Revista Cintex | Vol25(2) | pp. 37-44 | julio-dic. | 2020 | ISSN: 2422-2208 | Medellín–Colombia

DESARROLLO DE UN SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DEL ESTADO DE LOS CULTIVOS DE CAFÉ EN TIEMPO REAL USANDO REDES NEURONALES ARTIFICIALES

DEVELOPMENT OF A SYSTEM TO RECOGNIZE THE STATUS OF COFFEE CROPS IN REAL TIME USING ARTIFICIAL NEURONAL NETWORKS

Armando Uribe Churta

Ingeniero Mecatrónico, Instructor Investigador, Servicio Nacional de Aprendizaje SENA, Unidad de Investigación Aplicada, Desarrollo Tecnológico e Innovación UIADTI, Santiago de Cali, Colombia.

auribec@sena.edu.co

(Recibido el 02-11-2020. Aprobado el 30-11-2020)

Resumen – El presente trabajo plantea el uso de algoritmos de inteligencia artificial aplicados en el campo de la visión computacional, para determinar el estado de cultivos de café mediante imágenes tomadas a partir de plantaciones en diferentes estados de oxidación. Esta alternativa permite al agricultor o campesino tener la posibilidad de conocer en tiempo real el estado de las plantaciones mediante las hojas de café, las cuales ofrecen información importante que permite determinar la fase de maduración del fruto. Para ello se ha implementado una Red Neuronal Convolucional tipo clasificadora, compuesta por ocho capas de profundidad. Esta se ha entrenado mediante la herramienta Colab de Google, obteniendo un 98,72% de precisión para los datos de entrenamiento y 70,16% de precisión para los datos de validación.

Palabras clave: Aprendizaje Automático, Aprendizaje Profundo, Hoja de Café, Inteligencia Artificial, Red Neuronal Convolucional, Visión Artificial.

Abstract – This work proposes the use of artificial intelligence algorithms applied in computational vision to determine the state of coffee crops through images taken from plantations in different oxidation states. The farmer or peasant would have the possibility of knowing the real-time status of the plantations through the coffee leaves, which offer essential information that allows determining the ripening phase of the fruit. For this, a classifier type Convolutional Neural Network has been implemented, composed of eight layers deep. The Neural Network has been trained using the Google Colab tool, obtaining a 98.72% precision for the training data and 70.17% precision for the validation data.

Keywords: Machine Learning, Deep Learning, Artificial Intelligence, Coffee Leaf, Convolutional Neural Network, Machine Vision.

1 INTRODUCCIÓN

La creciente población mundial hace que la demanda de café desborde la limitada oferta que el sector cafetero colombiano tiene, que se limita a cultivar más y más sin tener en cuenta los problemas de eficiencia y logísticos que esto trae; esto sin mencionar que los impedimentos que se encuentran a lo largo de la cadena de suministros [1] tales como lugares de acceso limitado, recursos no aprovechados, largas jornadas laborales, tareas pesadas y técnicas ancestrales de poco impacto para un cultivo de alta productividad, hacen necesaria una intervención y capacitación de las nuevas generaciones del campo colombiano que se dedica al café [2].

Indefectiblemente, una solución básica consiste en inspecciones visuales del cultivo; sin embargo, cuando se trata de grandes plantaciones, estas tareas se convierten en procedimientos engorrosos que en muchos casos acarrean pérdidas y desgastes innecesarios que pueden evitarse mediante el uso de tecnología para el monitoreo [3], [4]. Estos inconvenientes suscitan la necesidad de desarrollar un sistema que permita integrar las bondades de la inteligencia artificial al sector cafetero de Colombia para determinar el estado de los cultivos mediante el monitoreo a través

Citar como:
A. Uribe. "DESARROLLO DE UN SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DEL ESTADO DE LOS CULTIVOS DE CAFÉ EN TIEMPO REAL USANDO REDES NEURONALES ARTIFICIALES" Revista CINTEX, Vol. 25(2), pp. 37-44. 2020.

imágenes digitales. El presente trabajo plantea el uso de algoritmos de inteligencia artificial en el campo de la visión computacional [5] como herramienta para dar solución a dicha problemática.

