COVER PAGE IN ENGLISH
(solo para artículos en español, portugués o francés)

Concept: Estimating the number of coffee cherries using an integrated object detection and regression model

Jose Luis Ordoñez-Avila, Doctor en Dirección Empresarial[1,2], Maria Elena Perdomo, Doctor en Dirección Empresarial[1], Juan Fernández-Olivares, Doctor en Informática[3], Martin G. Martínez-Rangel, Doctor en Ingeniería y Ciencias Aplicadas[4]
[1]Universidad Tecnológica Centroamericana (UNITEC), Honduras, *jlordonez@unitec.edu, maría_perdomo@unitec.edu*
[2]Universidad Evangélica de El Salvador (UEES), El Salvador, *jose.ordonez@uees.edu.sv*
[3]Facultad de Informática y Telecomunicaciones, Universidad de Granada, España, faro@ugr.es
[4]Universidad Autónoma del Estado de Morelos Morelos, México, mmtzr@uaem.mx

Abstract– ***In recent years, coffee rust has become a disease that gradually reduces the yield of each coffee tree until coffee farmers lose a large portion of their investment. Currently, the yield of a coffee farm is projected based on historical data regarding the number of quintals that one hectare of coffee can produce. This method is imprecise due to the factors mentioned above and does not allow coffee farm managers to make the best decisions to increase their yield. Therefore, the objective of this study is to propose a method capable of projecting the productivity of a coffee tree by detecting leaf defects using deep learning and machine learning, specifically for the Honduran coffee sector. The main contribution is the concept of regression based on convolutional neural networks, which was applied to the Honduran coffee industry. In this particular case, a convolutional neural network was trained to detect three classes, and a decision tree was developed to predict the yield of a coffee tree with 71% accuracy. This tool will enable coffee farm managers to make better decisions when investing in their crops.***

Keywords-- coffee; object detection; computer vision; convolutional neural networks; regression; fruit estimation.

Concepto: Estimación del número de frutos de café mediante un modelo integrado de detección de objetos y regresión

Jose Luis Ordoñez-Avila, Doctor en Dirección Empresarial[1,2], Maria Elena Perdomo, Doctor en Dirección Empresarial[1], Juan Fernández-Olivares, Doctor en Informática[3], Martin G. Martínez-Rangel, Doctor en Ingeniería y Ciencias Aplicadas[4]
[1]Universidad Tecnológica Centroamericana (UNITEC), Honduras, *jlordonez@unitec.edu, maría_perdomo@unitec.edu*
[2]Universidad Evangélica de El Salvador (UEES), El Salvador, *jose.ordonez@uees.edu.sv*
[3]Facultad de Informática y Telecomunicaciones, Universidad de Granada, España, faro@ugr.es
[4]Universidad Autónoma del Estado de Morelos Morelos, México, mmtzr@uaem.mx

Resumen– ***La roya se ha convertido en los últimos años en una enfermedad que va reduciendo la producción de cada árbol de café hasta que los caficultores pierden gran parte de su inversión. En la actualidad la forma de proyectar el rendimiento de una finca de café es mediante históricos de la cantidad de quintales que una hectárea de café puede dar. Es método es poco preciso debido a los factores ya mencionados y no permite que los administradores de las fincas de café tomen las mejores decisiones para aumentar su rendimiento. Por lo que el objetivo de este trabajo es proponer un método que pueda proyectar la productividad de un árbol de café detectando defectos en las hojas utilizando aprendizaje profundo y aprendizaje de máquina, para el sector caficultor de Honduras. El principal aporte es el concepto de regresión basada en redes neuronales convolucionales, el cual se aplicó a la agroindustria del café de Honduras. En este caso particular se entrenó una red neuronal convolucional que detecta tres clases y un árbol de decisión para proyectar el rendimiento de un árbol de café con una precisión del 71%. Esta herramienta permitirá que los administradores de las fincas de café puedan tomar mejores decisiones al momento de invertir en su cosecha.***

Palabras clave-- café; detección de objetos; visión por computadora; redes neuronales convolucionales; regresión; estimación de frutos.

I. Introducción (Heading 1)

El café representa aproximadamente el 3% del producto interno bruto del Honduras, siendo este el quinto mayor exportador de café del mundo. Los administradores de las fincas de café se enfrentan a grandes retos para mantener sus cultivos como el cambio climático, enfermedades de las fincas de café y las variaciones del precio del café. En el 2021 los huracanes Eta y Iota inundaron muchos sectores de Honduras teniendo como resultado perdidas de hectáreas de café. La roya se ha convertido en los últimos años en una enfermedad que va reduciendo la producción de cada árbol de café hasta que los caficultores pierden gran parte de su inversión. En la actualidad la forma de proyectar el rendimiento de una finca de café es mediante históricos de la cantidad de quintales que una hectárea de café puede dar. Es método es poco preciso debido a los factores ya mencionados y no permite que los administradores de las fincas de café tomen las mejores decisiones para aumentar su rendimiento.

Las enfermedades de las plantas que producen alimentos tienen un efecto directo en la cadena alimenticia debido a que las enfermedades disminuyen su rendimiento. Estas enfermedades son comunes y existen métodos tradicionales para su detección y tratamiento. Los métodos convencionales para la detección de enfermedades tienen como mayor desventaja la subjetividad de criterio, además de los altos costos para realizar esta actividad [1], [2]. Por lo que muchos autores han desarrollado aplicaciones de inteligencia artificial para el desarrollo de métodos agiles y menos costosos. Estos métodos de detección permiten que se traten las enfermedades en su etapa temprana, no obstante, en ocasiones puede ser mas beneficioso cambiar las plantas afectadas por plantas nuevas.

Li et. al. (2021) [1], muestra algunas de estas aplicaciones en su revisión literaria de la detección de enfermedades utilizando distintos métodos de inteligencia artificial, sobre todo de aprendizaje profundo (AP). Este estudio muestra las dificultades de reconocer las enfermedades en plantas utilizando AP debido a los ambientes complejos. Sumado a la complejidad del ambiente el AP profundo solo puede tener precisión si los data sets contiene una gran cantidad de información. Estos data sets son un reto debido a los altos costos que pueden representar al momento de adquirir las imágenes. Para lo cual el autor muestra tres posibles soluciones para mejorar la precisión de la red, la aumentación de imágenes, el reentrenamiento de data sets ya existentes con nuevas imágenes y la generación sintética de muestras para el datase.

