



Educación
Secretaría de Educación Pública



TECNOLÓGICO
NACIONAL DE MÉXICO

**INSTITUTO TECNOLÓGICO DE
DURANGO**

**INSTITUTO TECNOLÓGICO DEL
VALLE DEL GUADIANA**

DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN



**“ Identificación de Cenicilla en Plantas de Tomate
Mediante Procesamiento de Imágenes. ”**

TESIS

Que como parte de los requisitos para obtener el grado de

Maestría en Ingeniería

Presenta:

Jesús Emmanuel Moreno Rocha.

Director de tesis:

Dr. Francisco Javier Godínez García.

Co-Director:

Dr. Rubén Guerrero Rivera-

Durango, Dgo. México, diciembre de 2024

” Identificación de Cenicilla en Plantas de Tomate Mediante Procesamiento de Imágenes ”

Presenta:

JESÚS EMMANUEL MORENO ROCHA

COMITÉ TUTORIAL

Dr. Francisco Javier Godínez García. Director	 Firma
Dr. Rubén Guerrero Rivera. Codirector	 Firma
M.C. Eduardo Gamero Inda. Asesor	 Firma

M.C. Norma Alejandra García Vidaña



**Coordinadora del programa de la
Maestría en Ingeniería.**

Dr. Francisco Javier Godínez García



**Jefe de la División de Estudios de
Posgrado e Investigación**

Durango, Dgo. México

Diciembre de 2024

Victoria de Durango, Dgo., a **05 / Diciembre / 2024.**

DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN
DEPI / C / 714 / 2024.

ASUNTO: Autorización de Tema de Tesis de Maestría.

C. JESÚS EMMANUEL MORENO ROCHA
No. DE CONTROL G21041619
PRESENTE.

Con base en el Reglamento en vigor y teniendo en cuenta el dictamen emitido por el Jurado que le fue asignado, se le autoriza a desarrollar el tema de tesis para obtener el **Grado de Maestro en Ingeniería** cuyo título es:

“Identificación de Ceniclla en Plantas de Tomate Mediante Procesamiento de Imágenes”

CONTENIDO:

	RESUMEN
CAPÍTULO I	INTRODUCCIÓN
CAPÍTULO II	MARCO TEÓRICO
CAPÍTULO III	METODOLOGÍA
CAPÍTULO IV	RESULTADOS
CAPÍTULO V	CONCLUSIONES
	REFERENCIAS
	ANEXOS

ATENTAMENTE.

Excelencia en Educación Tecnológica®
“La Técnica al Servicio de la Patria”



C. FRANCISCO JAVIER GODÍNEZ GARCÍA
JEFE DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE
POSGRADO E INVESTIGACIÓN



FJGG'ammc.





Victoria de Durango, Dgo., a **06 / Diciembre / 2024.**

DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN
DEPI / C / 715 / 2024.

ASUNTO: Autorización de Impresión de Tesis de Maestría.

C. JESÚS EMMANUEL MORENO ROCHA
No. DE CONTROL G21041619
PRESENTE.

De acuerdo al reglamento en vigor y tomando en cuenta el dictamen emitido por el jurado que le fue asignado para la revisión de su trabajo de tesis para obtener el **Grado de Maestro en Ingeniería**, esta División de Estudios de Posgrado e Investigación le autoriza la impresión del mismo, cuyo título es:

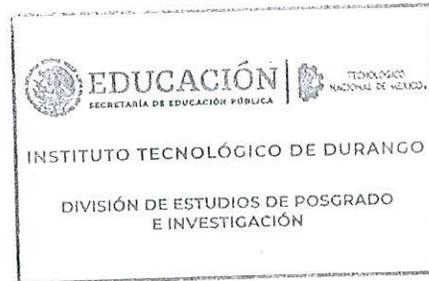
“Identificación de Cenicilla en Plantas de Tomate Mediante Procesamiento de Imágenes”

Sin otro particular de momento, quedo de Usted.

ATENTAMENTE.

Excelencia en Educación Tecnológica®
“La Técnica al Servicio de la Patria”

C. FRANCISCO JAVIER GODÍNEZ GARCÍA
JEFE DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN



FJGG'ammc.



Agradecimientos.

Quiero agradecer a CONAHCYT por el apoyo que nos brindó para poder desarrollar el proyecto por medio de la beca, la cual nos fue de gran ayuda para poder conseguir cualquier herramienta u objeto necesario para lograr el objetivo de este trabajo.

También quiero agradecer a mis asesores y profesores quienes me ayudaron a salir adelante resolviendo dudas y dando consejos para mejorar los resultados del sistema.

Por último y menos importante quiero agradecer a mi familia, quienes me dieron una gran motivación para seguir adelante con el desarrollo del proyecto de tesis, así como también me apoyaron en muchas cosas para poder cumplir con el objetivo establecido. Ellos fueron una parte importante para completar éste importante logro en mi carrera.

Resumen.

El tomate es uno de los vegetales que brinda beneficios para la salud de nuestro organismo. Existen enfermedades en las plantas de tomate que afectan el buen desarrollo de las plantas, siendo este causado por la enfermedad conocida como cenicilla (Erysiphe) Este trabajo presenta un método para resolver este problema, mediante el uso de un sistema de procesamiento de imágenes basado en una red neuronal convolucional (CNN) U-NET, que permite identificar la enfermedad presente en las hojas de manera temprana, haciendo posible la aplicación de un plaguicida antes de que la enfermedad sea expandida. El enfoque propuesto implica la captura de imágenes de hojas de planta de tomate, el procesamiento de filtrado (median filter) para mejorar la calidad de las imágenes y el entrenamiento del modelo U-NET para la segmentación de las imágenes para la identificación de la enfermedad. El rendimiento del método fue evaluado utilizando un conjunto de datos de imágenes de plantas de tomate con la presencia de cenicilla, los resultados muestran la efectividad del sistema para la detección en plantas de tomate con un $P < 0.05$.

Abstract.

Tomato is one of the vegetables that provides health benefits for our body. There are diseases in tomato plants that affect the good development of the plants, being this caused by the disease known as mildew (Erysiphe). This work presents a method to solve this problem, through the use of an image processing system based on a convolutional neural network (CNN) U-NET, which allows early identification of the disease present in the leaves, making it possible to apply a pesticide before the disease spreads. The proposed approach involves the capture of images of tomato plant leaves, the filtering processing (median filter) to improve the quality of the images and the training of the U-NET model for the segmentation of the images for the identification of the disease. The performance of the method was evaluated using a data set of images of tomato plants with the presence of powdery mildew, the results show the effectiveness of the system for detection in tomato plants with a $P < 0.05$.