Puntualmente, se hace uso del concepto de Aprendizaje Profundo o Deep Learning, el cual permite modelos computacionales que se componen de múltiples capas de procesamiento para aprender representaciones de datos con múltiples niveles de abstracción [6]. Estos métodos han mejorado drásticamente el estado de la técnica en el reconocimiento y detección de objetos y en muchos otros dominios, como el campo de la medicina, epidemiología, agricultura, entre otras [7]. La figura 1 representa este concepto [8].

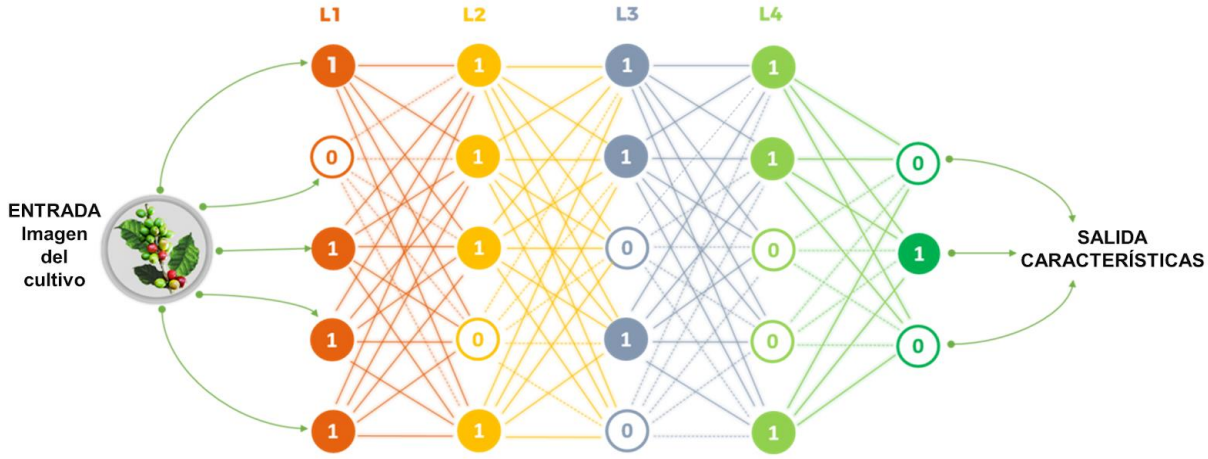

Fig. 1. Estructura simplificada de Red Neuronal Profunda (Deep Learning).

2 METODOLOGIA

Jaime Arcila Pulgarín describe en su artículo “Crecimiento y Desarrollo de la Planta del Café”, diferentes procedimientos, técnicas y problemas que se presentan durante todo el proceso de siembre y cosecha del café. Una de las dificultades en el proceso de cosecha se debe a que en muchas ocasiones no se tiene un buen registro visual de los cultivos, por lo que, si no se monitorea constantemente el estado de las plantas, estos pueden llegar a una maduración temprana o tardía (ver figura 2), afectando así mismo los tiempos de cosecha [9].

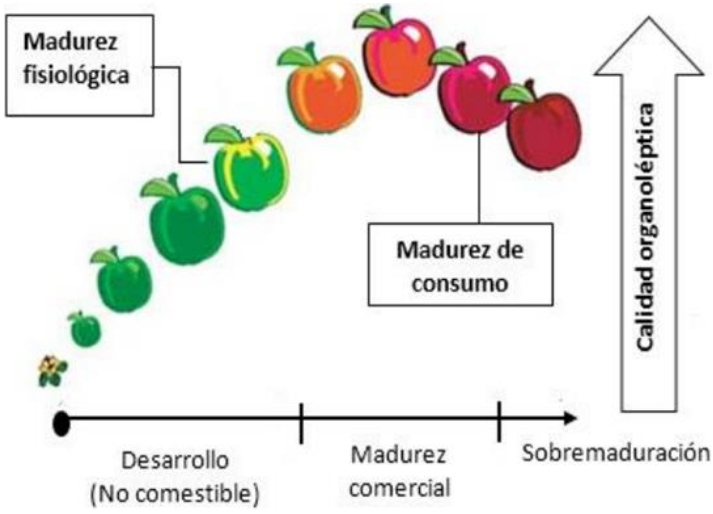

Fig. 2. Hojas de café como referente para la determinación del estado del cultivo.

