

# Diseño de sistema de monitoreo para detección temprana de enfermedades y plagas superficiales en plantas mediante visión artificial

## Design of a monitoring system for early detection of diseases and surface pests in plants through artificial vision

M.C. Villasana-Montes <sup>a</sup>, E. Hernández-Rojas <sup>d</sup>, R. L. Palomino-Resendiz <sup>b</sup>, K. F. Maya-Gress <sup>c</sup>,  
S. I. Palomino-Resendiz <sup>d,\*</sup>

<sup>a</sup> Área Académica de Biología, Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo, 42184, Pachuca, Hidalgo, México.

<sup>b</sup> Centro Mexicano para la Producción más Limpia, Instituto Politécnico Nacional, 07340, G.A.M., CDMX, México.

<sup>c</sup> Área Académica de Computación y Electrónica, Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo, 42184, Pachuca, Hidalgo, México.

<sup>d</sup> Departamento de Ingeniería en Control y Automatización, Instituto Politécnico Nacional Unidad ESIME-ZAC, 07738, G.A.M., CDMX, México.

### Resumen

Este trabajo presenta la propuesta de diseño y operación de un sistema para la detección temprana de enfermedades y/o plagas en plantas a través de visión artificial. La operación de sistema consta de dos etapas principales: 1) Construcción de una base de datos para almacenar imágenes del follaje de plantas con irregularidades como manchas y/o huecos que pueden estar asociadas a la presencia de hongos, parásitos o efectos por estrés hídrico como pudrición, sequía, entre otros. Esto es a través de la operación de un algoritmo clasificador de color que actúa sobre imágenes del follaje de plantas que son adquiridas y procesadas bajo ambientes de iluminación dinámica. Y, 2) Análisis de irregularidades detectadas en el follaje bajo el seguimiento de un protocolo de inspección e interpretación. Para probar y validar la propuesta se desarrolló una metodología experimental que consta de analizar el follaje de arbustos en áreas verdes de la ESIME-ZAC del IPN.

**Palabras Clave:** Visión artificial, Clasificador de colores, Sistema de monitoreo de plantas.

### Abstract

This work presents the proposal for the design and operation of a system for the early detection of diseases and/or pests in plants through artificial vision. The system operation consists of two main stages: 1) Construction of a database to store foliage images of plants with irregularities such as spots and/or holes that may be associated with the presence of fungi, parasites, or effects of water stress such as rot, drought, among others. This is through the operation of a color classifier algorithm that acts on plant foliage images that are acquired and processed under dynamic lighting environments. And, 2) Analysis of irregularities detected in the foliage under the follow-up of an inspection and interpretation protocol. To test and validate the proposal, an experimental methodology was developed that consists of analyzing the foliage of shrubs in green areas of the ESIME-ZAC of the IPN.

**Keywords:** Artificial vision, Color classifier, Plant monitoring system.

### Introducción

En la actualidad, la agricultura y floricultura se caracterizan por la constante actualización e integración de nuevas herramientas tecnológicas que asisten sus tareas de desarrollo. Esto, como resultado del constante cambio de las necesidades de la población, y a su vez el cambio de las condiciones ambientales de cada región del mundo (López et al., 1996). Por ejemplo, hoy día las capacidades de producción (que son

proporcionales al crecimiento de la población) implican que los espacios que se destinan al desarrollo de actividades de cultivo de plantas (ya sea de tipo frutal o de ornato en invernaderos y/o en campo) cuenten cada día con mayores dimensiones (Secretaría de agricultura y desarrollo rural, 2023). Y por consecuencia, la capacidad del personal es rebasado principalmente en tareas de monitoreo e inspección de los cultivos para la detección temprana de enfermedades y/o plagas provocadas por estrés hídrico, mala proporción de

\*Autor para la correspondencia: [spalominor@ipn.mx](mailto:spalominor@ipn.mx)

**Correo electrónico:** [vi325280@uaeh.edu.mx](mailto:vi325280@uaeh.edu.mx) (M. C. Villasana-Montes), [ehernandezrl400@alumno.ipn.mx](mailto:ehernandezrl400@alumno.ipn.mx) (E. Hernández-Rojas), [rpalominor@ipn.mx](mailto:rpalominor@ipn.mx) (R. L. Palomino-Resendiz), [kristian\\_maya10493@uaeh.edu.mx](mailto:kristian_maya10493@uaeh.edu.mx) (K. F. Maya-Gress), [spalominor@ipn.mx](mailto:spalominor@ipn.mx) (S. I. Palomino-Resendiz).

nutrientes, presencia de hongos y/o parásitos, etcétera (Gobierno de México, 2016; Espinosa et al., 2018).

Lo anterior, debido a que en su mayoría la naturaleza de estas tareas se realiza de forma manual, pues la inspección y asignación de tratamientos se lleva de manera individual por cada planta (aunque esta perece a un grupo), ya que, aunque los tratamientos inicialmente se distribuyen de forma general, cada planta dependiendo de las condiciones actuales y de crecimiento cada planta influye en su respuesta (Monsalve, 2021). Por esta razón, los esfuerzos del personal se concentran en un solo enfoque, que es monitorear las plantas, lo que puede descuidar otras tareas y/o actividades en las que se incluye la inspección y detección temprana de problemáticas en otras plantas localizadas en los puntos más alejados del cultivo.

Entonces, toma gran relevancia que en los últimos años se han presentado diversas alternativas tecnológicas para reducir la complejidad y tiempo de desarrollo de las tareas de monitoreo y/o supervisión en los cultivos mediante el uso de sistemas que se asisten de instrumentación y sensores para adquirir y analizar variables ambientales como humedad, temperatura, iluminación, entre otros, así como variables del medio de cultivo que tienen que ver con el riego, nutrientes, y/o condiciones del suelo, o bien, características de las plantas como color, tamaño, textura, etcétera (Anaya et al., 2020; Valderrama et al., 2021; Russo et al., 2018).