Sinha y Shekhawat, (2020) [2], ejemplifica mediante una revisión literaria cono la detección y predicción de enfermedades en las hojas de las plantas son un desafío debido a la gran cantidad de parámetros que se deben analizar para su diagnóstico. Este autor muestra como la categorización de técnicas para la detección de enfermedades ha evolucionado agregando valor en la detección y cuantificación de estas enfermedades. El mayor reto en la detección esta dado por el

aislamiento adecuado de la hoja, complicando el monitoreo completo del árbol. La Tabla muestra algunos softwares utilizados para lograr la detección de enfermedades. En cuanto a la cuantificación para mostrar la severidad de la enfermedad se destacan dos técnicas el conteo digital y porcentaje de área afectado por la enfermedad.

Tabla 1 Software utilizados para la detección de enfermedades en hojas.

Software	Estudios	Precisión min	Precisión max
Tensorflow	7	83.40%	99.00%
Matlab	5	90.16%	97.49%
Keras	4	90.40%	99.75%
Caffe	3	91.70%	97.20%
Otros	6	86.60%	99.53%

Datos basados en [3]

Iqbal et. Al. (2018) [4], en su revisión literaria identifica cuatro pasos esenciales para la clasificación de objetos, en este caso enfermedades en las plantas con AP. En el primer paso se encuentra el procesamiento de la imagen la cual en general tiene mucho ruido lo cual tiene un efecto negativo en la precisión. En segundo lugar, se muestra la segmentación la cual trata de delimitar la región de interés, es decir los pixeles que deben ser identificados, siendo una tarea desafiante en la agricultura. El tercer paso es la extracción de características, como el color, textura, figura para poder clasificar el objeto. Finalmente, el cuarto paso es el clasificador el cual identifica la enfermedad basada en la extracción de características. El clasificador SVM mostro una precisión mayor al 95% en los diferentes artículos de esta revisión mostrando más estabilidad que otros que tuvieron oscilaciones entre el 90'% y el 97%. La Tabla 2 muestra una comparación entre las algunos de los clasificadores utilizados para la detección de hojas.

Tabla 2 Clasificador utilizados para la detección de enfermedades en hojas.

Clasificador	Estudios	Precisión min	Precisión max
SVM	4	95%	97%
BPNN	3	90%	97.30%
KNN	3	90%	93%
NN	2	82%	92.50%
Otros	3	90%	91%

Datos basados en [4]

Una peculiar enfermedad en las planteas de café es la roya. La roya es una enfermedad que ha mermado las producciones de café en los países con mayor producción en Latinoamérica Brasil, Colombia y Honduras. En el caso particular de Honduras donde el café representa aproximadamente el 3% del producto interno bruto se vuelve una prioridad detectar la roya en su etapa temprana. La detección de esta enfermedad es posible en etapas temprana utilizando aplicaciones de inteligencia artificial. Esta detección sirve para tratar la planta antes de que esta merme su capacidad productiva e incluso determinar cuando los costos de cultivación de la planta son mayores a su capacidad productiva.

Noon et al. (2020) [3], muestra un estudio de diferentes técnicas para la detección de enfermedades en hojas con AP, donde se incluye la discusión de catorce redes neuronales convolucionales. El AP tiene características que facilitan su uso, como extracción de características automáticas, modelos pre-entrenados, accesibilidad de softwares de entrenamiento y unidades de procesamiento gráfico. El modelo más utilizado en el estudio presentado fue VGG16, seguido de Resnet50, AlexNet y GoogleNet. El autor demostró que utilizar redes existentes y entrenándolas desde cero mejoras la precisión de la red. En el caso de los data sets que eran limitados otra alternativa fue la aumentación de imágenes. Apenas se mostró una red de las hojas de café la cual utilizo AlexNet, pero la precisión de esta fue de 20%.

Huatangari et al. (2021) [5], analizo 22 estudios de la detección de roya en el café utilizando minería de datos. Los principales resultados muestran que la precisión de esta técnica para la detección de roya oscila en un 80% y un 90%. Las técnicas más utilizadas fueron SVM, arboles de decisión y ANN. El autor menciona que el uso de un sistema experto sería una herramienta robusta para la detección de esta enfermedad.

Fenu et al. (2021) [6], estudio 46 artículos de los diferentes algoritmos para realizar proyecciones en las fincas de café. Los algoritmos más relevantes para la proyección de fincas de café se identificaron dos principales, el primero en base al cambio climático y el segundo en base a imágenes. Este trabajo cuenta con la limitante que los artículos están enfocados en la predicación del nivel de salud de la planta y no de su nivel de productividad. Por lo que el objetivo de este trabajo es proponer un método que pueda proyectar la productividad de un árbol de café detectando defectos en las hojas utilizando AP y AM, para el sector caficultor de Honduras. Este método permitirá que los administradores de las fincas de café puedan detectar en su etapa temprana las enfermedades en sus hojas y proyectar el rendimiento de sus árboles de café.

II. Estado del Arte

Las soluciones al problema de detección de objetos en plantas se han aumentado en los últimos años, esto debido a la necesidad de preservar los alimentos por la creciente población mundial. Dhingra et. al. (2018) [7], en su revisión literaria sobre la detección de enfermedades en las hojas hace énfasis en que el procesamiento de imágenes es una herramienta eficaz para la detección y clasificación de enfermedades en las hojas y que esta área de estudio lleva más de 25 años mostrando diferentes soluciones. En África se estadía la detección de enfermedades en una planta llamada cassava para esto los autores utilizan AP implementando diversas técnicas aumentación de imágenes para mejorar la precisión que fue mayor al 90% en las diferentes categorías [8]. La Figura 1 muestra la tendencia de investigaciones de detección de enfermedades en hoja.