La hoja de café es una pieza clave en la identificación y determinación del estado de un cultivo de café, ya que mediante esta se pueden extraer diferentes características tales como el nivel de oxidación, factor determinante para la obtención de una estimación de la fase de maduración de la planta (ver figura 3) [10].

Fig. 3. Hojas de café como referente para la determinación del estado del cultivo.

A continuación, la figura 4 ilustra en orden, una planta sana, planta afectada por ácaro rojo y cuatro diferentes niveles de oxidación

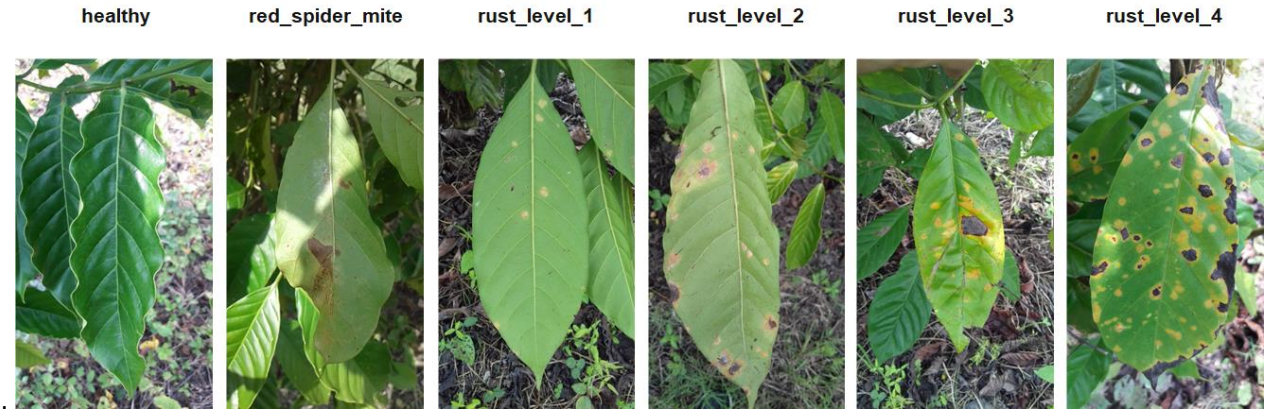

Fig. 4. Hojas de café en diferentes estados de oxidación.

2.1 Diseño del modelo de Red Neuronal

Para brindar una solución tecnológica a esta problemática, se ha diseñado una red neuronal convolucional [11] compuesta por ocho capas, siendo las cuatro primeras, capas convolucionales y las cuatro últimas, capas totalmente conectadas (ver figura 5).
La entrada que corresponde a la imagen del cultivo atraviesa estas capas que se encargan de filtrarla para extraer las diferentes características que permiten obtener la categoría a la cual pertenece el cultivo [12].

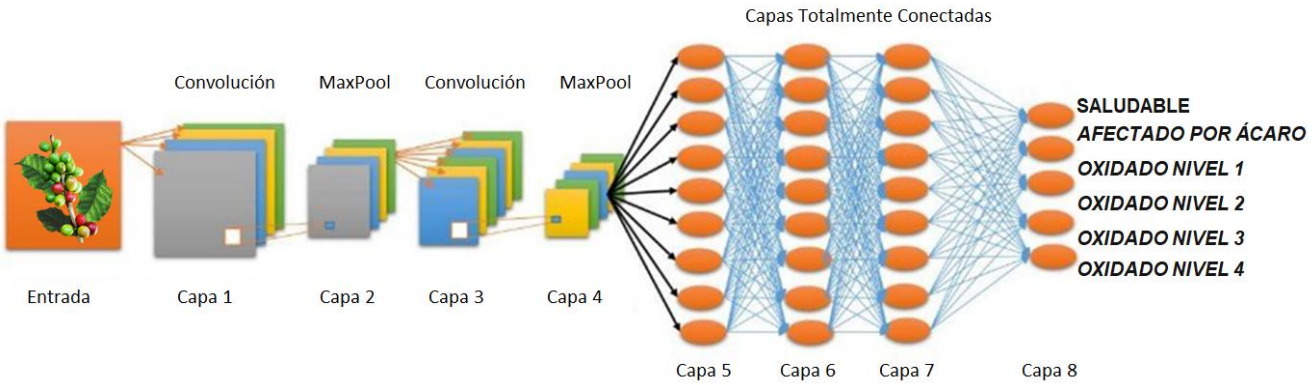

Fig. 5. Estructura de la Red Neuronal Convolucional.