Por ejemplo, en el trabajo de (Coronado et al., 2014) se presenta una revisión bibliográfica (de al menos 20 alternativas) de sistemas que permiten automatizar invernaderos bajo el seguimiento de la metodología “V” (para mayor detalle de la metodología, consultar (Isermann, 2017)). Donde, de los resultados se logra apreciar beneficios significativos, ya que cada diseño se enfoca en el cuidado del producto a través de la automatización de tareas de riego y/o monitoreo en función del análisis de parámetros y condiciones climáticas propias del ciclo de cultivo. Sin embargo, es evidente que sin importar el grado de automatización con el que se cuente en cada propuesta, las tareas de inspección de las plantas persisten en una modalidad manual y sin ningún procedimiento formal. Así, la detección de problemas en cada planta puede ser tardía, y por consecuencia irreversible.

Por otra parte, trabajos como (Aquino et al., 2020) y (Universidad de Murcia, 2023) presentan y sustentan la necesidad de integrar tecnologías basadas en el uso de visión artificial con el objetivo de reducir los tiempos de desarrollo de las tareas de inspección, y a su vez automatizar los esfuerzos que implican las mismas. En general, estos sistemas operan bajo el desarrollo de algoritmos de clasificación de colores y/o análisis de texturas (relacionadas con la superficie del follaje) con el objetivo de identificar pigmentación irregular (manchas) en las hojas, o bien, irregularidades en el follaje como huecos o zonas vacías. Lo anterior, debido a que en términos generales se puede establecer que una planta está sana al mantener un follaje abundante con un color uniforme (para una tonalidad de verde), así como contar con la presencia de flores y/o frutos en el caso correspondiente sin irregularidades (Nabors, 2006). De esta manera, al identificar irregularidades se tiene una posible correlación con la presencia de alguna deficiencia de crecimiento o como signo de enfermedad.

En el trabajo de (Castro et al., 2018), se presenta una propuesta que permite detectar manchas y/o huecos en las hojas de las plantas de Lulo (*Solanum quitoense*) bajo el funcionamiento de un clasificador por visión artificial asistido

de redes neuronales. El sistema opera de forma adecuada y de acuerdo con sus resultados se pueden establecer de forma directa conclusiones sobre las posibles causas que provocan los problemas como, por ejemplo, si la planta cuenta con la presencia de fitopatógenos. Esto, debido a que su caso de aplicación es muy particular y la red neuronal se entrenó con una base de datos amplia que se compone de imágenes de casos confirmados. Sin embargo, es importante mencionar que el análisis se desempeña hoja por hoja en cada planta, y esto puede comprometer los tiempos de inspección. Además, el sistema está limitado para su uso y/o desempeño en el entorno de programación en el que se desarrolló. Entonces, el personal que debe operarlo también debe contar con conocimientos especializados, lo cual no necesariamente se cumple en todos los casos.

De manera similar al caso anterior, en el trabajo de (Rastogi et al., 2015) se reportó el funcionamiento de un algoritmo clasificador de colores asistido por lógica difusa. En este caso, la implementación se da de forma general para cualquier tipo de planta en la que, en sus hojas, sin importar la forma, predomina el color verde. Así, en caso de detectar pigmentación distinta durante el procesamiento de la imagen puede asociarse a irregularidades. En los resultados obtenidos, se valida de forma numérica el correcto funcionamiento. Sin embargo, sus alcances y operación se limitan a un entorno controlado (laboratorio) y el estudio se realiza hoja por hoja. Es decir, no se llevó a la realidad su implementación. Además, la programación se da bajo el entorno de programación de Matlab-Simulink® con la asistencia del software Neural Network y Fuzzy Logic (ambos Tool box reservados por el fabricante) que pueden implicar costos adicionales que comprometan la rentabilidad de la aplicación.

Luego, en el trabajo de (Lugo et al., 2020) y (León et al., 2021) se presentan propuestas para la detección de irregularidades en las hojas de plantas mediante algoritmos basados en esquemas clasificadores por colores, los cuales operan en un ambiente de iluminación dinámica. Es decir, se adaptan a las condiciones de la intemperie donde se localiza el cultivo. Además, en ambos casos para facilitar y reducir los tiempos de inspección se utilizan vehículos aéreos tipo Drone. De cada propuesta, los resultados reportados pueden catalogarse como eficientes, lo que muestra que se resuelve la problemática principal. No obstante, emplear este tipo de esquemas implica un nuevo reto, ya que las condiciones de desplazamiento del Drone deben ser adecuadas (sin obstáculos aéreos en el espacio de trabajo). Además, su manejo puede implicar la necesidad de personal especializado, o bien, contar con un dispositivo que desempeñe tareas de vuelo autónomas. Siendo esto último un requerimiento que puede aumentar el costo económico de forma significativa, y por consecuencia, comprometer la rentabilidad.

Es importante mencionar, que en todas las propuestas no se considera como algo relevante un procedimiento formal para interpretación de la información obtenida ante la detección de una irregularidad. Es decir, se asume que quien opera el sistema cuenta con el conocimiento para determinar un protocolo de actuación. Lo cual no se ajusta con la realidad, y en la mayoría de los casos puede implicar en redundar la necesidad de la inspección en campo. Otra forma de ver lo anterior, es través de los resultados del trabajo de (Wu et al., 2021), donde se presenta una revisión de al menos 50 alternativas que operan bajo el principio de detección de

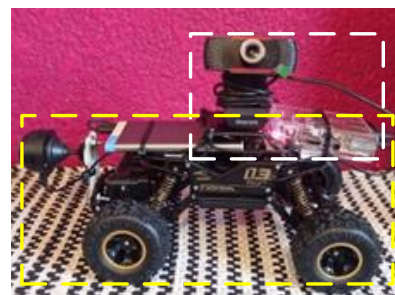
irregularidades en el follaje de plantas y/o el crecimiento de maleza mediante clasificadores de color que toman como referencia el color verde. Donde, dentro de sus conclusiones, si bien se establece que las bases de este tipo de procedimientos garantizan una alta precisión (95-98%) en la detección de irregularidades, también es claro que en ningún caso existe un seguimiento o protocolo de actuación que inicie un tratamiento, o bien, brinde una guía al agricultor para dar seguimiento a cada hallazgo.