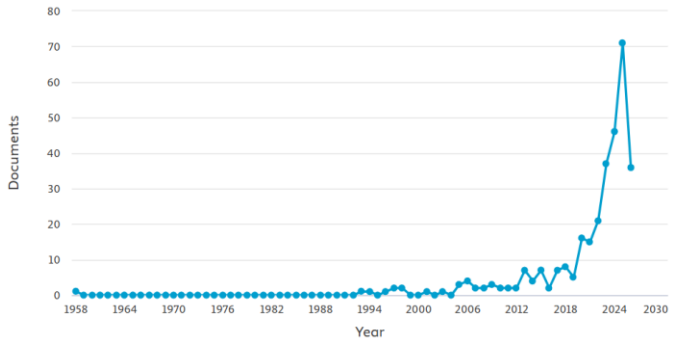


Figura 1 Temporalidad de la detección de hojas de café. Palabras claves de la búsqueda (Coffee AND Leaf AND Detection)

En cuanto a la planta de café se ha logrado detectar por diferentes autores la roya e incluso otras enfermedades de la planta de café en especial aplicando técnicas de AP. Utilizando redes prototípicas y triplicas se logró una precisión mayor al 93%, con la limitante que este estudio utiliza la hoja cortada del árbol de café disminuyendo considerablemente el ruido en la imagen [9]. Otra limitante que se tiene es la intensidad de la luz, por lo que algunos controlan la luz para las imágenes utilizando cajas donde solo la cámara se puede colocar [10]. Una tercera limitante es la cantidad de imágenes que se encuentran en el data set de entrenamiento, como lo muestra [11], al proponer una arquitectura de red neuronal convolucional con 159 imágenes, con la cual logra detectar la enfermedad, pero no menciona la precisión. Estos métodos muestran algunas de las limitantes de las redes neuronales convolucionales, como el ruido de las imágenes ocasionadas por el complejo ambiente de las fincas de café, la cantidad de luz y los costos de la adquisición de suficientes imágenes para el data set. Por lo que estos autores limitan sus estudios a pruebas de laboratorio.

Por otro lado, otra técnica para la detección de enfermedades del café es la biótica, esta obtiene las curvas espectrales de las hojas de café [12]. Incluso la implementación de sensores es útil para la detección de esta enfermedad, variables como pH, iluminación, temperatura y humedad son recolectados e integrados a una red con otras características de las imágenes teniendo diferencias no significativas con los procesos convencionales [13]. En este caso ambos autores proponen el uso de drones para la adquisición de datos, teniendo como objetivo un mapeo de toda la finca de café. Una investigación donde se utilizaron drones aplicando arboles de decisión logro tener una precisión menor al 90% para el mapeo de la fina ca de café según el nivel de salud de cada área [14]. El uso de drones no solo puede aportar en la detección de roya, sino también en las proyecciones de productividad de las fincas de café, permitiendo un mejor uso de fertilizantes y cambiando los árboles menos productivos antes de invertir en estos.

La detección temprana de las enfermedades del café es de gran importancia para evitar pérdidas en la cosecha en ciertos países. El desarrollo de aprendizaje profundo en la detección de estas enfermedades es una necesidad como lo muestra en Colombia [15]. Otra técnica propuesta en Colombia es el desarrollo de una red neuronal que incluya temas como el clima y el sector geográfico. En este sector geográfico se analiza el historial de ataques de roya y se califica la plantación de según la intensidad que tiene la roya. Esto se aprecia en otro trabajo de que se realizó para las fincas de café de Colombia [16]. En filipina se desarrolló una aplicación utilizando YoloV3 la cual obtuvo una precisión del 90%, utilizando 1000 imágenes para clasificar cuatro tipos de enfermedades en la hoja de café [17]. La Figura 2 muestra la nacionalidad de los autores que se utilizaron en esta revisión literaria.

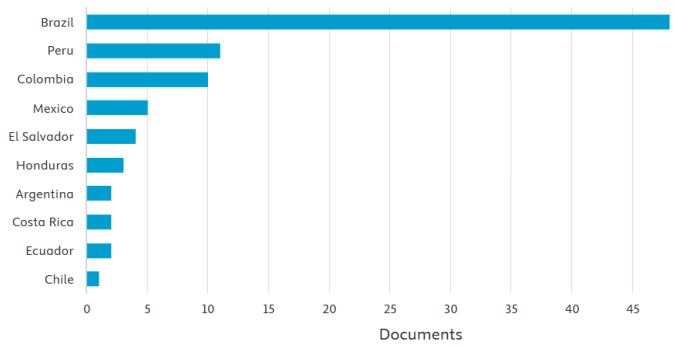


Figura 2 Países que investigan la detección de hojas de café. Palabras claves de la búsqueda (Coffee AND Leaf AND Detection

Las redes neuronales convolucionales tienen varias características que se deben entender para mejorar la precisión de la red. Aypka et. al. (2022) [18], en su trabajo donde propone una arquitectura de red neuronal convolucional, hace comparaciones con las técnicas de entrenamiento. En esta comparación las técnicas de entramiento que lograron una mejor precisión fueron SVM (Support Vector Machine) y RF (Random Forest). Por otro lado, las de menor rendimiento fueron el árbol de decisión y el GNB, notando una diferencia considerable entre las técnicas de mayor presión y menor. Se utilizo un dataset de 31518 imágenes con una distribución de

60% para entrenamiento, 20% para pruebas y 20% para validación. Inclusive utilizar un optimizador para el kernel mejorar considerablemente la red, aunque es una opción para mitigar variantes de luminosidad den las imágenes [19].

Otra característica es importante es la fotografía utilizada para desarrollar el proyecto, en Honduras muestran una comparación en la forma en la que se toman las fotografías [20]. En este trabajo se muestra la detección de la roya en las plantas de café, tomando las imágenes directamente de las fincas de café. En esta red se divide el trabajo en fotos de distancia corta (7-12 cm), media (12-18 cm) y larga (18-23 cm). La mayor precisión fue a corta distancia con un 96% mientras que las otras dos redes estuvieron por debajo del 20%, esto se debe a que muchas arquitecturas tienen una capa que reduce el tamaño de la imagen dificultando el entrenamiento de la red cuando las imágenes son muy grandes.

P et. al. 2021 [21], realizo una red con 1887 imágenes para la detección de enfermedades en la hoja del café proponiendo el uso de esta con un APP. En este trabajo los autores muestran el efecto de dos hiper parámetros de las redes demostrando como utilizarlos para mejorar la precisión. El primero fue la tasa de aprendizaje la cual se varió desde 0.005 hasta 0.0001, teniendo una mayor precisión con la tasa más pequeña. El segundo hiper parámetro fue el número de lotes de entramientos los cuales se variación de 4, 8, 16 y 64, mostrando que entre mayor es el lote mayor será la precisión de la red.