2.2 Estructura de capas de la Red Neuronal

A continuación, se ilustran las capas convolucionales a través de las cuales pasan las imágenes de las plantaciones de café. Esta arroja como resultado 6 neuronas que correspondes a las siguientes clases:

- Saludable
- Afectada por ácaro rojo
- Oxidado nivel 1
- Oxidado nivel 2
- Oxidado nivel 3
- Oxidado nivel 4

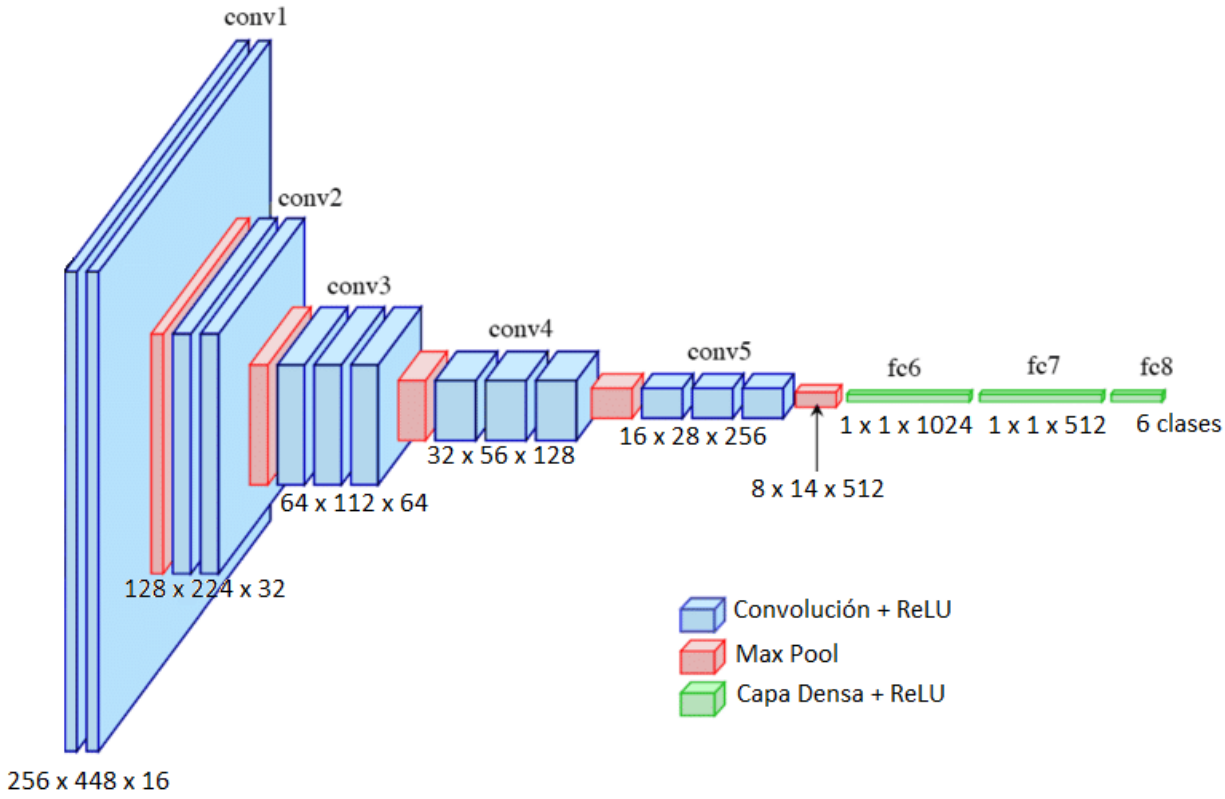

Fig. 6. Estructura profunda de las capas de la red neuronal convolucional.