Contenido

Capítulo 1. Introducción.....	10
1.1 Introducción.....	10
1.2 Antecedentes.....	12
1.3 Objetivos.....	13
1.3.1 Objetivo general.....	13
1.3.2 Objetivos específicos.....	13
1.4 Justificación.....	14
Capítulo 2. Marco Teórico.....	16
2.1 U-NET.....	16
2.2 Skimage.....	16
2.3 Tensorflow.....	17
2.4 Keras.....	18
2.5 Segmentación semántica.....	18
2.6 Roboflow.....	19
2.7 Planta de tomate (<i>Solanum lycopersicum</i>).....	19
2.7 Cenicilla o mildiu polvoriento (<i>Erysiphe, Podosphaera, Oidium, Leveillula</i>).....	20
Capítulo 3. Metodología.....	21
3.1 Diseño del estudio.....	21
3.2 Entorno de desarrollo del sistema.....	21
3.3 Obtención de las imágenes.....	22
3.4 Preprocesamiento.....	23
3.5 Segmentación.....	23
3.6 Entrenamiento.....	24
3.7 Validación.....	24
Capítulo 4. Resultados.....	25
Capítulo 5. Conclusiones.....	39
Referencias.....	40

Ilustración 1. Google Colab.....	22
Ilustración 2. Página web de Kaggle.....	22
Ilustración 3. Página web de Roboflow.....	24
Ilustración 4. Imagen original.....	25
Ilustración 5. Imagen original.....	26
Ilustración 6. Imagen de la hoja en el canal rojo.....	27
Ilustración 7. Imagen de la hoja en el canal verde.....	27
Ilustración 8. Imagen de la hoja en el canal azul.....	28
Ilustración 9. Imagen marcada para realizar la segmentación de la hoja y la enfermedad.	29
Ilustración 10. Imagen marcada para realizar la segmentación de la hoja y la enfermedad.	30
Ilustración 11. Imagen segmentada.....	31
Ilustración 12. Imagen segmentada.....	31
Ilustración 13. Imagen original para validación.....	33
Ilustración 14. Imagen segmentada resultante en la validación.....	34
Ilustración 15. Imagen original para validación.....	35
Ilustración 16. Imagen segmentada resultante en la validación.....	36
Ilustración 17. Imagen en el canal azul binarizada.....	37
Ilustración 18. Imagen en el canal azul binarizada.....	38
Tabla 1. Producción mundial de tomate (FAQ, 2018).....	11
Tabla 2. Resultados del entrenamiento.....	32

Capítulo 1. Introducción.

1.1 Introducción.

El tomate es una de las hortalizas más famosas y económicamente valiosas del mundo. Su demanda cada vez más va en aumento, al igual que su cultivo, producción y comercio. México ocupa el décimo lugar a nivel mundial en producción de esta hortaliza (FAO).

El tomate o también llamado *Solanum lycopersicum* es una planta perenne con forma de arbusto y también forma parte de la familia de Solanáceas. El tomate es una hortaliza que se cultiva anualmente y se despliega en forma rastrera, semierecta o erecta. Algunos tipos de tomate tienen un crecimiento limitado, es decir, que es definido y en algunas otras ocasiones son de crecimiento ilimitado o incierto.

En el ciclo de primavera–verano de 2019 y 2020 realizando un avance hacia el 2021, se tiene que el primer lugar en producción nacional de tomate es San Luis Potosí, con un total de 17.2%, el segundo lugar es Zacatecas con un total de 10.8% y el tercero Michoacán con un total de 9.0% respectivamente. Durango se encuentra en el lugar 13 con 2.8% de la producción a nivel nacional.

País	Producción toneladas (2018)
China	61,523,462
India	19,377,000
Estados Unidos	12,612,139
Turquía	12,150,000
Egipto	6,624,733
Irán	6,577,109
Italia	5,798,103
España	4,768,595
México	4,559,375
Brasil	4,110,242

Tabla 1. Producción mundial de tomate (FAQ, 2018).

La cenicilla, también conocida como mildiú polvoriento es una enfermedad que se presenta en climas secos y cálidos, pero también puede presentarse en climas húmedos. Esta enfermedad se presenta mediante manchas blancas en ambos lados de la hoja expandiéndose hasta lograr por completo la infección. Las hojas infectadas toman un color marrón haciendo que estas caigan de la planta lo cual provoca quemaduras solares en la planta y en el tomate. Este problema se presenta desde hace muchos años en los cultivos, lo que genera que la planta tenga una capacidad fotosintética menos efectiva, así como afecta en su rendimiento y en la calidad del tomate.

La identificación de esta enfermedad es algo complicado dependiendo de su estado de reproducción, lo que hace más difícil que los productores puedan darse cuenta de que la planta tiene esta enfermedad, ya que ellos realizan la inspección por medio de su propia vista ocasionando que las plantas y la cosecha no sea de buena calidad e incluso llegar a perderlas generando grandes pérdidas económicas ocasionando un gran impacto en el mercado de estas hortalizas.

Este trabajo pretende resolver este problema gracias a un sistema de detección por medio de procesamiento de imágenes que tiene como objetivo identificación de cenicilla en plantas de tomate para lograr su tratamiento antes de que se expanda por completo en la planta y en demás plantas a su alrededor, evitando así pérdidas de cosecha, y tomate de mala calidad. Esto se debe principalmente a que los productores o agricultores detectan esta y otras enfermedades por medio de su propia vista.

Por esta razón, es fundamental identificar la enfermedad mediante un sistema de procesamiento de imágenes en la hoja de tomate, ya que de esta manera el productor puede actuar de una manera más rápida y aplicar un plaguicida en las plantas afectadas por la cenicilla; para lograr el objetivo de este trabajo se desarrolló un sistema de procesamiento de imágenes el cual está basado en la red neuronal

U-Net que, gracias a su entrenamiento permitirá la identificación de cenicilla en plantas de tomate.

1.2 Antecedentes.

Realizando investigaciones en documentos previos disponibles sobre el tema de estudio de la cenicilla en plantas de tomate y sobre diferentes métodos de procesamiento de imágenes, así como de la red neuronal U-Net, enseguida se enlistan algunos que se relacionan con el presente trabajo de investigación:

Estudios anteriores realizados por (García, 2012) en visión artificial han demostrado buenos resultados en el análisis y la identificación de superficies orgánicas, mientras que (Velázquez López, et al, 2011) mencionan en su investigación que utilizaron la librería llamada Open CV que proporciona un conjunto de funciones de procesamiento de imágenes, mediante la cual pudieron facilitar la detección de las regiones en donde se encontraba la enfermedad.

Diversos autores consideran que una imagen puede ser definida como una función bidimensional, $f(x, y)$, las cuales son coordenadas especiales en un plano, mientras que f en cualquier par de coordenadas es la intensidad de gris que tiene la imagen en esa coordenada tal es el caso de (Mejía Vilet, 2005).

De acuerdo con (González y Woods, 2002) cuando (x, y) y los valores de f son todas las cantidades finitas y discretas, decimos que la imagen es una imagen digital. De una manera más sencilla lo que los autores dicen sobre las imágenes digitales, es que podemos denominar una imagen digital es la representación de una imagen usando bits, los cuales son una unidad mínima de información que se componen de números binarios (0 y 1) y estas se componen por un número finito de elementos, los cuales son denominados píxeles. Estos elementos mencionados anteriormente, tienen una posición y valores específicos dentro de la imagen para poder ser procesada y pueda visualizarse mediante una computadora con un software de procesamiento de imágenes.

Según (Bélanger y Labbé, 2002) la cenicilla también llamada cenicilla polvoriento o mildiu polvoriento, es causada por un grupo de hongos diversos, los cuales son

complejos en su forma, así como en su estructura reproductiva y rango de hospedantes.