Algunos autores han propuesto nuevas arquitecturas de entrenamiento para las redes neuronales convolucionales. Por ejemplo, la arquitectura desarrollada por [22], la cual logro una precisión del 96.5%, la cual utiliza un Kernel múltiple en cada capa en vez uno fijo. Pese a que el desarrollo de una nueva arquitectura tuvo una mayor precisión, esta no es significativa en comparación con otras arquitecturas apenas supero a las demás en 2 puntos porcentuales. Este resultado se puede apreciar en el trabajo presentado por Ayikpa et al., (2022), [18] donde su arquitectura propuesta logro un 100%, pero obtuvo resultados similares por parte de otras arquitecturas. Esta arquitectura se basa en dos capas convolucionales de 5x5 y 4 capas convolucionales de 3x3 cada una con matrices de empuje.

Pronosticar la producción del café es una tarea compleja, muchas variables afectan el fruto del café en especial la roya y el cambio climático. Algunos autores tienen como variables independientes la precipitación, humedad y temperatura del sector para realizar pronósticos de la producción de café o para otra variable dependiente [23]–[25]. No obstante, se ha demostrado que se puede utilizar los cambios micro climáticos para pronosticar la reproducción de las enfermedades en el café [26]. Finalmente se aprecia como el uso de drones puede ser utilizado para monitorear la floración del fruto del café en la temporada y realizar su corte en el momento oportuno [27]. Ninguno de estos relaciona las enfermedades de la planta con su productividad, aunque existen otros factores como los fertilizantes no se encontró evidencia de un pronosticador en base a una red neuronal convolucional.

En esta sección se ha realizado una revisión literaria de la detección de enfermedades en las hojas de los árboles. Algunas de las técnicas necesitan laboratorios especializados para tomar las muestras y analizar la salud de las hojas de café. Mientras que el AP se muestra por varios autores con dificultades como el ruido, tipo de fotografía y tamaño de la data set como se muestra en la Tabla 3. Por lo que se destaca algunas recomendaciones para mejorar la precisión de la red neuronal convolucional. En el caso de la data set las redes de mayor cantidad de imágenes obtuvieron mayor precisión, en especial cuando las imágenes son tomadas en corta distancia. En el caso de no tener suficientes imágenes los autores promueven el uso de técnicas como la aumentación y el reentrenamiento de redes existentes. Se mostro que la técnica con mayor nivel de precisión es el SVM y que el desarrollo de nuevas arquitecturas de redes neuronales convolucionales está llegando a una madurez ya que los existentes muestran una alta precisión.

Tabla 4 Resumen de dificultades y soluciones encontradas

Dificultades	Soluciones	Autores	Limitaciones
Ruido	Examinar la hoja cortada del árbol - Distancia para tomar las imágenes	[9][20]	Al examinar la hoja cortada del árbol se disminuye el ruido, pero no es viable para estudiar todas las hojas del árbol del café. Tomar imágenes a corta distancia mejoran la calidad de la detección.
Iluminación	Capturar imágenes en ambientes controlados - Cámaras espectrales e implementación de drones	[10][12][13]	La utilización de ambientes controlados es para pruebas de laboratorio y no de campo. Las cámaras espectrales son costosas al igual que los drones.
Tamaño del Datasets	Técnicas de aumentación - Grandes cantidades de imágenes	[11]	Obtener grandes cantidades de imágenes suele ser costoso, la técnica de aumentación es una opción viable o el reentrenamiento.
Proyecciones	Datos climatológicos para realizar proyecciones	[23]-[26]	Se basa en el historial y no toma en cuenta la condición de las plantas de café.

Además, se mostró que la tecnología de drones en las fincas de café está tomando forma al juntarse con algoritmos de AP, no obstante, la recomendación de la mayoría de los autores es el uso teléfonos celulares para monitorear las fincas de café. Los pronosticadores de café se basan en el terreno plantado y las condiciones climáticas, pero no se encontró un modelo que utilice la salud de la planta de café para determinar su nivel de productividad. El uso de APP para monitorear una finca de café en Honduras es viable ya que en

muchas ocasiones los caficultores no tienen suficientes ingresos para el monitor con tecnologías como los drones o robots.

III. Método

En este trabajo se propone un método para la proyección de producción de un árbol de café. Este método propuesto se diferencia de otros trabajos presentados en la revisión literaria ya que resuelve dos problemas de la ciencia de datos en las fincas de café. El primero de los problemas es el de detección de objetos, en este caso se busca detectar las hojas con daños (X1), los defectos en cada hoja (X2) y los frutos de café (Y). Estos defectos estresan los árboles de café lo cual incide directamente en su rendimiento. Por lo que el segundo problema que se resuelve es el de regresión con el cual se pretende utilizar las anotaciones problema de detección de objetos como datos de entrenamiento para la red de regresión.

Este método se compone de dos elementos una red neuronal y una red neuronal convolucional como se muestra en la Figura 3. La adquisición de imágenes para este proyecto se realizó en campo, tomando las fotografías de dos diferentes fincas de café en Santa Barbara, Honduras. Para realizar las anotaciones de los experimentos se utilizó la aplicación de roboflow. En esta misma aplicación se realizaron dos experimentos para la detección de objetos teniendo en cuenta diferentes filtros y estrategias de aumentación. La proyección se basa en el entrenamiento de una red neuronal utilizando un método de regresión de la librería scikitlearn. Los datos de entrenamiento de esta red se obtendrán realizando anotaciones de imágenes de café, donde se incluirán como variables independientes las hojas dañadas y los defectos, mientras que la variable dependiente ser el fruto.

Finalmente, los algoritmos entrenados se integran para que el algoritmo de detección de objetos sirva como entrada del algoritmo de regresión y esta aplicación pueda proyectar la productividad de un árbol de café. En este caso se realizó una serie de iteraciones para revisar el error, el bias, la varianza y el ruido. La precisión de la proyección se calculó multiplicando la precisión de cada algoritmo.