2.3 Modelo y Entrenamiento de la Red Neuronal Convolucional

Diseñada la estructura de red neuronal, se procede a determinar los parámetros del modelo. El número de filtros convolucionales de acuerdo con la profundidad de la red es de 16, 32, 64, 128, 256 y 512 respectivamente, para un total de 1008 filtros. De otro lado, el número total de conexiones sinápticas supera los 16 millones. La tabla 1 ilustra el detalle de las capas de la red.

Finalmente, el modelo se compila y se hace uso del optimizador Adam, el cual se basa en el descenso del gradiente estocástico del error. Para esto, la función de pérdida del modelo se ha determinado mediante Entropía Cruzada Categórica (Categorical Cross Entropy). Posteriormente, se entrena el modelo bajo la herramienta Colab de Google y se analizan los resultados.

TABLA 1
ESTRUCTURA DETALLADA DEL MODELO DE RED NEURONAL DE ACUERDO CON EL NÚMERO DE CAPAS

Capa	Output Shape	Número de parámetros
Conv2D + ReLU	256, 448, 16	448
Max Pool	128, 224, 16	0
Conv2D + ReLU	128, 224, 32	4.640
Max Pool	64, 112, 32	0
Conv2D + ReLU	64, 112, 64	18.496
Max Pool	32, 56, 64	0
Conv2D + ReLU	32, 56, 128	73.856
Max Pool	16, 28, 128	0
Conv2D + ReLU	16, 28, 256	295.168
Max Pool	8, 14, 256	0
Conv2D + ReLU	8, 14, 512	1.180.160
Max Pool	4, 7, 512	0
Flatten	14336	0
Dense	1024	14.681.088
Dense	512	524.800
Dense	6	3.078
Parámetros totales		16.781.734
Parámetros entrenables:		16.781.734
Parámetros no entrenables:		0

3 RESULTADOS

Una vez entrenado el modelo, se procede a representar las métricas versus las iteraciones en el entrenamiento. Cabe destacar que el número total de iteraciones han sido 30.

***Métricas de entrenamiento*:**

- Pérdida
- Precisión
- Error cuadrático medio

Mediante estas, se obtuvo entonces que la precisión final ha sido de:

Para el Set de datos de entrenamiento:

- 98.72%

Para el Set de datos de validación:

- 70.16%

A continuación, la figura 7 representa las curvas de las métricas durante el proceso de entrenamiento. Se observa en la parte superior, las métricas del conjunto de datos de entrenamiento y abajo las métricas para el conjunto de datos de validación. Se observa que el proceso de aprendizaje para el conjunto de datos de entrenamiento ha sido suave, mientras que el proceso para los datos de validación tiene algunos sobresaltos.