Es por ello, que en este trabajo y como principales contribuciones se pretende desarrollar un sistema capaz de detectar irregularidades en el follaje de plantas mediante el funcionamiento de un clasificador de colores asistido de un algoritmo de que opera bajo un esquema de lógica difusa. El cual, integra un procedimiento que permite facilitar el acceso (al acuicultor, floricultor y/o especialista) a la información obtenida durante el proceso de inspección para agilizar el procedimiento de atención bajo las necesidades de cada hallazgo. El resto del trabajo se presenta de la siguiente manera: La Sección II proporciona una breve descripción del Sistema y sus componentes. La sección III muestra el diseño y desarrollo del algoritmo de clasificación y detección de irregularidades. En la Sección IV se presenta la descripción del protocolo de actuación en función del análisis de los resultados. Por otra parte, en la sección V se presenta el desarrollo de una metodología experimental que permite probar y validar el funcionamiento del sistema. Finalmente, se presenta un análisis de los resultados obtenidos y se brindan conclusiones, así como la propuesta del trabajo a futuro.

## 1. Preliminares

En la Figura 1, se muestran los dispositivos que permiten adquirir y procesar las imágenes del follaje (sistema clasificador) de las plantas. Es decir, una cámara Web modelo Geartek CAM01GR® y una tarjeta de procesamiento modelo AML-S9005X-CC®. En específico ambos elementos se localizan en la Figura 1 en (a) dentro del recuadro punteado de color blanco. Adicionalmente, en la Figura 1 en (a) en un recuadro punteado en color amarillo, también se aprecia un vehículo (sobre el que se instala la cámara y la tarjeta de procesamiento) para brindar desplazamiento, y por consecuencia un cierto grado de automatización a las tareas de inspección. Es importante mencionar que el vehículo es operado de forma manual y se instrumentó con una cámara genérica modelo CM-A9® con conexión Wi-F para proveer en tiempo real al operador (por medio de la transición de video) las condiciones del recorrido. Además, en el vehículo se dispone de una batería recargable para la alimentación de ambas cámaras y la tarjeta de procesamiento. La batería es independiente a la batería que alimenta los motores del vehículo, así como su propia tarjeta de procesamiento para el control de movimiento. Cabe mencionar, que el vehículo es un juguete, y se adquirió de forma comercial bajo el cumplimiento de criterios básicos como capacidad de carga (aproximadamente 300 gramos, que es el peso de la cámara, la tarjeta y la batería que los alimenta), tiempo de funcionamiento, distancia de comunicación (aproximadamente 30 metros, desde el punto de comunicación y la localización de los arbustos), entre otras cosas. Así, se

establece que el uso del vehículo solo se limita a brindar la capacidad de desplazamiento del sistema clasificador.



(a)



(b)

Figura 1: Instrumentación de sistema clasificador y vehículo de desplazamiento. En la Figura, (a) es una vista lateral, y (b) una vista frontal.

Por otra parte, debe considerarse que, para garantizar el correcto funcionamiento del sistema, es necesario contar una red local (no necesariamente con acceso a internet), ya que la detección de irregularidades en el follaje debe conservarse en una base de datos, y para no saturar la memoria de la tarjeta de procesamiento se puede utilizar (opcionalmente) la memoria de una computadora, la cual a su vez puede permitir visualizar la información y dar seguimiento al protocolo de actuación. Además, el video que emite la segunda cámara debe estar disponible en todo momento y por ello se considera un monitor (ya sea el de la misma computadora en, o bien uno externo) para visualizar el recorrido. Así, dentro de la instrumentación general se considera la adición de un Router y una computadora. En la Figura 2 se muestra un esquema general del sistema clasificador y su interacción con los elementos de monitoreo y comunicación.

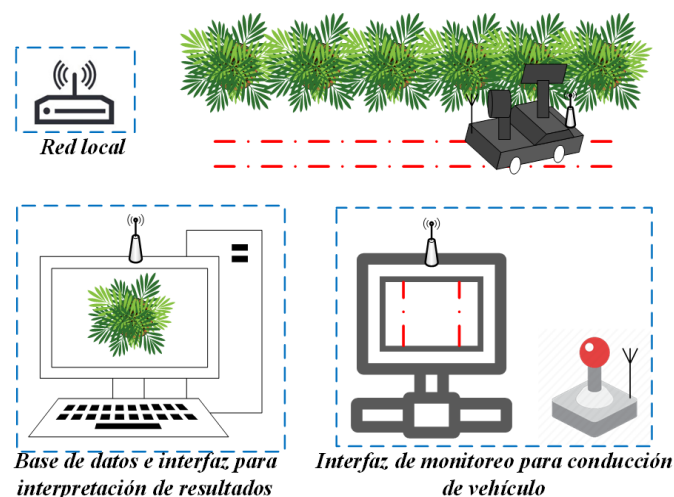


Figura 2: Esquema general del sistema clasificador y elementos de monitoreo y comunicaciones.

Por otra parte, en la Figura 3 como un elemento grafico que complementa el contenido de la Figura 2 se presenta un esquema general de conexiones e interacción entre los componentes del sistema propuesto.