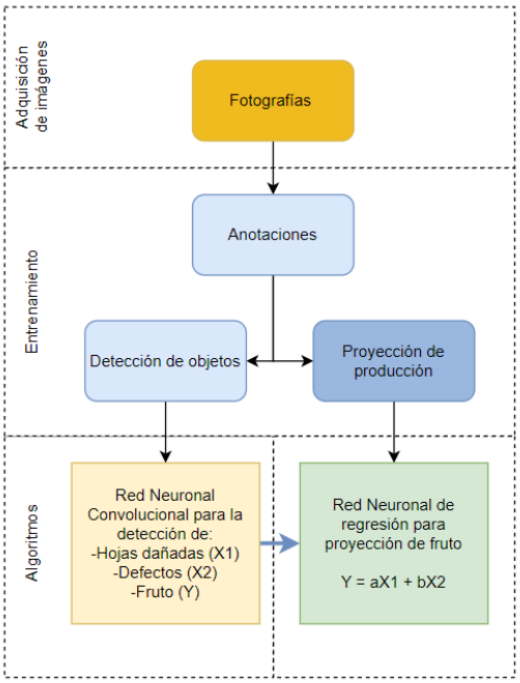


Figura 3 Método propuesto para la proyección de producción de las fincas de café.

IV. Resultados

Detección de objetos: Experimento 1

Se realizan las anotaciones para 180 imágenes de las tres clases que se analizan Hoja con roya, roya y uva (fruto del café). Por su característica la anotación de la Hoja de roya se realizó con una herramienta de polígonos realizando hexágonos para delimitar la hoja. En cambio, para las otras dos clases se utilizó la herramienta de cuadrado para facilitar la anotación. La figura 1 muestra el ejemplo de las anotaciones, donde en una imagen se realizan 46 anotaciones de hoja de roya, 132 de roya y 160 de uva.



Figura 4 Ejemplo de imagen con anotaciones

De las 180 imágenes se realizaron un total de 24559 anotaciones la cuales se dividen en 3389 anotaciones de hoja de roya, 9976 de roya y 11194 de uva. La figura 2 muestra un histograma de la cantidad de anotaciones por imágenes, donde se destaca que el rango de 47 a 91 anotaciones es el que posee más imágenes con 69. La mayoría de los rangos de anotaciones están por debajo de la media lo que muestra una alta diversidad de imágenes, lo cual podría ser insuficiente para el entrenamiento de la red.

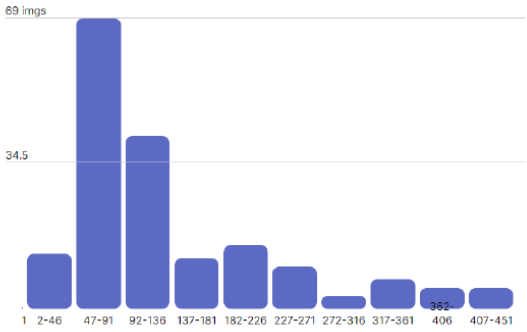


Figura 5 Histograma de rangos de anotaciones por imagen

Para realizar el entrenamiento se debe aumentar la cantidad de imágenes, por lo cual se optó por la técnica de aumentación como se muestra en la figura 3. Se optó por un filtro de 720x720 para una realiza una reducción considerable de la imagen debido a las anotaciones de algunas clases que son pequeñas. En la aumentación se roto imagen entre +- 25 grados para ya que las hojas de los árboles están en diferentes ángulos. Se satura la imagen a un 25% por ciento por temas de iluminación al momento de tomar las imágenes. Se aumenta el ruido en 5% y 2.5 5 de difuminación por los ambientes complejos en los que se toman las imágenes.

Se realiza un entrenamiento utilizando la APP de roboflow, con las 500 imágenes después de la aumentación las cuales se dividen en 450 imágenes de entrenamiento, 15 de pruebas y 15 de validación. El entrenamiento se realiza con 240 épocas las cuales obtuvieron una precisión promedia media de las tres clases de 35.6%. La precisión promedia media es una medida que relaciona la precisión y sensibilidad, en la cual se analiza la precisión variando la sensibilidad de 0% a 100%. La clase con menor precisión es la de la roya en el entrenamiento 1 se utilizó un filtro de imagen menor lo cual dificulto aún más la detección de esta clase, debido a su tamaño. La figura 2 muestra la gráfica de entrenamiento que obtuvo de la APP de roboflow.

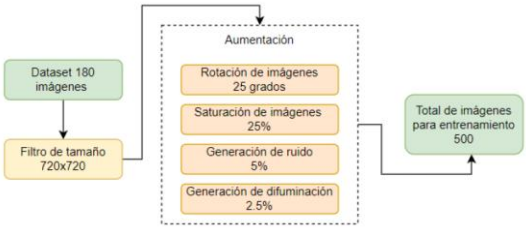


Figura 6 Generación de imágenes para entrenamiento de la red

Finalmente se obtiene los gráficos de box loss, class loss y object loss como se muestra en la figura 5. El box los muestra el porcentaje de veces que la red no es capaz de cerrar una caja de detección ya que no puede determinar el centro en la mayoría de las ocasiones la cual es menor a un 10%. La class loss relaciona las veces que la red no es capaz de clasificar entre hoja de roya, roya y uva la cual es menor a un 10%. Y la object loss es la cantidad de objetos que no pueden ser identificados en por la red la cual está entre un 22% y un 24%.

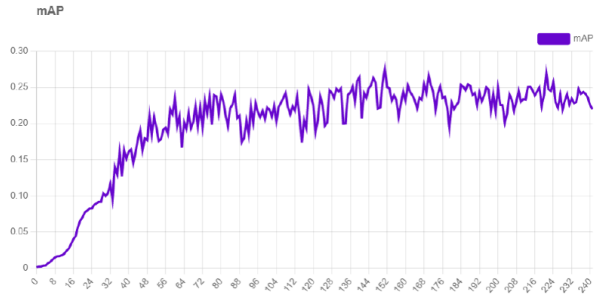


Figura 7 Grafica de entrenamiento que muestra la precisión media promedio por clase.