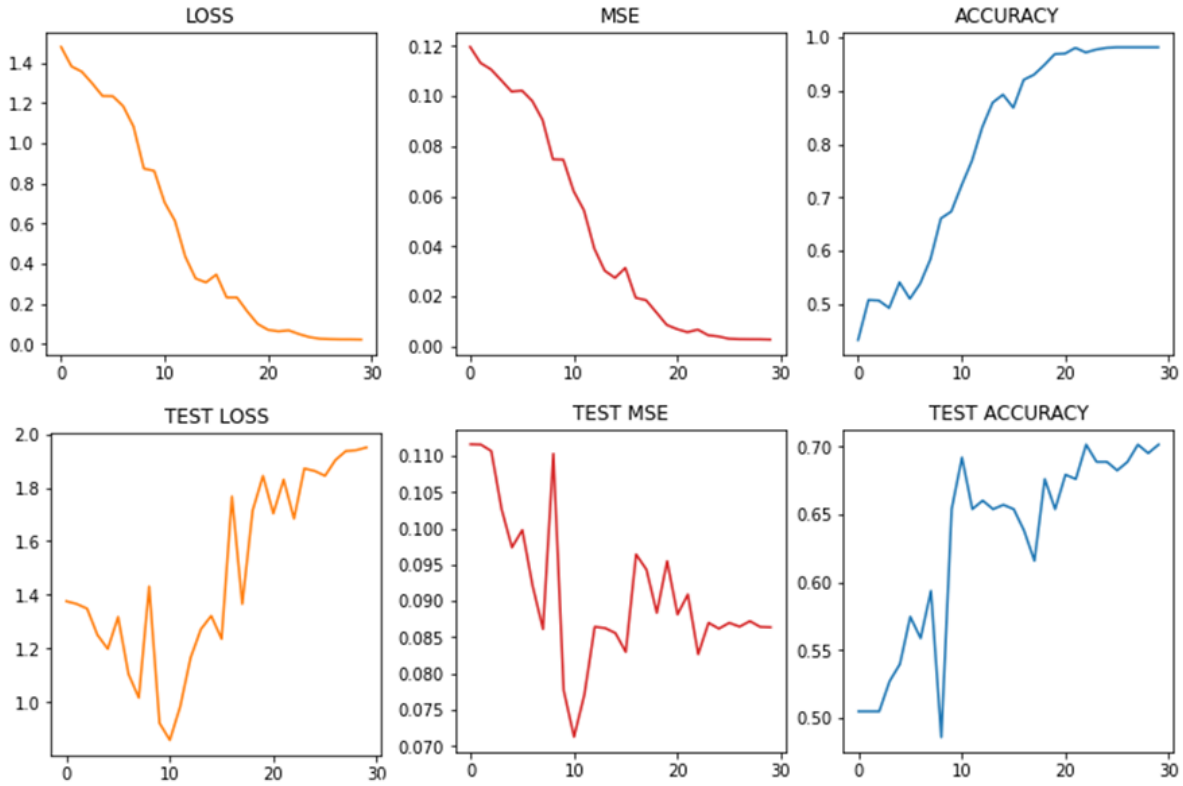

Fig. 7. Curvas de aprendizaje por iteración (Arriba TRAIN | Abajo TEST).

A continuación, se presenta la matriz de confusión y el reporte de clasificación respectivamente para el conjunto de datos de validación. La precisión ha sido del 70,16%.

```
[[149   3   7   0   0   0]
 [  2  12   9   7   3   1]
 [ 10   8  36  10   4   1]
 [  1   2  12  18   0   1]
 [  1   1   0   5   4   2]
 [  0   0   0   3   1   2]]
```

	precision	recall	f1-score	support
0.0	0.91	0.94	0.93	159
1.0	0.46	0.35	0.40	34
2.0	0.56	0.52	0.54	69
3.0	0.42	0.53	0.47	34
4.0	0.33	0.31	0.32	13
5.0	0.29	0.33	0.31	6
accuracy			0.70	315
macro avg	0.50	0.50	0.49	315
weighted avg	0.70	0.70	0.70	315

Fig. 8. Matriz de confusión y reporte de clasificación.

Aunque la precisión para el conjunto de datos de entrenamiento ha sido superior (98,72%, ver figura 9), para el conjunto de datos de validación, esta no ha sido lo suficientemente satisfactoria (70,16%, ver figura 10), sin embargo, se ha obtenido un buen índice de precisión y se prevé que, implementando un módulo de segmentación para cada hoja de café preliminar al proceso de clasificación, se podría superar la precisión en el marco de un trabajo futuro.

A continuación, un ejemplo de clasificación dentro del desarrollo realizado.

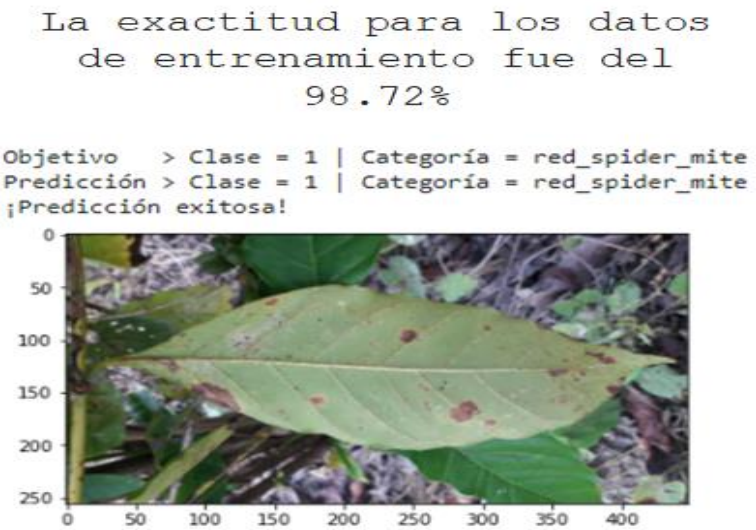

Fig. 9. Ejemplo: Clasificación de una imagen de entrenamiento.

