multimed Tools Appl*, 83, 28039–28056. doi:<https://doi.org/10.1007/s11042-023-16570-9>

Zambrano, D. A., Rodriguez, N., & López, U. (2011). Construya su tanque tina para la fermentación y el lavado de café. *Avances Técnicos Cenicafé*(408), 1–4. Obtenido de <https://biblioteca.cenicafe.org/bitstream/10778/4208/1/avt04081.pdf>

Zhao, P., Zhou, W., & Na, L. (2024). High-precision object detection network for automate pear picking. *Scientific Reports*, 14, 1-20. doi:<https://doi.org/10.1038/s41598-024-65750-6>