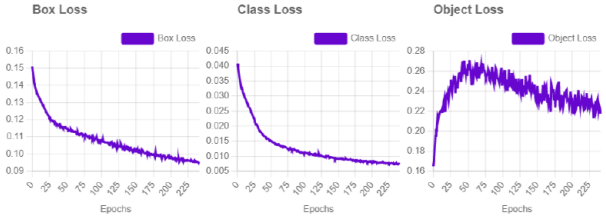


Figura 8 Grafica de porcentaje de box loss, class loss y object loss y la cantidad de epocas

Al finalizar el experimento 1 la precisión del algoritmo de detección de objetos es muy baja, aun con el uso de técnicas de aumentación el algoritmo. No obstante, con un umbral del 20% se puede apreciar una buena detección de los objetos en la figura 9.

Detección de objetos: Experimento 2

Este segundo experimento conto con 270 imágenes, 76594 anotaciones de las cuales la primera clase utilizo 10109, la segunda 27388 y la tercera 39097. se realizaron un total de 24559 anotaciones la cuales se dividen en 3389 anotaciones de hoja de roya, 9976 de roya y 11194 de uva. La figura 9 muestra el mapa de calor de las anotaciones en el cual se observa que las anotaciones cubren casi toda la imagen. Esto se debe a que las imágenes fueron tomadas directamente en las fincas de café y a que el promedio de anotaciones por imagen fue de 283.68.

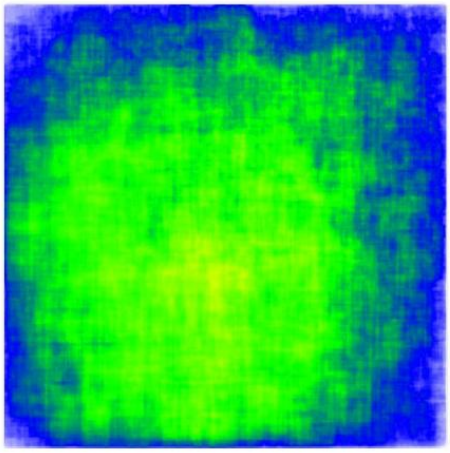


Figura 9 Mapa de calor de las anotaciones

Este entrenamiento se realizó agregando 90 imágenes al dataset, agregando un filtro de escala de grises y reentrenando todo el experimento 1 como se ve en la Figura 10. En este reentrenamiento se utilizaron 600 imágenes para entrenar, 15 para validar y 12 de pruebas. El entrenamiento se realiza con 290 épocas las cuales obtuvieron una precisión promedia media de las tres clases de 75.8%. La Tabla 3 muestra una comparación entre los resultados obtenidos en el experimento 1 y el experimento 2. El aumento de imágenes y el filtro de escala de grises duplico la precisión de la red.

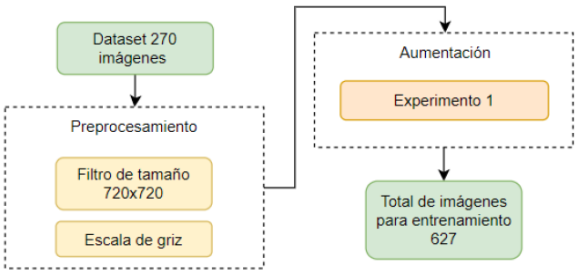


Figura 10 Generación de imágenes para entrenamiento de la red

Tabla 5 Resumen de experimentos de detección de objetos

Experimento	Data set	Aumentación	Anotaciones	Precisión
1	180	500	24559	35.60%
2	270	627	76594	75.80%

Regresión: Proyección de producción

El conjunto de datos de anotaciones de las 270 imágenes se tomó como data set para el entrenamiento de una red neuronal de regresión. Para esto inicialmente se realiza una descripción de datos para cada clase la cual incluye una prueba de normalidad como se muestra en la Tabla 4. La prueba de normalidad de Kolnogorov-Smirnov dio una significancia de $p = 0.00$ para todas las clases, esto debido a la alta variación estándar y diferencias entre mínimo y máximos de cada clase. Al tener un valor de significancia $p < 0.05$ se puede concluir estadísticamente que los datos de las tres clases no tienen un comportamiento normalizado.

Cuando un conjunto de datos no tiene un comportamiento normalizado se debe realizar un análisis basado en pruebas no paramétricas, por lo que el algoritmo de regresión debe basarse en pruebas no paramétricas.

Tabla 4 Estadísticos descriptivos y prueba de normalidad

Clase	Kolmogorov-Smirnov	Media	Desv. Estandar	Min	Max
1	0.0000	17.2000	17.5938	1	223
2	0.0000	43.1435	48.4210	3	305
3	0.0000	66.1690	56.1290	2	264

Se selecciona el algoritmo de regresión de árbol de decisión para entrenar el conjunto de datos de la librería scikitlearn. Este es un método no paramétrico de aprendizaje supervisado que utiliza decisiones para dar el resultado de la regresión. Se entreno el árbol de decisión utilizando como entradas la clase 1 y 2 (Hojas con defectos y defectos) y como

salida la clase 3 (Frutos). La configuración del entrenamiento se realizó con el criterio de ramificación basado en poisson y la ramificación máxima basado en sqrt, la profundidad, las hojas y los demás parámetros quedaron de forma default. La precisión promedio del entrenamiento fue de un 92.6%, con un error que oscila en 0 y 0.25 y un bias promedio de 0.02. El ruido que provocaron las entradas tuvo una desviación estándar promedio de 3082 anotaciones, mientras que la variación estándar fue de 2883 anotaciones. La profundidad del árbol de decisión fue de 16 lo muestra lo complejidad de los datos para realizar la regresión.