Desarrollada en 2015 por Olaf Ronneberger, Thomas Brox y Phillip Fischer, U-NET es una de las redes neuronales convolucionales más utilizadas para la segmentación semánticas de imágenes. U-NET se desarrolló originalmente para ayudar en el campo médico mediante la segmentación de imágenes médicas, pero con el transcurso del tiempo se ha vuelto útil e importante en la segmentación de imágenes en campos distintos a la medicina.

Al terminar la investigación bibliográfica sobre los temas que están relacionados al trabajo presentado, se consideraron aquellos que son de mayor importancia para el desarrollo de nuestro sistema, debido a que estos temas nos proporcionan la información necesaria para tomar como punto de apoyo para llegar al resultado deseado.

1.3 Objetivos.

1.3.1 Objetivo general.

Identificar la enfermedad de la cenicilla de una manera más fácil y rápida en plantas de tomate para la aplicación de plaguicidas antes de que logre esparcirse por completo en la planta y plantas alrededor, para así evitar los problemas de pérdida de cosecha los cuales afectan a la producción de tomate y a la ganancia del productor al exportar o comercializar esta hortaliza.

1.3.2 Objetivos específicos.

- Analizar las imágenes con las que se trabajaron, las cuales se obtuvieron mediante un dataset de la página kaggle, ya que se tuvieron algunas complicaciones para tomar fotografías de las plantas contaminadas con el hongo de la cenicilla.
- Filtrar las imágenes las cuales pasarán por un filtro para ser mejoradas y aumentar su calidad para que lo que se desea identificar sea visible más fácilmente y no haya problema a la hora de la detección.

- Procesar mediante el sistema las imágenes filtradas para así empezar el entrenamiento de la red neuronal.
- Identificar las imágenes durante el entrenamiento de la red neuronal mediante el cual el sistema aprenderá a identificar las hojas y la enfermedad si esta se encuentra presente en la planta.
- Evaluar a través del sistema una vez entrenado las imágenes e identificará si la o las hojas de la planta de tomate que contenga la imagen tiene presente la enfermedad.
- Mostrar los resultados de las hojas segmentadas en las cuales se podrá observar si es que la imagen tiene cenicilla o no.

1.4 Justificación.

Por causa de presencia de cenicilla en las plantas de tomate en los cultivos en México, se han perdido millones de toneladas en cosecha de esta hortaliza haciendo que su producción y ganancia económica baje drásticamente, así como también presentar problemas de calidad y pérdidas de hasta un 40%. Por esta razón se tomó la decisión de desarrollar un sistema de procesamiento de imágenes que pueda detectar este tipo de enfermedad para que esta sea combatida a tiempo y no dañe a los cultivos en los que se encuentra ni se extienda hacia otros, con esto se podrán evitar pérdidas de cosecha y así seguir teniendo los ingresos económicos deseados con esta hortaliza.

El tomate es uno de los vegetales que nos brinda más beneficios para la salud de nuestro organismo. Existen diferentes enfermedades que afectan a las plantas de tomate las cuales tienen un impacto negativo en el desarrollo y crecimiento de las plantas, siendo uno de estos problemas causado por la enfermedad conocida como cenicilla. Este trabajo presenta un método para resolver este problema, mediante el desarrollo de un sistema de procesamiento de imágenes el cual está basado en la red neuronal convolucional (CNN) U-NET, el cual nos ayuda a detectar la cenicilla presente en las hojas de una forma más rápida, de esta manera será posible la aplicación de un plaguicida antes de que la cenicilla se expanda por completo.

El enfoque propuesto incluye la toma de imágenes de hojas de planta de tomate con y sin la enfermedad presente para realizar la segmentación de las imágenes, el procesamiento de filtrado (filtro medio) para mejorar la calidad de las imágenes y el entrenamiento de la red neuronal para lograr la identificación de la cenicienta.

El rendimiento del modelo fue validado utilizando un conjunto de imágenes de plantas de tomate con presencia de cenicienta, los resultados obtenidos muestran que la efectividad del sistema para la detección de cenicienta en plantas de tomate con un $P < 0.05$.

De la misma manera, si este sistema sale a la venta será económico, ya que no se utilizarán materiales de costo alto para su desarrollo lo que facilitará más a las personas que trabajen con cosecha de tomate hacerse con este sistema y así reducir pérdidas de ganancias debido a esta enfermedad que se menciona a lo largo de este documento.

Capítulo 2. Marco Teórico.

En esta sección del documento se verán algunas de las herramientas que se emplearon para hacer más sencillo el desarrollo de este proyecto. Estas herramientas son las siguientes: UNET, Skimage, Tensorflow, Keras segmentación semántica. A continuación, se describirán de una manera detallada las herramientas que fueron utilizadas:

2.1 U-NET

Existen diferentes enfoques para resolver los problemas de segmentación semántica, como es el caso de los métodos tradicionales que incluyen la detección de puntos, líneas o bordes. También es posible basarse en formas o en la recopilación de grupos de píxeles como es el caso de la segmentación semántica. Las redes neuronales convolucionales de aprendizaje profundo (Deep Learning) ahora se utilizan de manera generalizada y pueden resolver problemas más complejos gracias a la segmentación semántica de imágenes.

Esta red neuronal es una de las más utilizadas para la segmentación de imágenes y es un modelo totalmente convolucional. UNET es un modelo de red neuronal el cual está orientado a temas de visión artificial y más precisamente a problemas relacionados con la segmentación semántica. Fue desarrollada en 2015 gracias a Olaf Ronneberger, Thomas Brox y Phillip Fischer principalmente para la segmentación de imágenes médicas, pero con el transcurso de los años esta se fue utilizando en diversas áreas tales como en la industria o hasta en el aprendizaje de los automóviles autónomos.

Su arquitectura consta de dos vías, la vía de la derecha conocida como vía de contracción o codificador, en la cual se extraen todas las características dentro de la imagen, mientras que en la vía de la izquierda conocida como vía de expansión o decodificador se localizan esas características con una mayor precisión para así obtener como resultado la imagen segmentada.

2.2 Skimage

Skimage nos proporciona diferentes herramientas para convertir entre tipos de datos de imágenes los cuales nos ayudan en el procesamiento de imágenes y visión

por computadora. En la mayoría de las funciones se deben de importar subpaquetes para poder ser utilizados. Algunos de los subpaquetes que se utilizarán son los siguientes:

- Color
Conversión del espacio de color.
- Data
Imágenes de prueba y datos de ejemplo.
- Exposure
Ajuste de la intensidad de la imagen, por ejemplo: ecualización del histograma, etc.
- Filters
Afilado, búsqueda de bordes, filtros de rango, trilla, etc.
- Measure
Medición de las propiedades de la imagen, por ejemplo: las propiedades de la región y los contornos.
- Metrics
Métricas correspondientes a las imágenes, por ejemplo: métricas de distancia, similitud, etc.

2.3 Tensorflow

Tensorflow es una librería de código abierto para trabajar con las máquinas de aprendizaje o machine learning, ya que es muy importante en el desarrollo de la inteligencia artificial y el aprendizaje automático.

Esta librería fue desarrollada por Google para así poder satisfacer las necesidades que se generan a partir del uso de las redes neuronales, sabiendo esto, tensorflow nos permite construir y entrenar una red neuronal mediante el aprendizaje automático para así poder identificar patrones o razonamientos que son usados por humanos, en pocas palabras nos facilita la creación e implementación de modelos con aprendizaje automático, ya que hoy en día se busca automatizar miles o millones de procesos y gracias a esta librería es posible llegar a esta automatización.