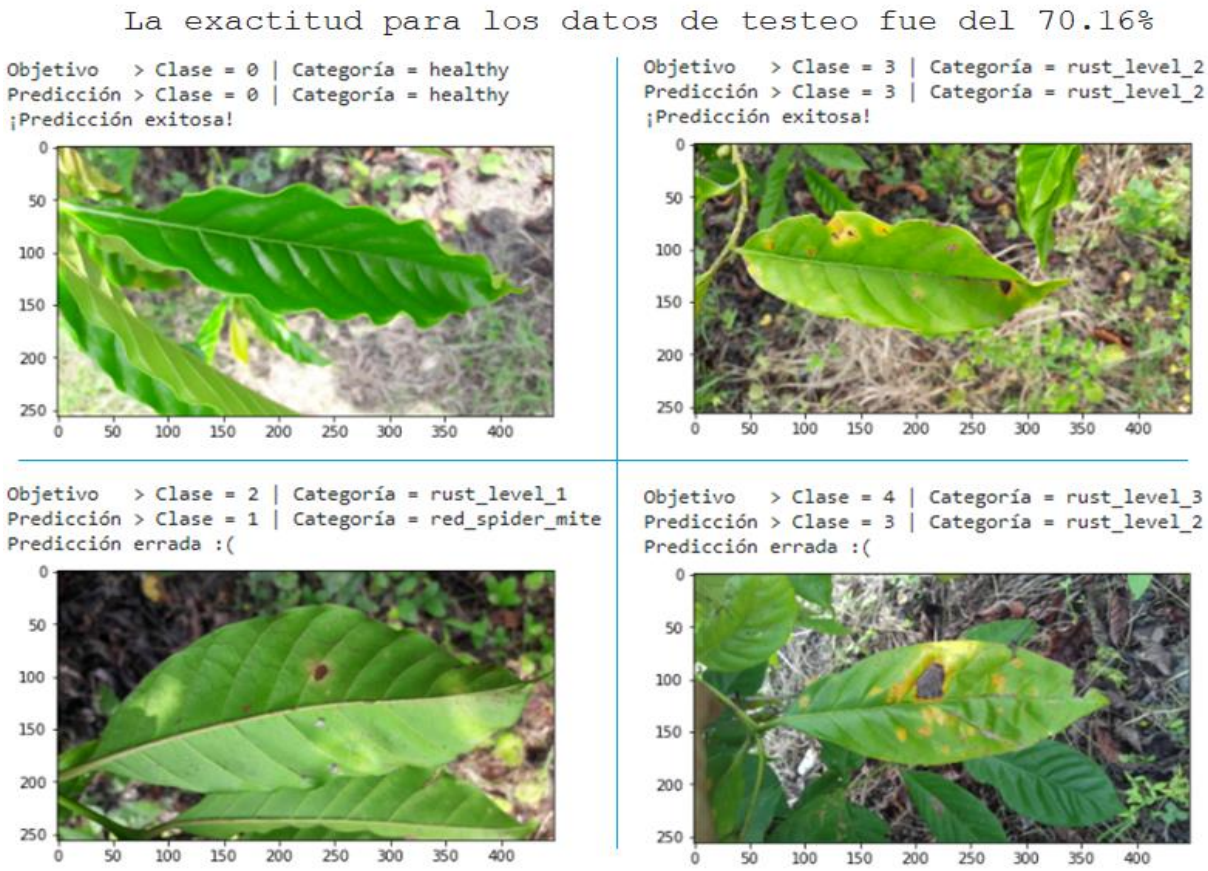

Fig. 10. Ejemplo: Clasificación de cuatro imágenes de validación.