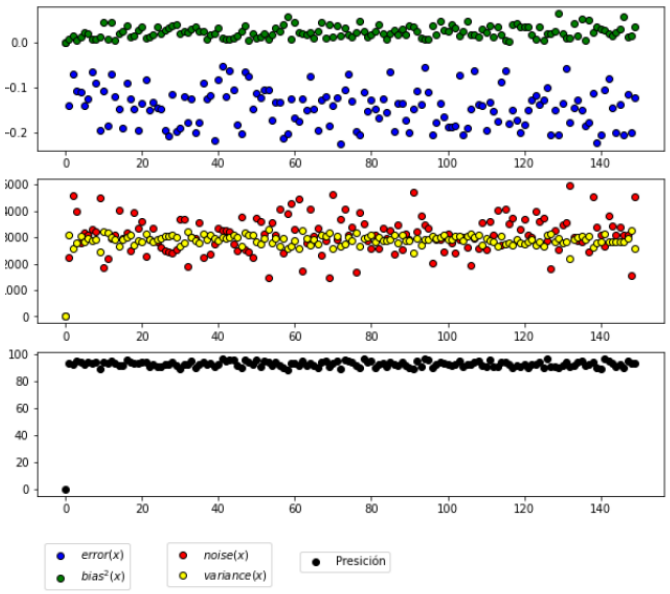


Figura 11 Estimación de errores y precisión de la regresión basada en árbol de decisión

Integración de las redes: Concepto

En las subsecciones anteriores de resultados se mostraron dos soluciones a problemas de detección relacionados con las hojas del árbol de café. La primera solución obtuvo una precisión del 76% aproximadamente mostrando un alto margen de error que se debe mejorar aumentando la cantidad de imágenes en la red. La segunda solución necesito de un entrenamiento de árboles de decisión de regresión obteniendo una precisión del 93% aproximadamente. Por lo que al integrar estas soluciones la precisión de rendimiento de los árboles de café seria de un 71%. Para la implementación en campo es necesario el desarrollo de una APP donde los administradores de la finca de café puedan monitorear sus árboles de café y esta le muestre la proyección de rendimiento y la detección de enfermedades. La figura 12 representa el concepto aplicado en este proyecto donde las salidas del algoritmo de detección son utilizadas como datos de entrenamiento para el algoritmo de regresión. La arquitectura no define el tipo de método para la regresión, en el caso particular que se mostró en los resultados se aplicó un árbol de decisión por la naturaleza de los datos, por lo que el método de regresión deberá ajustarse a los datos de entrenamiento.

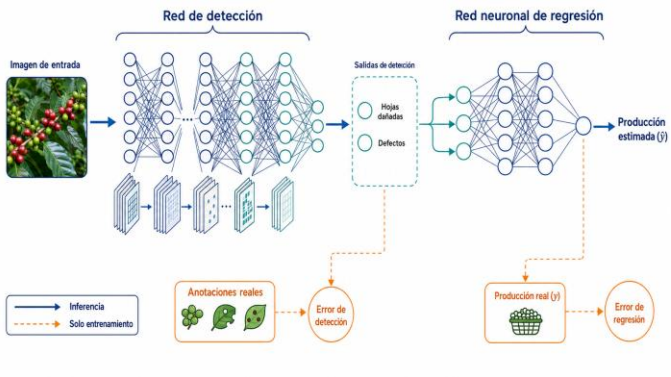


Figura 12 Arquitectura propuesta para regresión basada en detección de objetos

CONCLUSION

El presente trabajo propone una solución a la proyección del rendimiento de las fincas de café aplicando algoritmos de la ciencia de datos ya existentes. No obstante, no se encontró en la revisión literaria el uso de una red neuronal de regresión cuyos datos de entrenamiento se obtuvieran de una red neuronal convolucional. Por lo cual el principal aporte es el concepto de regresión basada en redes neuronales convolucionales, el cual se aplicó a la agroindustria del café de Honduras. En este caso particular se entrenó una red neuronal convolucional que detecta tres clases y un árbol de decisión para proyectar el rendimiento de un árbol de café con una precisión del 71%. Esta herramienta permitirá que los administradores de las fincas de café puedan tomar mejores decisiones al momento de invertir en su cosecha. Las principales limitaciones de esta aplicación son (1) la poca integración de ambas redes al momento de entrenarse y (2) los experimentos reducidos que se realizaron. Como trabajos futuros se plantean los siguientes (1) aumento de los experimentos con el fin de aumentar la precisión de la red y (2) posteriormente la implementación en campo para validar el funcionamiento.

REFERENCES

[1] L. Li, S. Zhang, y B. Wang, «Plant Disease Detection and Classification by Deep Learning—A Review», *IEEE Access*, vol. 9, pp. 56683-56698, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3069646.

[2] A. Sinha y R. S. Shekhawat, «Review of image processing approaches for detecting plant diseases», *IET Image Process.*, vol. 14, n.o 8, pp. 1427-1439, 2020, doi: 10.1049/iet-ipr.2018.6210.

[3] S. K. Noon, M. Amjad, M. A. Qureshi, y A. Mannan, «Use of deep learning techniques for identification of plant leaf stresses: A review», *Sustain. Comput. Inform. Syst.*, vol. 28, p. 100443, dic. 2020, doi: 10.1016/j.suscom.2020.100443.

[4] Z. Iqbal, M. A. Khan, M. Sharif, J. H. Shah, M. H. ur Rehman, y K. Javed, «An automated detection and classification of citrus plant diseases using image processing techniques: A review», *Comput. Electron. Agric.*, vol. 153, pp. 12-32, oct. 2018, doi: 10.1016/j.compag.2018.07.032.

[5] L. Q. Huatangari et *al.*, «Detection of Rust Emergence in Coffee Plantations using Data Mining: A Systematic Review», *OnLine J. Biol.*