Además de todo lo anterior mencionado, la herramienta de Tensorflow nos ayuda a administrar y ejecutar los procesos de aprendizaje automático, nos permite entrenar e implementar nuestro modelo de manera más fácil, en servidores o en web sin importar el lenguaje o la plataforma en que se desarrolló el sistema.

2.4 Keras

Keras es una biblioteca de código abierto y multiplataforma (licencia MIT) desarrollada en Python, el cual está basado en el trabajo de François Chollet en su proyecto ONEIROS (Open-ended Neuro-Electronic Intelligent Robot Operating System). Fue lanzado el 28 de marzo de 2015.

El objetivo de Keras es hacer más rápido el desarrollo de las redes neuronales, por ese motivo no trabaja como un framework, sino que lo hace como una interfaz intuitiva (API) en donde esta nos permite tener acceso a diferentes frameworks de aprendizaje automático y desarrollarlos de una mejor manera y de forma sencilla.

Entre estos frameworks que son compatibles con Keras, se incluyen algunos como Theano, Microsoft Cognitive Toolkit (anteriormente CNTK) y TensorFlow.

Con esto, se puede saber que Keras funciona a nivel de modelo, ya que este nos provee módulos en donde podemos desarrollar modelos complejos de aprendizaje profundo.

2.5 Segmentación semántica

La segmentación semántica se utiliza para reconocer un conjunto de píxeles que conforman distintas categorías dentro de una imagen, en palabras más sencillas la segmentación semántica clasifica a nivel píxel una imagen, esto se refiere que a que píxel pertenece a una clase dentro de la imagen. Este tipo de segmentación se puede utilizar en numerosas aplicaciones, tal es el caso de la conducción autónoma de vehículos, la generación de imágenes médicas y la inspección industrial.

La segmentación semántica es una alternativa útil a la detección de objetos, ya que esta técnica nos permite identificar objetos con formas irregulares, al contrario que la detección de objetos, en donde los objetos deben de coincidir en un bounding box (forma de cuadrado o cubo).

La segmentación semántica es más precisa debido a que clasifica los píxeles de una imagen y resulta muy útil para diversas aplicaciones en la industria, así como en los servicios médicos y la conducción autónoma.

2.6 Roboflow

Es una herramienta de inteligencia artificial que nos ofrece la capacidad de procesar imágenes mediante varios procesos incluida la segmentación semántica de imágenes con la cual trabajamos este proyecto. Con solo unas pocas imágenes se puede crear un modelo de visión por computadora que sea completamente funcional en tan solo poco tiempo.

Esta aplicación nos ayuda a que el proceso sea más sencillo, ya que nos facilita el uso de varias herramientas y algoritmos de aprendizaje automático que permiten desarrollar sistemas los cuales pueden reconocer objetos e incluso rostros.

2.7 Planta de tomate (*Solanum lycopersicum*).

Solanum lycopersicum o también conocido como tomate es una planta dicotiledónea y herbácea la cual forma una raíz que se extiende hasta 2 metros de profundidad, también tienen la particularidad de desarrollar vides los cuales crecen como tallos ramificados (en la parte superior de la planta se encuentra un botón terminal, que cuando este termina de desarrollarse la planta genera una señal en la cual se comenzarán a generar nuevos brotes alrededor de esta misma ocasionando así el crecimiento de nuevas vides).

Las plantas de tomate tienen hojas que por lo general son compuestas, pero en algunas ocasiones dependiendo de la variedad del tomate estas pueden llegar a tener hojas simples de alrededor de 10 a 25 cm de largo, con al menos de 5 a 7 folíolos.

Personas en todo el mundo cultivan más de 9000 variedades de tomate, las cuales se pueden dividir en tres categorías según su crecimiento.

Estas categorías son las siguientes:

- Indeterminado: en esta categoría entran las variedades que son de crecimiento continuo, aquí las plantas tienen un número relativo de hojas entre sus inflorescencias. Este tipo de variedad se cultiva principalmente en

interiores, y si crecen al aire libre necesitaran ayuda por medio del replanteo para que crezcan de una buena manera.

- Semi-determinado: aquí entran las variedades en donde sus brotes dejan de crecer cuando estos se encuentran en una etapa avanzada de crecimiento. Esta variedad se cultiva al aire libre para obtener los mejores resultados de crecimiento.
- Determinado: en esta categoría entran las variedades en las cuales sus brotes interrumpen su crecimiento hacia los lados cuando estos dan un cierto número de flores.

2.7 Cenicilla o mildiu polvoriento (*Erysiphe*, *Podospaera*, *Oidium*, *Leveillula*).

Los hongos que causan la cenicilla o mildiú polvoriento (*Erysiphe*, *Podospaera*, *Oidium*, *Leveillula*) son hongos biotróficos, esto significa que se alimentan de células vegetales vivas y que apenas sobreviven en ausencia de cultivos vivos. Estos hongos son complejos ya sea en su forma o sus estructuras reproductivas. Estos parasitan alrededor de 9838 especies de plantas que pertenecen solo a los angiospermas (*Amano, 1986*).

La principal forma de propagación de este hongo es mediante las conidias al dispersarse a través del viento. En la mayoría de los casos el hongo de la cenicilla no es muy resistente al agua y esto puede llegar a limitar la dispersión de las esporas ya que estas explotan al contacto con el agua en solo cuestión de horas.

Este hongo se genera en climas secos y cálidos, el cual también puede presentarse en ambientes húmedos, pero el desarrollo de la epidemia es un poco más rápido desde los 18°C hasta los 25°C. En los invernaderos las esporas se dispersan en pequeñas distancias y en un tiempo muy rápido debido a que los trabajadores las transportan mediante su ropa.

Capítulo 3. Metodología.

3.1 Diseño del estudio.

El objetivo principal del procesamiento de imágenes es mejorar el aspecto y la calidad de la imagen para hacer más visibles ciertos detalles que quieren ser identificados dentro de ellas. El proceso mediante el cual se hará la detección de la cenicilla en plantas de tomate será el siguiente:

El desarrollo del sistema empezará con la adquisición o recolección de las imágenes con las cuales se realizó el entrenamiento de la red neuronal, enseguida de esto se mejorará la calidad de las imágenes para que sea más sencillo detectar los objetos deseados en la imagen, después de esto se realizará el proceso de segmentación semántica mediante roboflow, donde se localizarán las hojas de la planta así como también la enfermedad que se encuentre presente en estas.

Posteriormente se realizará el entrenamiento de la red neuronal con las imágenes segmentadas, después de que el entrenamiento finalice se validarán las imágenes que no pasaron por el proceso de segmentación ni por el entrenamiento para así verificar que el sistema identifique correctamente la cenicilla en las hojas de tomate.