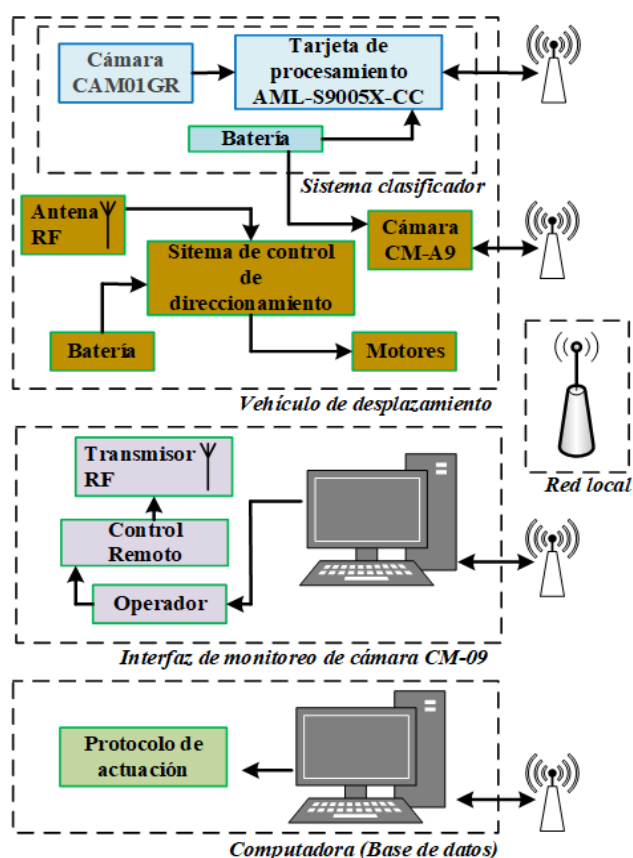


Figura 3: Esquema general de conexiones del sistema clasificador.

## 2. Algoritmo para detección de irregularidades

Para llevar a cabo la adquisición y procesamiento digital de las imágenes, así como la construcción de la base de datos, desde la tarjeta de procesamiento que cuenta con el sistema operativo Rapsberry Pi®, se ejecuta un programa realizado en lenguaje Python® que se compone de tres etapas principales: 1) Algoritmo difuso clasificador de colores, 2) Detección de irregularidades y 3) Construcción de base de datos. Donde, cada etapa se describe en las siguientes subsecciones, y en la Figura 4 se muestra un diagrama a bloques del funcionamiento general del programa.

### Algoritmo difuso clasificador de colores

En esta etapa el programa ejecuta un proceso de segmentación mediante la instrucción `cv2.inRange` sobre las imágenes que adquiere en tiempo real la cámara Web. Es importante aclarar que la instrucción pertenece al software OpenCv® que, al igual que el entorno en que se ejecuta (Linux) figura como una distribución de acceso gratuito, y en el sitio (OpenCv, 2023) se pueden localizar repositorios abiertos, que contienen programas base con la configuración inicial que cada instrucción puede tomar. Por otra parte, para inicializar el proceso de segmentación es necesario definir el valor inferior y superior del umbral, o bien, el valor inferior y superior de referencia del rasgo de interés que, para el caso de

estudio es el color verde, ya que es algo que predomina en el follaje de las plantas.

En este caso, el valor inferior y superior del umbral vienen de dos tonos de la paleta monocromática del color verde respecto al código de colores RGB (Rojo, Verde y Azul, o bien, del inglés Red, Green and Blue). Y, dado que existe un constante cambio de iluminación en el ambiente donde opera el sistema, entonces, los valores del umbral cuentan con un comportamiento dinámico. Así, su selección se realiza de forma automática mediante la asistencia de un segundo clasificador basado en un esquema de lógica difusa que opera bajo el desarrollo de los siguientes pasos: 1) Captura del área de inspección, 2) Análisis de la información del valor RGB de cada pixel de la imagen capturada y 3) Clasificación de cada pixel mediante un esquema difuso. El resultado del clasificador difuso permite determinar el valor RGB mayor repetición, y de una base de datos selecciona los valores que lo acoten. Para mayor detalle sobre el algoritmo difuso consultar el Apéndice B, donde se muestra el pseudocódigo de su programación.

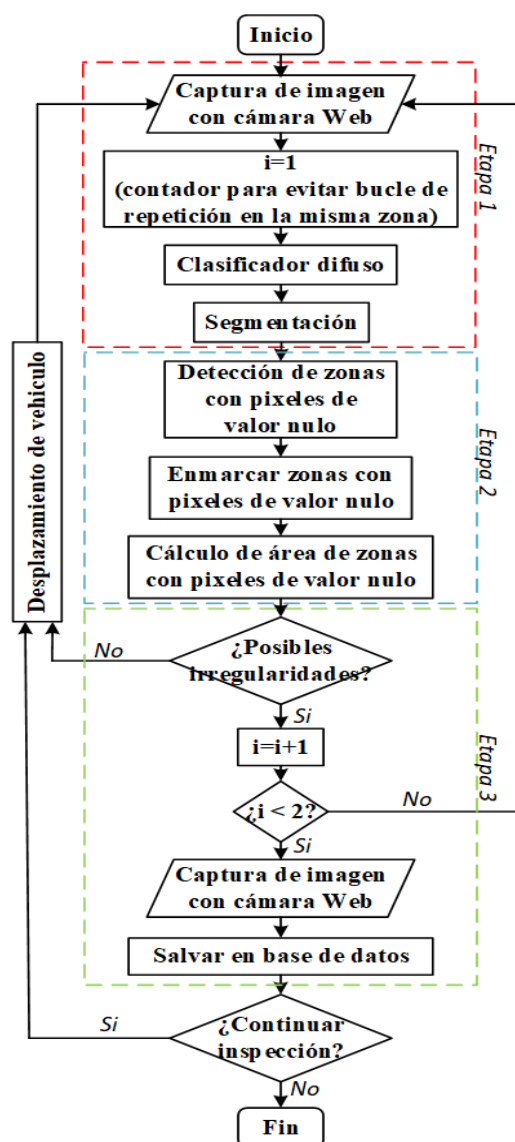


Figura 4: Diagrama a bloques de programa para detección de irregularidades.