Sci., vol. 22, n.o 2, pp. 157-164, mar. 2022, doi: 10.3844/ojbsci.2022.157.164.
[6] G. Fenu y F. M. Malloci, «Forecasting Plant and Crop Disease: An Explorative Study on Current Algorithms», *Big Data Cogn. Comput.*, vol. 5, n.o 1, Art. n.o 1, mar. 2021, doi: 10.3390/bdcc5010002.
[7] G. Dhingra, V. Kumar, y H. D. Joshi, «Study of digital image processing techniques for leaf disease detection and classification», *Multimed. Tools Appl.*, vol. 77, n.o 15, pp. 19951-20000, ago. 2018, doi: 10.1007/s11042-017-5445-8.
[8] G. Sambasivam y G. D. Opiyo, «A predictive machine learning application in agriculture: Cassava disease detection and classification with imbalanced dataset using convolutional neural networks», *Egypt. Inform. J.*, vol. 22, n.o 1, pp. 27-34, mar. 2021, doi: 10.1016/j.eij.2020.02.007.
[9] «Few-shot learning for biotic stress classification of coffee leaves | Elsevier Enhanced Reader». https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S2589721722000046?token=9907ED89ECAAFB9215B16A3AF463714F581C7FEC88E1D14B897500054D528E8C39B0D8E512FFAC51EA5A189A7F4BCDE7&originRegion=eu-west-1&originCreation=20230516101012 (accedido 16 de mayo de 2023).
[10] J. Garcia Arnal Barbedo et *al.*, «Annotated Plant Pathology Databases for Image-Based Detection and Recognition of Diseases», *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 16, n.o 6, pp. 1749-1757, jun. 2018, doi: 10.1109/TLA.2018.844439
[11]A. P. Marcos, N. L. Silva Rodovalho, y A. R. Backes, «Coffee Leaf Rust Detection Using Convolutional Neural Network», en 2019 XV Workshop de Visão Computacional (WVC), sep. 2019, pp. 38-42. doi: 10.1109/WVC.2019.8876931.
[12] A. da S. Soares, B. S. Vieira, T. A. Bezerra, G. D. Martins, y A. C. S. Siquieroli, «Early Detection of Coffee Leaf Rust Caused by Hemileia vastatrix Using Multispectral Images», Agronomy, vol. 12, n.o 12, Art. n.o 12, dic. 2022, doi: 10.3390/agronomy12122911.
[13] D. Velásquez, A. Sánchez, S. Sarmiento, M. Toro, M. Maiza, y B. Sierra, «A Method for Detecting Coffee Leaf Rust through Wireless Sensor Networks, Remote Sensing, and Deep Learning: Case Study of the Caturra Variety in Colombia», Appl. Sci., vol. 10, n.o 2, Art. n.o 2, ene. 2020, doi: 10.3390/app10020697.
[14]D. B. Marin et al., «Detecting coffee leaf rust with UAV-based vegetation indices and decision tree machine learning models», Comput. Electron. Agric., vol. 190, p. 106476, nov. 2021, doi: 10.1016/j.compag.2021.106476.
[15] F. Martinez, H. Montiel, y F. Martinez, «A Machine Learning Model for the Diagnosis of Coffee Diseases», Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl., vol. 13, n.o 4, 2022, doi: 10.14569/IJACSA.2022.01304110.
[16]E. J. G. Buitrón, D. C. Corrales, J. Avelino, J. A. Iglesias, y J. C. Corrales, «Rule-based expert system for detection of coffee rust warnings in colombian crops», J. Intell. Fuzzy Syst., vol. 36, n.o 5, pp. 4765-4775, ene. 2019, doi: 10.3233/JIFS-179025.
[17] D. P. P. Javierto, J. D. Z. Martin, y J. F. Villaverde, «Robusta Coffee Leaf Detection based on YOLOv3- MobileNetv2 model», en 2021 IEEE 13th International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment, and Management (HNICEM), nov. 2021, pp. 1-6. doi: 10.1109/HNICEM54116.2021.9731899.
[18] K. J. Ayikpa, D. Mamadou, P. Gouton, y K. J. Adou, «Experimental Evaluation of Coffee Leaf Disease Classification and Recognition Based on Machine Learning and Deep Learning Algorithms», J. Comput. Sci., vol. 18, n.o 12, pp. 1201-1212, dic. 2022, doi: 10.3844/jcssp.2022.1201.1212.
[19]A. P. Marcos, N. L. Silva Rodovalho, y A. R. Backes, «Coffee Leaf Rust Detection Using Genetic Algorithm», en 2019 XV Workshop de Visão Computacional (WVC), sep. 2019, pp. 16-20. doi: 10.1109/WVC.2019.8876934.
[20]E. M. T. Caballero y A. M. R. Duke, «Implementation of Artificial Neural Networks Using NVIDIA Digits and OpenCV for Coffee Rust Detection», en 2020 5th International Conference on Control and Robotics Engineering (ICCRE), abr. 2020, pp. 246-251. doi: 10.1109/ICCRE49379.2020.9096435.
[21][Divyashri. P, L. A. Pinto, L. Mary, Manasa. P, y S. Dass, «The Real-Time Mobile Application for Identification of Diseases in Coffee Leaves using the CNN Model», en 2021 Second International Conference on Electronics and Sustainable Communication Systems (ICESC), ago. 2021, pp. 1694-1700. doi: 10.1109/ICESC51422.2021.9532662.
[22] R. Gajjar, N. Gajjar, V. J. Thakor, N. P. Patel, y S. Ruparelia, «Real-time detection and identification of plant leaf diseases using convolutional neural networks on an embedded platform», Vis. Comput., vol. 38, n.o 8, pp. 2923-2938, ago. 2022, doi: 10.1007/s00371-021-02164-9.
[23]F. Ceballos-Sierra y S. Dall'Erba, «The effect of climate variability on Colombian coffee productivity: A dynamic panel model approach», Agric. Syst., vol. 190, p. 103126, may 2021, doi: 10.1016/j.agsy.2021.103126.
[24] T. L. A. Dinh, F. Aires, y E. Rahn, «Statistical Analysis of the Weather Impact on Robusta Coffee Yield in Vietnam», Front. Environ. Sci., vol. 10, 2022, Accedido: 15 de mayo de 2023. [En línea]. Disponible en: https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fenvs.2022.820916
[25] L. Lara-Estrada, L. Rasche, L. E. Sucar, y U. A. Schneider, «Inferring Missing Climate Data for Agricultural Planning Using Bayesian Networks», Land, vol. 7, n.o 1, Art. n.o 1, mar. 2018, doi: 10.3390/land7010004.
[26]I. Merle, P. Tixier, E. de M. Virginio Filho, C. Cilas, y J. Avelino, «Forecast models of coffee leaf rust symptoms and signs based on identified microclimatic combinations in coffee-based agroforestry systems in Costa Rica», Crop Prot., vol. 130, p. 105046, abr. 2020, doi: 10.1016/j.cropro.2019.105046.
[27] M. de J. A. Cano, E. E. C. Marulanda, V. Henao-Céspedes, O. Cardona-Morales, y Y. A. Garcés-Gómez, «Quantification of flowering in coffee growing with low-cost RGB sensor UAV-mounted», Sci. Hortic., vol. 309, p. 111649, feb. 2023, doi: 10.1016/j.scienta.2022.111649.