3.2 Entorno de desarrollo del sistema.

El sistema se desarrolló en Google Colab el cual es un entorno de desarrollo de software que es fácil de usar, multiplataforma y de acceso gratuito, además de que trabaja con inteligencia artificial y con redes neuronales. Estas herramientas nos fueron de gran ayuda para desarrollar el sistema de una mejor manera y así cumplir con el objetivo de este proyecto. El lenguaje de programación que se utilizó para el desarrollo del sistema fue Python el cual es fácil de usar y de acceso gratuito.

```
+ Código + Texto Conectar GPU + Gemini
import os
import numpy as np
from tqdm import tqdm
from skimage.io import imread, imshow
from skimage.transform import resize
import matplotlib.pyplot as plt
import datetime

# Librerías para construir la arquitectura U-Net
from tensorflow.keras.layers import Input, Lambda, Conv2D, Dropout, MaxPooling2D, Conv2DTranspose, concatenate
from tensorflow.keras.models import Model
from keras.utils import to_categorical

[ ] width_shape, height_shape = 128, 128 # Se define el tamaño de las imágenes de entrada
batch_size = 16
epochs = 20
data_path_train = r"/content/drive/MyDrive/VisiónArtificial/Unet/Semantic-SegmentationU-Net/stage1_train/" # Directorio de las imágenes y máscaras de entrenamiento
data_path_test = r"/content/drive/MyDrive/VisiónArtificial/Unet/Semantic-SegmentationU-Net/stage1_test/" # Directorio de las imágenes de pruebas

[ ] # Se obtiene una lista con los archivos dentro de cada carpeta
data_list_train = os.listdir(data_path_train)
data_list_test = os.listdir(data_path_test)

# Se definen listas para guardar cada elemento del dataset
Xtrain=[]
Ytrain=[]
Xtest=[]
```

Ilustración 1. Google Colab.

3.3 Obtención de las imágenes.

Las imágenes con las que se trabajó se tomaron de un dataset de la página Kaggle, el cual tiene un total de 1114 imágenes. Para poder realizar el desarrollo del sistema se tomaron alrededor de 750 y 600 imágenes mediante las cuales se realizó la segmentación semántica, el entrenamiento de la red neuronal y la validación.

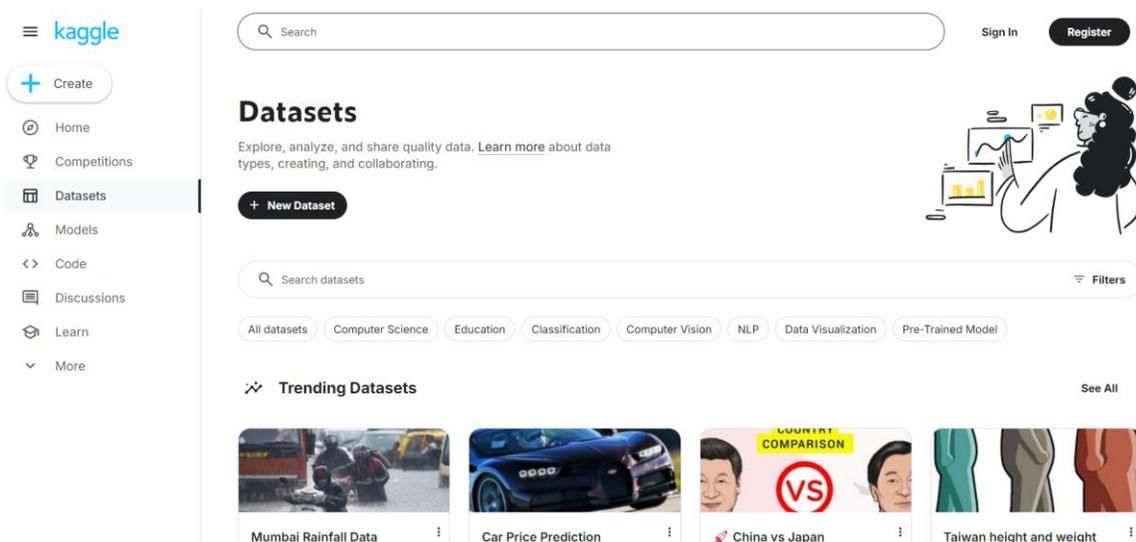


Ilustración 2. Página web de Kaggle.

3.4 Preprocesamiento.

Lo primero que se realizó fue una separación cromática de las imágenes (RGB), esto nos permite identificar o detectar de una mejor manera los elementos que se quieren analizar dentro de la imagen.

En este caso se escogió el canal azul, ya que es en el cual se podía identificar de mejor manera la cenicilla en la hoja. Después de separar el canal azul se realizará una binarización en la imagen, la cual será dividida en dos partes (blanca y negra) mediante histograma de la misma imagen. Con esto podremos mantener las propiedades esenciales de la imagen y así facilitarnos la identificación de la enfermedad y evitarnos alguna confusión con otro elemento de su entorno.

Para poder hacer la binarización de la imagen, se debe establecer un valor el cual deberá estar dentro de los niveles de grises. Todos aquellos niveles de gris que estén por debajo del valor establecido se convertirán en negro y todos aquellos que estén por encima del valor se convertirán en blanco.

3.5 Segmentación.

Para identificar la enfermedad se hizo uso de la segmentación semántica, en donde esta clasifica a nivel píxel una imagen, en palabras más sencillas, esto nos dice a que píxel pertenece cierta clase dentro de la imagen. Para ello, se utilizó roboflow el cual es una herramienta que nos permite realizar la creación de aplicaciones de visión por computadora.

En esta parte se detectarán los objetos deseados dentro de la imagen, en este caso, uno será la hoja y el otro la cenicilla. Por el fondo no debemos preocuparnos, ya que roboflow lo identifica automáticamente cuando nosotros seleccionamos los objetos por identificar.

Everything you need to build and deploy computer vision models.

Used by over 800,000 engineers to create datasets, train models, and deploy to production.

[Get Started](#)[Get a Demo](#)

Ilustración 3. Página web de Roboflow.

3.6 Entrenamiento.

El entrenamiento es una parte importante del sistema, ya que por medio de éste la red neuronal aprenderá a diferenciar entre la enfermedad y la hoja, haciendo que el sistema pueda predecir si la hoja cuenta con presencia de cenicilla.

Para entrenar el sistema se utilizó U-NET, la cual es una red neuronal que se utiliza para la segmentación semántica de imágenes, mediante la cual nos facilitará la identificación del objeto que se desea detectar. Cuando el sistema haya finalizado con el entrenamiento, se validará el modelo resultante para comprobar si el entrenamiento que se realizó fue el más óptimo para la detección.

3.7 Validación.

Por último, se realizará una validación para comprobar que el sistema detecte la enfermedad, para esto se usarán imágenes que no fueron seleccionadas para el entrenamiento. Esto se hace con finalidad de que el sistema pueda predecir e identificar si la enfermedad está presente en la hoja y si es así, mostrará que porcentaje de ésta tiene.

Capítulo 4. Resultados.

A continuación, se mostrarán los resultados que se obtuvieron al realizar el entrenamiento y la validación de las imágenes que no fueron segmentadas para comprobar si estas contienen la enfermedad, así como también el porcentaje de la enfermedad que se encuentra presente en la hoja de tomate mediante el cálculo de los píxeles blancos y negros dentro de la imagen.

Como se observa en la imagen 4 y 5, la imagen original de la planta de tomate cuenta con la cenicilla en ella. Las imágenes originales que se utilizaron se agregaron a un dataset en la herramienta de roboflow para poder hacer la segmentación semántica de las imágenes y empezar con la identificación de los objetos deseados dentro de la imagen.



Ilustración 4. Imagen original.



Ilustración 5. Imagen original.