En general, clasificador difuso se asiste de los elementos que componen el Fuzzy logic Toolbox® (también conocido como skfuzzy) de Python®. Donde, para cada componente (del



código RGB) de cada pixel que figura como una entrada se estableció el siguiente conjunto de rangos valores permisibles:  $50 < R < 150$ ,  $50 < G < 200$  y  $0 < B < 50$ . Lo anterior, a pesar de que cada componente puede tomar valores entre 0 a 255. Esto, para evitar otros colores, zonas de la paleta monocromática del color verde con tonos pastel, tonos vivos o fosforescentes (que no son perceptibles en la naturaleza), tonos con tendencia a otro color (como el turquesa, por mencionar un ejemplo) y/o saturaciones con tendencia a negro o blanco.

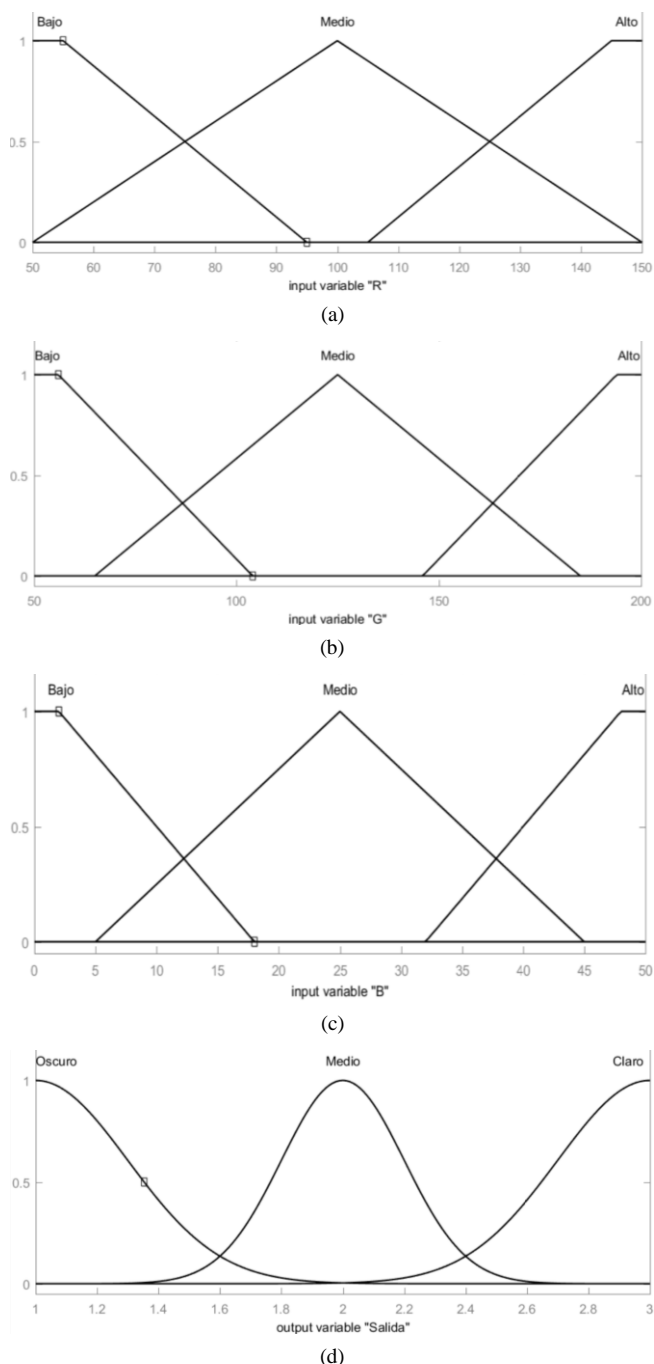


Figura 5: Conjuntos difusos de entradas (a), (b) y (c), y conjunto conclusión de salida (d).

Los rangos propuestos pueden corroborarse bajo la asistencia de la herramienta (Color, 2023). Adicionalmente, cambie mencionar que la configuración empleada para la operación del Toolbox se asocia al funcionamiento de un clasificador de tipo Mandani, en el que la interpretación de las

reglas de inferencia se obtiene mediante el cálculo del centroide (para mayor detalle, (SciKit-Fuzzy, 2023)). En la Figura 5 se muestra la dinámica que gobierna el conjunto de datos de cada entrada y la dinámica del conjunto conclusión.

De la Figura 5, es evidente que para cada conjunto de entrada se utilizan 3 variables lingüísticas, definidas como: Bajo, Medio y Alto, las cuales se asocian a una distribución uniforme respecto al rango (universo de discurso) de cada valor. Y, por otra parte, en el caso del conjunto conclusión, aunque también se tienen tres variables lingüísticas, que son: Oscuro, Medio y Claro, estas se asocian a tres tonos patrón que sirven para clasificación. Los tonos patrón, se eligieron de forma heurística con referencia en la aproximación de tonos vistos en la realidad (ver Figura 6). Adicionalmente, en el conjunto conclusión puede notarse que el universo de discurso toma valores entre 1 y 3. Esto se debe a que se considera que cada valor entero representa cada uno de los tonos patrón.



Figura 6: Tonos patrón (de la paleta monocromática del color verde) para conjunto conclusión. De izquierda a derecha se tiene oscuro, medio y claro.