4 CONCLUSIONES

Se implementó una red neuronal convolucional con aplicación en visión artificial, la cual permite clasificar el estado de cultivos de café en seis categorías diferentes. Las categorías de clasificación se determinaron de acuerdo con el set de datos obtenido, mediante el cual se logra diferenciar la fase del cultivo en los estados: sano, afectado por ácaro rojo, y en estado de oxidación del nivel 1 al nivel 4. El modelo de red neuronal se entrenó mediante 2512 imágenes, de las cuales el 75% se destinó para el conjunto de datos de entrenamiento y el 25% para el proceso de validación.
Se obtuvo una precisión del 98,72% para el conjunto de datos de entrenamiento y del 70,16% para el conjunto de datos de validación.
El modelo podría mejorarse implementando un módulo de segmentación de hojas de café de manera individual, permitiendo obtener información de la planta de una manera más precisa.

REFERENCIAS

[1] D. Morales Céspedes and E. A. Duque Grisales, “Aplicación del criterio de mínimo costo en la determinación del óptimo tamaño de planta para una empresa cafetera en Antioquia,” *Rev. CINTEX*, vol. 24, no. 2, pp. 55–63, Dec. 2019, doi: 10.33131/24222208.347.
[2] F. A. González, J. J. Gómez, and D. F. Amaya, “Multispectral image processing in coffee and cocoa crops,” *Rev. CINTEX*, vol. 22, no. 2, pp. 51–67, Dec. 2017, doi: 10.33131/24222208.294.
[3] J. Parraga-Alava, K. Cusme, A. Loor, and E. Santander, “RoCoLe: A robusta coffee leaf images dataset for evaluation of machine learning based methods in plant diseases recognition,” *Data Brief*, vol. 25, p. 104414, Aug. 2019, doi: 10.1016/j.dib.2019.104414.
[4] J. J. Castro-Maldonado, J. A. Patiño-Murillo, A. E. Florian-Villa, and O. E. Guadrón-Guerrero, “Application of computer vision and low-cost artificial intelligence for the identification of phytopathogenic factors in the agro-industry sector,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1126, p. 012022, Nov. 2018, doi: 10.1088/1742-6596/1126/1/012022.
[5] F. Ferreira Lima dos Santos, J. Rosas, R. Martins, G. Araújo, L. Viana, and J. Gonçalves, “Quality assessment of coffee beans through computer vision and machine learning algorithms,” *Coffee Sci.*, vol. 15, pp. 1–9, 2020, doi: 10.25186/.v15i.1752.
[6] K. Liakos, P. Busato, D. Moshou, S. Pearson, and D. Bochtis, “Machine Learning in Agriculture: A Review,” *Sensors*, vol. 18, no. 8, p. 2674, Aug. 2018, doi: 10.3390/s18082674.
[7] C. Adarve Gómez, D. A. Castillo Carvajal, E. J. Restrepo Zapata, and H. Villar-Vega, “A review of virtual reality videogames for job-training applications,” *Rev. CINTEX*, vol. 24, no. 1, pp. 64–70, Dec. 2019, doi: 10.33131/24222208.346.
[8] Y. Lecun, Y. Bengio, and G. Hinton, “Deep learning,” *Nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, 2015, doi: 10.1038/nature14539.
[9] J. Arcila, “Crecimiento y desarrollo planta de café,” in *Sistemas de producción de café en Colombia*, Manizales: CENICAFE, 2007, pp. 21–60. [Online]. Available: https://biblioteca.cenicafe.org/bitstream/10778/720/1/Sistemas%20producci%C3%B3n%20caf%C3%A9%20Colombia.pdf
[10] A. Chemura, O. Mutanga, M. Sibanda, and P. Chidoko, “Machine learning prediction of coffee rust severity on leaves using spectroradiometer data,” *Trop. Plant Pathol.*, vol. 43, no. 2, pp. 117–127, Apr. 2018, doi: 10.1007/s40858-017-0187-8.
[11] C. Pinto, J. Furukawa, H. Fukai, and S. Tamura, “Classification of Green coffee bean images basec on defect types using convolutional neural network (CNN),” in *2017 International Conference on Advanced Informatics, Concepts, Theory, and Applications (ICAICTA)*, Denpasar, Aug. 2017, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICAICTA.2017.8090980.
[12] S. Goyal and G. Goyal, “Cascade and feedforward backpropagation artificial intelligence models for prediction of sensory quality of instant coffee flavoured sterilized drink,” *Can J Artif Intell Mach Learn Pattern Recognit*, vol. 2, pp. 78–82, Jan. 2011.