Después de tener las imágenes originales mejoradas por el sistema mediante un filtro, las imágenes pasarán por un proceso de separación cromática, en donde estas se separarán por sus canales RGB.

Como se muestra en la imagen 6 y 7, en el canal rojo la enfermedad no se puede identificar muy bien, mientras que en el canal verde no se logra visualizar. En la imagen 8 se puede apreciar que en el canal azul se puede observar de una mejor manera la cenicilla en la hoja.

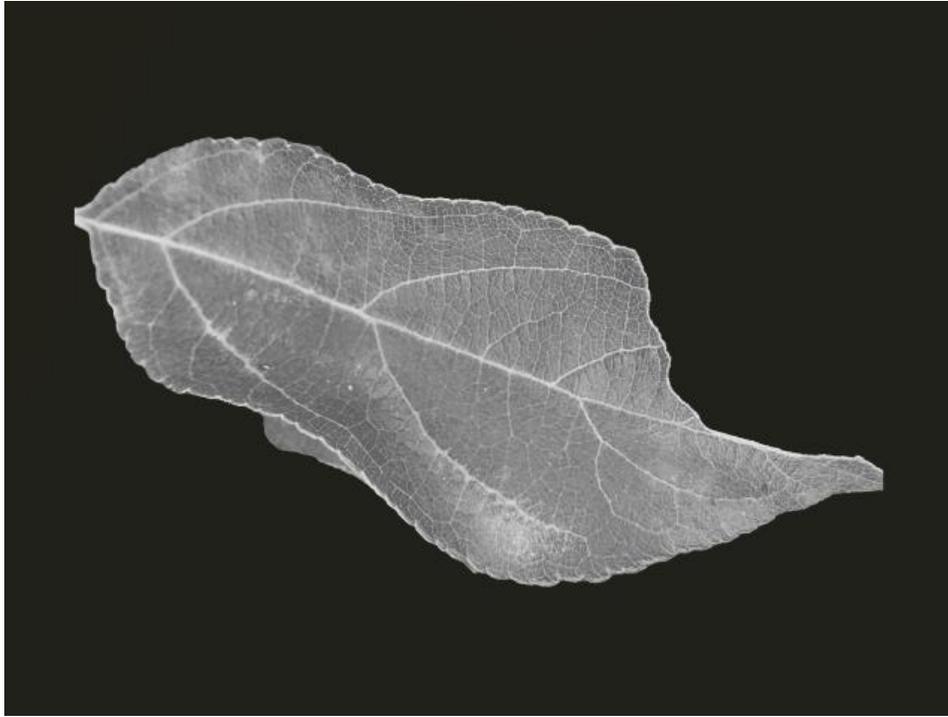


Ilustración 6. Imagen de la hoja en el canal rojo.

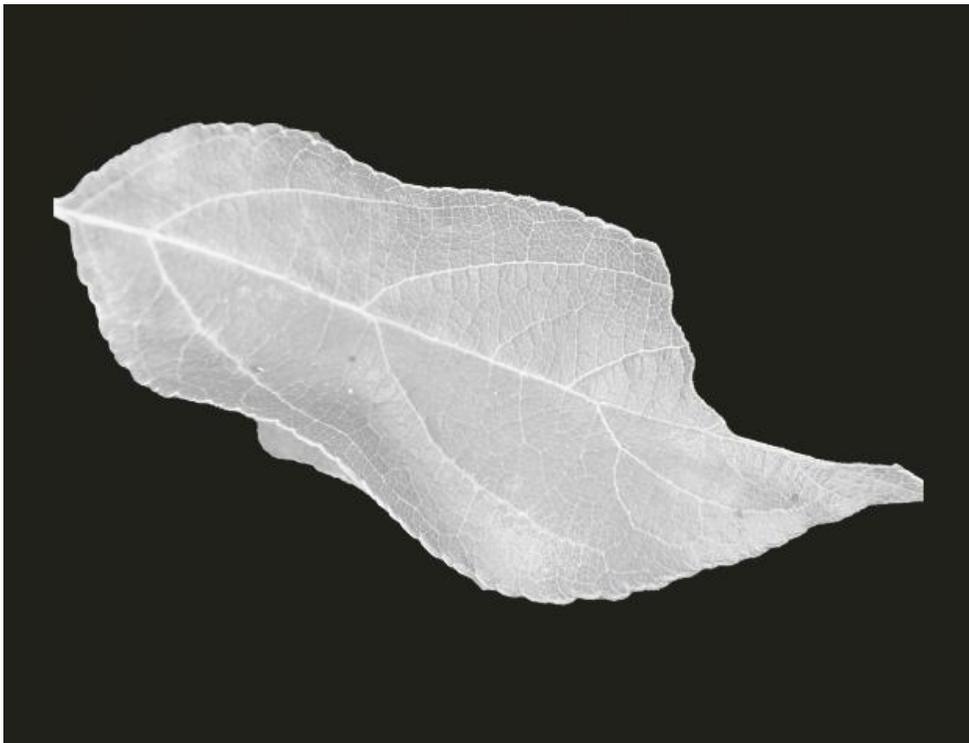


Ilustración 7. Imagen de la hoja en el canal verde.

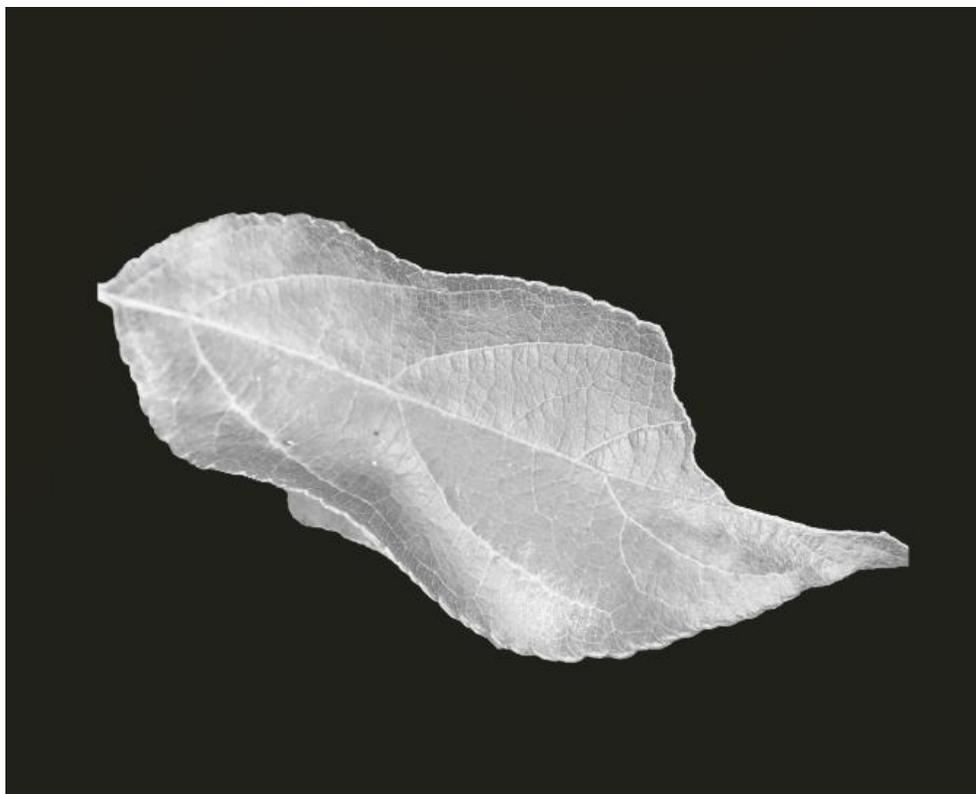


Ilustración 8. Imagen de la hoja en el canal azul.