Adicionalmente, para el funcionamiento del clasificador en la Tabla 1 se muestra la matriz de reglas de inferencia difusa.

Tabla 1: Matriz de reglas de inferencia difusa

R	G	B	Salida
Bajo	Bajo	Bajo	Oscuro
Bajo	Bajo	Medio	Oscuro
Bajo	Bajo	Alto	Oscuro
Bajo	Medio	Bajo	Oscuro
Bajo	Medio	Medio	Oscuro
Bajo	Medio	Alto	Oscuro
Bajo	Alto	Bajo	Oscuro
Bajo	Alto	Medio	Oscuro
Bajo	Alto	Alto	Oscuro
Medio	Bajo	Bajo	Medio
Medio	Bajo	Medio	Medio
Medio	Bajo	Alto	Medio
Medio	Medio	Bajo	Medio
Medio	Medio	Medio	Medio
Medio	Medio	Alto	Medio
Medio	Alto	Bajo	Medio
Medio	Alto	Medio	Medio
Medio	Alto	Alto	Medio
Alto	Bajo	Bajo	Claro
Alto	Bajo	Medio	Claro
Alto	Bajo	Alto	Claro
Alto	Medio	Bajo	Claro
Alto	Medio	Medio	Claro
Alto	Medio	Alto	Claro
Alto	Alto	Bajo	Claro
Alto	Alto	Medio	Claro
Alto	Alto	Alto	Claro

### 2.1. Detección de irregularidades.

Bajo la suposición de que una planta sana (ver Figura 7) cuenta con un follaje abundante en el que predomina el color verde se puede aprovechar el resultado del proceso de segmentación para identificar espacios vacíos (huecos) en el contenido de las imágenes. Esto, debido a que los huecos pueden asociarse a la presencia de otros colores que indiquen zonas enfermas, secas o bien con falta de hojas. Por ello, en esta etapa el programa ejecuta bajo la asistencia de la instrucción **cv2.mathTemplate** un proceso que permite identificar los píxeles con un valor nulo y enmárcalos. Cabe mencionar que la instrucción, discrimina de forma automática zonas pequeñas asociadas a la agrupación de píxeles de valor nulo. Por esta razón, espacios correspondientes a brillos en las hojas y/o la detección del área promedio de flores y/o frutos no se consideran como algo relevante.



Figura 7: Ejemplos de plantas sanas. En (a) se aprecian arbustos, y en (b) plantas en un espacio de cultivo de maíz. En la Figura, las fotografías son tomadas de (Mi jardín, 2021) y (TEAA, 2019), respectivamente.

Para mayor detalle sobre la programación de esta etapa, consultar el Apéndice A.

### 2.2. Construcción de base de datos

En caso de que el resultado de contabilización de zonas enmarcadas sea diferente de cero, el programa repite el procedimiento de la primera y segunda etapa para corroborar que los huecos no son provocados por la presencia de sombras y/o una mala toma de imagen, y si los resultados persisten el programa procede a realizar una nueva captura de la zona de interés y la guarda en la base de datos. Este procedimiento, se da mediante la instrucción **cv2.videoCapture**.

### 3. Análisis de información de base de datos

Una vez finalizada la jornada de inspección y construcción de la base de datos. El agricultor y/o floricultor puede comenzar el proceso de análisis e interpretación de la información a través del siguiente proceso que se asiste de un conjunto de pasos simples empleados en la inspección superficial de cultivos (consultar (NOM-MSV, 2023)) para determinar las acciones y/o planes de remediación de las problemáticas que pueden identificarse. En la Figura 8 se muestra un diagrama de flujo del proceso de análisis de la información.

En la Figura, es fácil notar que existe redundancia en la realización de algunas tareas ya que la presencia de una irregularidad puede ser el resultado de la coexistencia de una o más circunstancias (que pueden comprobar o no la detección de una problemática). Por esta razón, el análisis se propone en función del reconocimiento de la irregularidad, y a su vez la posibilidad verificar las distintas causas que la provocan. En ese sentido, la información que se presenta no omite y/o

generaliza los resultados en una sola posibilidad, y tampoco sugiere un juicio inmediato y subjetivo (que no sea comprobable bajo la interpretación de un experto). Por esa razón, el proceso implica una inspección adicional en campo para corroborar las condiciones generales del área donde se detecta la irregularidad, así como comprobar las propias condiciones con las que cuenta cada irregularidad (por ejemplo, en el caso de presencia de plagas identificar su tipo y condición actual de propagación). Esto, permite descartar alguna problemática y/o ampliar la información que no llega a percibirse en la imagen capturada. Finalmente, el resultado total del análisis brinda a un experto bases sólidas para determinar el tratamiento y/o procedimiento a seguir.