Una vez que se tiene detectada la presencia de la enfermedad en la hoja de tomate gracias al canal azul, se empezará con la segmentación de la hoja y la cenicilla mediante el uso de la herramienta roboflow, la cual nos facilitará el proceso de segmentación, ya que esta nos permite determinar o marcar la ubicación de la cenicilla y de la hoja, aunque esta sea casi imperceptible para el ojo humano haciendo así más fácil la detección mediante el sistema.

Roboflow nos permite generar las clases de los objetos que se quieren detectar dentro de la imagen para así empezar con la segmentación semántica, tal como se muestra en las imágenes 9 y 10 la hoja se encuentra marcada de color rosa y la cenicilla de un color morado. Este procedimiento se realiza con todas las imágenes que se usarán para el entrenamiento de la red neuronal.



Ilustración 9. Imagen marcada para realizar la segmentación de la hoja y la enfermedad.

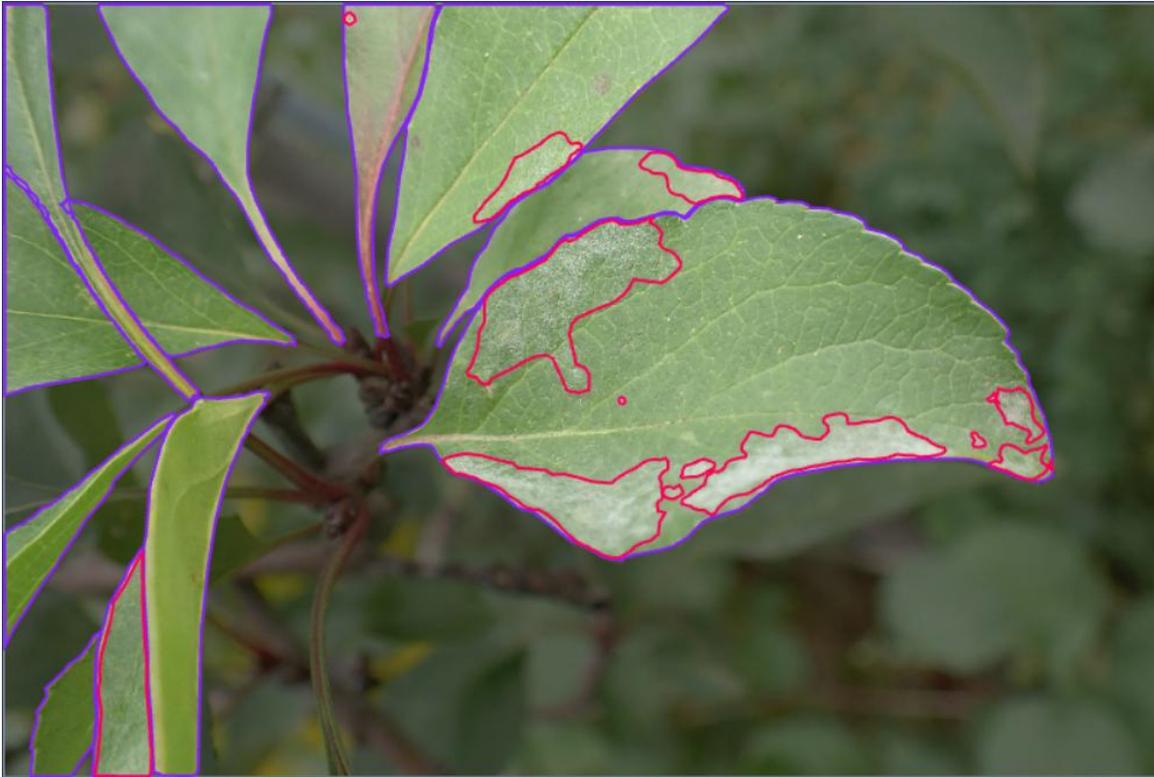


Ilustración 10. Imagen marcada para realizar la segmentación de la hoja y la enfermedad.

Una vez terminada la segmentación de las imágenes, roboflow tiene una opción en donde nos permitirá observar cómo es que se ve la segmentación que se realizó de la hoja y la cenicilla así como se puede observar en la imagen 11 que la parte segmentada con el color rosa es la hoja, mientras que la cenicilla se encuentra marcada con el color morado.

En la imagen 12, la parte que se encuentra segmentada con el color morado es la hoja y la parte que se muestra segmentada mediante el color rosa es la enfermedad de la cenicilla. Las imágenes se muestran segmentadas por un color diferente, ya que su segmentación fue realizada en diferentes grupos de imágenes, debido a que al momento de agregarlas a roboflow no se añadían muchas imágenes de golpe, agilizando así el proceso de segmentación. Al ir terminado el desarrollo de estas imágenes, se iban agregando al dataset que se iba a utilizar para el entrenamiento de la red neuronal.



Ilustración 11. Imagen segmentada.



Ilustración 12. Imagen segmentada.

Una vez añadiendo las imágenes originales y segmentadas al programa, se iniciará el proceso de entrenamiento en donde el sistema aprenderá a identificar la enfermedad y así nosotros podremos saber si la hoja que se validará se encuentra infectada con la presencia de la cenicilla.

Para que el sistema pueda detectar la cenicilla se entrenó con diferentes épocas para ver la precisión que el sistema arrojaba, esto se tomó como base para saber cuántas épocas debería tener y para evitar que nuestra red neuronal no este sobre entrenada y muestre malos resultados. Como se puede observar, en la tabla 2 se tienen las épocas con las que la red neuronal fue entrenada, así como también su precisión y pérdida de datos.

Épocas	Precisión	Pérdida
40	0.7892	0.5577
50	0.8103	0.4975
90	0.8814	0.3175
100	0.9666	0.0863

Tabla 2. Resultados del entrenamiento.

Como se observa en la tabla, los resultados del entrenamiento son muy buenos, esto se debe a que se entrenó con la cantidad de imágenes segmentadas correctas, así como además de que entrenar con las épocas adecuadas también ayudó en la mejora de los resultados para así poder llegar a una mejor precisión y que el sistema pueda validar las imágenes identificando la cenicilla en las hojas de una manera casi precisa.

Con el entrenamiento realizado, el sistema mostrará las imágenes una vez que estas sean procesadas mediante la validación de estas, viendo así que estas coinciden con la imagen original que fue seleccionada para la muestra. En la imagen 14 y en la imagen 16 se puede observar el resultado de la validación de algunas imágenes que no fueron seleccionadas para entrar en el data set de la segmentación y del entrenamiento, ya que estas eran necesarias para poder validar si el sistema puede identificar la enfermedad en la hoja de tomate.



Ilustración 13. Imagen original para validación.



Ilustración 14. Imagen segmentada resultante en la validación.



Ilustración 15. Imagen original para validación.



Ilustración 16. Imagen segmentada resultante en la validación.

Con los resultados obtenidos mediante la validación del sistema ahora podemos calcular el porcentaje de la enfermedad haciendo una binarización de la imagen en el canal azul, esto quiere decir que con esto se deberá de elegir un valor que se encuentre dentro de los niveles de grises, a todos aquellos valores que se encuentren fuera del rango se convertirán en negros y los valores que se encuentren por encima o más allá del rango se convertirán en blancos.

Cabe mencionar que esto se hace para poder calcular el porcentaje de la enfermedad que hay presente en la hoja de tomate, en donde los pixeles blancos son en donde se encuentra la cenicilla, y los pixeles negros son en donde está ubicada la hoja.

En la imagen 17 y 18 se puede observar el resultado de la binarización de la imagen que se encontraba en el canal azul para poder visualizar de una mejor manera la cenicilla.



Ilustración 17. Imagen en el canal azul binarizada.

En el caso de la imagen 17 se puede observar que la cantidad de cenicilla en la hoja no es mucha en cuestión, dando como resultado un 38.01% de presencia de la enfermedad de la hoja.



Ilustración 18. Imagen en el canal azul binarizada.

Mientras que en la imagen 18 el resultado del cálculo del porcentaje de la cenicilla presente en la hoja fue de 17.31%, esto hace que sea más sencillo que los productores actúen de manera más rápida y eficiente para aplicar plaguicida para así poder evitar la propagación de la enfermedad hacia las plantas que se encuentran a su alrededor.

Capítulo 5. Conclusiones

Mediante los resultados que el sistema muestra podemos concluir que la cenicilla puede ser identificada de una buena manera mediante el procesamiento digital de imágenes, haciendo de este trabajo una buena opción para los productores que desean evitar pérdidas de esta hortaliza debido a la cenicilla.

La implementación de este tipo de sistemas puede ser de gran ayuda para aumentar la calidad del tomate así como valor, ya que gracias a la detección de la cenicilla las plantas de tomate que se encuentren infectadas pueden ser tratadas de manera rápida para así poder evitar pérdidas de esta hortaliza, así como también monetarias y reducir el riesgo de que el tomate no tenga la calidad necesaria para su comercio.

Referencias

Amano K. 1986. *Host range and geographical distribution of the powdery mildew fungi.* Japan Scientific Societies Press, Tokyo. 741p. Disponible en línea: <https://www.cabidigitallibrary.org/doi/full/10.5555/19861318791>

Andrea Niño Gutiérrez, J., Edison Luna Daza, R., & Alexander Rodríguez Amezquita, J. (2021). *IDENTIFICACIÓN DE PLAGAS Y ENFERMEDADES MEDIANTE IMÁGENES MULTIESPECTRALES EN CULTIVO DE FRIJOL IDENTIFICATION OF PESTS AND DISEASES THROUGH MULTISPECTRAL IMAGING IN BEAN CULTURE.*

Barea, R., Boquete, L., Bergasa, L. M., & Mazo, M. (2008). *Un Programa Interactivo para la Enseñanza de Algoritmos de Procesamiento Digital de Imágenes. Formación Universitaria, 1(5), 21–28.* <https://doi.org/10.4067/S0718-50062008000500004>

Berra, Eduardo & Castañeda, Mónica & Parodi, J. (2019). *Redes neuronales artificiales para la detección de plagas en cultivo de jitomate bajo invernadero.* https://www.researchgate.net/publication/337012289_Redес_neuronales_artificiales_para_la_deteccion_de_plagas_en_cultivo_de_jitomate_bajo_invernadero

C. A. Rivera-Romero, E. R. Palacios-Hernández, M. Trejo-Durán, O. Vite-Chávez, & J. A. Morales-Saldaña. (2018). *Identificación automática del nivel de daño de la cenicilla polvorienta a través de firmas espectrales en plantas de Cucurbita pepo L.* <http://www.amca.mx/pdf/VieAT3-04.pdf>

Cáceres Flórez, C. A., Amaya Hurtado, D., & Ramos Sandoval, O. L. (2015). *Procesamiento de imágenes para reconocimiento de daños causados por plagas en el cultivo de Begonia semperflorens Link & Otto (flor de azúcar). Acta Agronómica, 64(3), 273–279.* <https://doi.org/10.15446/ACAG.V64N3.42657>

Guerrero Hernández, J. M., Pajares Martinsanz, G., & Guijarro Mata-García, M. (2010). *TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES ESTEREOSCÓPICAS.*

Herrera, J., Medina, S., Martínez, G., Beleño, K., & Berrio, J. (2016). *Classification of coffee fruits based on ripeness and broca detection using image processing techniques*. 14(1), 15–22. <https://doi.org/10.15665/rp.v14i1.640>

Morales García, R. (2019). *ANÁLISIS MEDIANTE TÉCNICAS DE SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES DE HOJAS DE PEPINO (Cucumis sativus) INFESTADAS CON CENICILLA (Sphaerotheca fuliginea)*.

Rivera-Romero, C. A., Palacios-Hernández, E. R., Trejo-Durán, M., Olivera-Reyna, R., & Morales-Saldaña, J. A. (2019). *Procesamiento de imágenes para la detección de enfermedades causadas por hongos en cucurbitáceas*. www.amca.mx

Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). *U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation*. <http://lmb.informatik.uni-freiburg.de/>

S. D. Ray, M. K. T. K. Natasha, M. A. Hakim and F. Nur, "Carrot Cure: A CNN based Application to Detect Carrot Disease," 2022 6th International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI), Tirunelveli, India, 2022, pp. 01-07, doi: 10.1109/ICOEI53556.2022.9776947.

Sáez Contreras, álvaro. (2018). *Segmentación Semántica para Imágenes Fisheye basada en CNN*.

SIAP, & SADER. (2021). *Escenario mensual de productos agroalimentarios*. https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/621464/Escenario_Tomate_rojo_Jitomate_feb_2021.pdf

Soto Orozco, O. Alejandro., Corral Sáenz, A. Delia., & Rojo González, C. Elizabeth. (2019.). *Visor Redalyc - Análisis del desempeño de redes neuronales profundas para segmentación semántica en hardware limitado*. <https://www.redalyc.org/journal/5122/512261374010/>

Velásquez Valle, R., Reveles Hernández, M., & Reveles Torees, L. R. (2017). Identificación de enfermedades causadas por hongos en cultivos de Aguascalientes, Durango y Zacatecas.

Velázquez-López, N., Sasaki, Y., Nakano, K., Mejía-Muñoz, J. M., & Kriuchkova, E. R. (2011). DETECTION OF POWDERY MILDEW DISEASE ON ROSE USING IMAGE PROCESSING WITH OPEN CV. *Revista Chapingo Serie Horticultura*, 17(2), 151–160. <https://doi.org/10.5154/R.RCHSH.2011.17.017>

Yáñez Juárez, M., Gilberto, M., de la Rocha, L., Francisco, J., Angulo, G., Paúl, T., Luque, G., Meza, L., Ortega, C., Enrique, J., & Díaz, C. (2012). Alternativas para el control de la cenicilla (*Oidium* sp.) en pepino (*Cucumis sativus* L.). *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*, 3(2), 259–270. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=263123201004>

Yarwood, C.E. Powdery mildews. *Bot. Rev* 23, 235–301 (1957). <https://doi.org/10.1007/BF02872581>