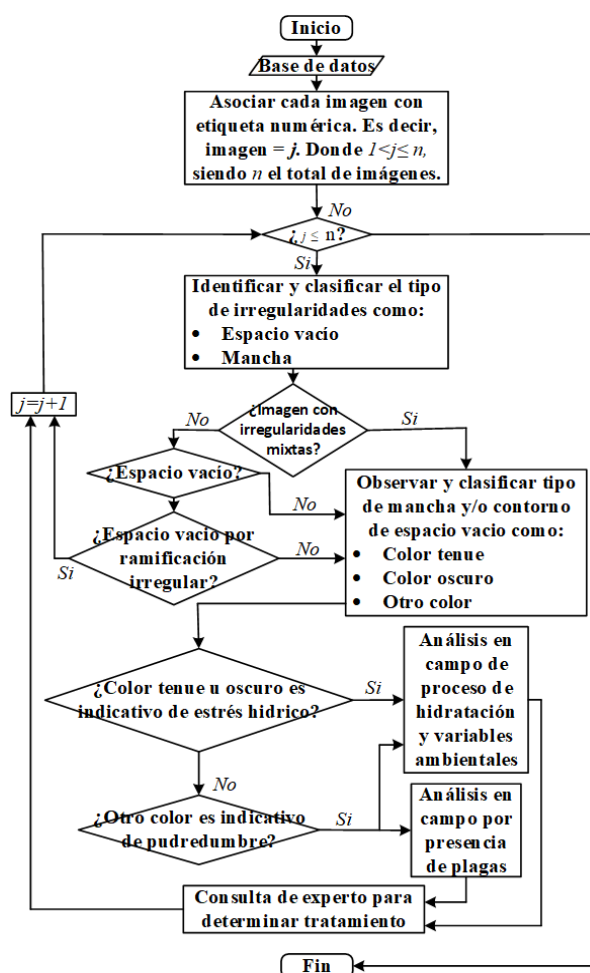


Figura 8: Diagrama a bloques para proceso de análisis e implementación de información contenida en base de datos.

## 4. Experimentación

### 4.1. Configuración experimental

Para realizar el proceso de prueba y validación del sistema se empleó una metodología experimental que consta de realizar una prueba de funcionamiento mediante la inspección del follaje de un conjunto de plantas con una disposición equivalente a la que se tendría en un espacio de cultivo, o bien, en una configuración perimetral como ocurre en espacios recreativos de tipo jardín. Para el caso de estudio la prueba se realizó en un espacio perimetral de aproximadamente 30 metros para arbustos de un jardín contiguo al Laboratorio de



Sistemas Dinámicos ubicado en el Edificio 3 de la ESIME-ZAC del IPN (ver (b) de Figura 9). En específico, el espacio fue elegido debido a que cuenta con arbustos sin tantos problemas de crecimiento o poda excesiva (como puede notarse en (a) de la Figura 9). Adicionalmente, cabe mencionar que el desarrollo de la prueba se llevó a cabo durante el día (aproximadamente a las 15:00 hrs). Esto, para contar con una iluminación dinámica que no se ve afectada por las luminarias.



(a)



(b)

Figura 9: Áreas verdes de ESIME- Zac del IPN.

Adicionalmente, para el desarrollo y funcionamiento de la red local se utilizó un Router modelo D-Link DIR-860L AC1200® y para el sistema de monitoreo se empleó un equipo de cómputo DELL-E6420®

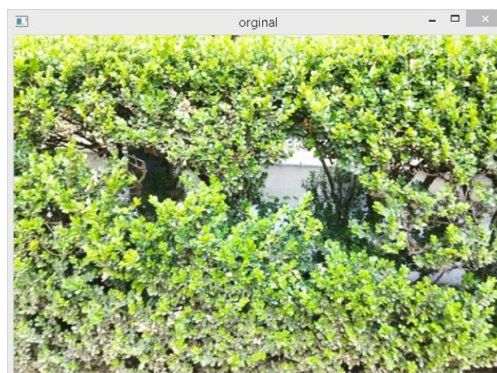
#### 4.2. Resultados

De proceso de inspección en la base de datos se almacenaron diversas zonas con irregularidades. Sin embargo, para analizar el desempeño solo presentan dos zonas de intereses que se muestran en la Figura 10 y 11, respectivamente. Esto se debe, a que en otras zonas en ambas zonas se aprecian la detección de irregularidades mixtas.

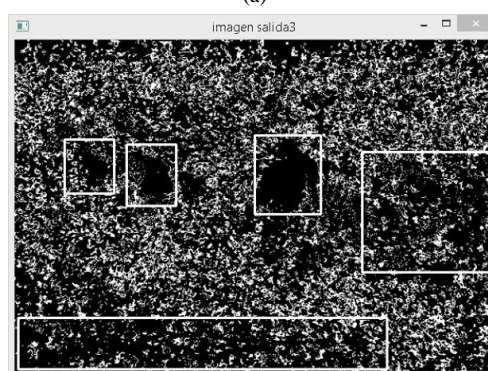
#### 4.3. Análisis de resultados

En la Figura 10, en (a) es fácil notar que el color que predomina en el follaje corresponde a un tono de verde claro, y por ello, en el proceso de segmentación la selección del valor de los límites del umbral se dio entre el tono de verde medio y claro. Así, en (b) se muestra en blanco y negro el correspondiente del follaje, y a su vez un total de cinco huecos enmarcados que, en (c) corresponden con zonas donde existen

irregularidades. Por otra parte, de la Figura 11, en (a) es fácil notar que el tono que predomina es verde oscuro. Y, la asignación del umbral se realizó con los valores de RGB del tono oscuro y medio. Así, en (b) la segmentación muestra en blanco y negro la equivalencia del follaje con cinco zonas enmarcadas que, en (c) corresponden con zonas donde existen irregularidades. Es decir, en ambos casos la detección de irregularidades se dio de forma adecuada. Esto, a pesar del cambio de la iluminación.



(a)



(b)



(c)

Figura 10: Zona1 de interés obtenida en el proceso de inspección. En la Figura, (a) representa la imagen original, (b) es la visualización del resultado de segmentación y el enmarcado de las irregularidades, y (c) una mezcla de la imagen original con la superposición de los marcos.

Por otra parte, debe entenderse que hasta punto el operador no cuenta con la capacidad para emitir algún argumento sobre la condición de cada irregularidad detectada y/o por consiguiente emitir un juicio o tratamiento. Lo anterior, es exclusivo del desarrollo del proceso de análisis e interpretación de la información para cada imagen. Ya que, por ejemplo, para la información que se presenta en (c) de la Figura 10, a simple vista los espacios vacíos (marcos localizados en el lado derecho) son provocados por una ramificación irregular,



misma que no necesariamente es el resultado de un problema asociado a enfermedad y/o presencia de plagas. Por lo que, de acuerdo con el procedimiento pueden descartarse. Entonces, el análisis se dirige a los espacios enmarcados restantes que corresponden con la identificación de una mancha tenue, una mancha oscura (ambos, marcos del lado izquierdo) y una mancha prominente con colotes tenues en la parte inferior. Donde, si bien es fácil notar que se tratan de hojas secas, es necesario revisar en campo sus características reales. Por ello, en la Figura 12 se presenta una nueva captura del lugar, la cual fue tomada con una cámara externa al sistema y su objetivo es presentar lo que el experto podría visualizar en el espacio de interés, en este caso, las manchas tenue y oscura.

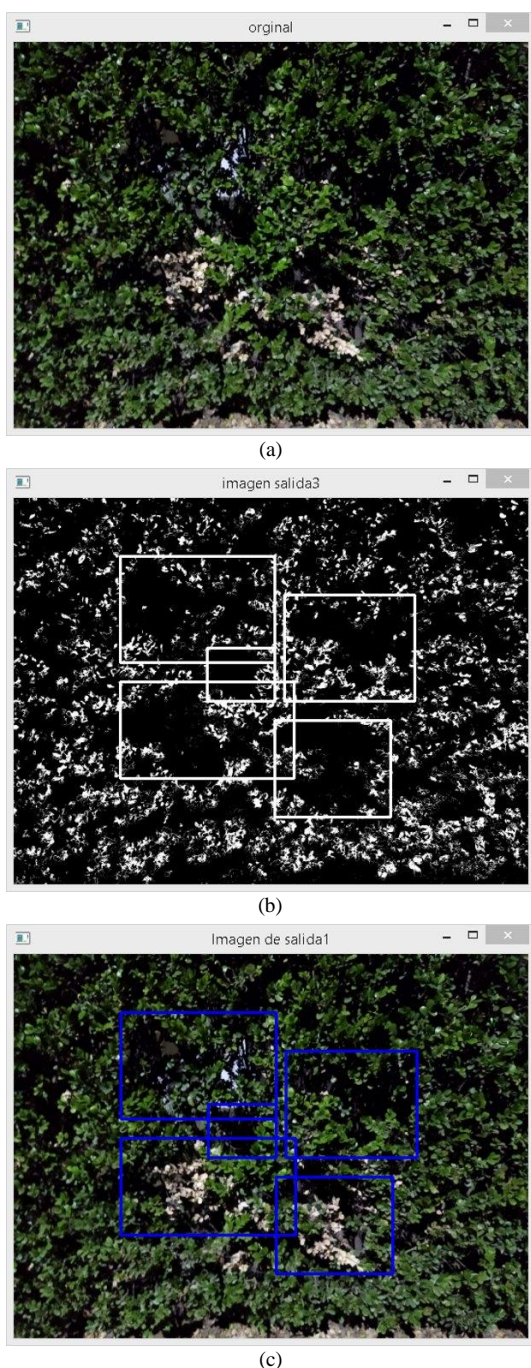


Figura 11: Zona 2 de interés obtenida en el proceso de inspección. En la Figura, (a) representa la imagen original, (b) es la visualización del resultado de segmentación y el enmarcado de las irregularidades, y (c) una mezcla de la imagen original con la sobreposición de los marcos.

En el primer caso, el tono tenue comprueba la presencia de hojas secas, mientras que en el segundo caso el tono oscuro es el resultado de una sombra, por ello este elemento se descarta. Sin embargo, es importante mencionar que durante el proceso de inspección en campo la información de los espacios vacíos que inicialmente se descartaron fueron modificados ya que en el interior de cada uno se tienen hojas secas, las cuales no se alcanzan a percibir en la imagen que se dispone en la base de datos. Adicionalmente, de la inspección en campo se corrobora estrés hídrico en el tallo de los arbustos (como se aprecia en (b) de la Figura 9), siendo esto último la razón de la mancha prominente en la parte baja de la Zona 1.



Figura 12: Captura con cámara externa de espacio identificado con irregularidades en la Zona 1 de interés en los arbustos.

Por otro lado, de la información de (c) de la Figura 11 puede establecerse que se tienen tres manchas de color oscuro y dos de color tenue. Donde, de la inspección en campo se corrobora que las manchas tenues pertenecen a hojas secas, y en el caso de las manchas oscuras son sombras que pueden descartarse.

Además, al igual que los arbustos de la Figura 10 (siendo que pertenecen al mismo lugar) se cuenta con estrés hídrico. Finalmente, con la información obtenida el siguiente paso corresponde en dar seguimiento a los hallazgos para definir un tratamiento bajo los procedimientos pertinentes que un experto puede determinar.

Por ejemplo, en el caso, de estudio no se tiene indicio de presencia de paracitos u hongos. Los problemas, pueden asociarse principalmente a estrés hídrico, así como a las condiciones ambientales propias de la CDMX, la calidad del agua, poda irregular y/o excesiva, suministro irregular o nulo de nutrientes por medio de fertilizantes o abono, edad promedio de la planta, entre otras cosas. Por ello, el inicio de cualquier tratamiento podría asociarse a mejorar las condiciones antes mencionadas que afectan el crecimiento y evaluar en un periodo considerable los efectos sobre la planta.

## 5. Conclusiones y trabajo a futuro

Se logró el desarrollo de un sistema que es capaz de identificar irregularidades en el follaje de plantas. Esto mediante el funcionamiento de un programa que ejecuta un algoritmo clasificador de colores para segmentar el color verde que predomina en el follaje.

La propuesta de selección automática de los umbrales para el proceso de segmentación basada en un esquema de lógica difusa y permite que el sistema sea capaz de adaptarse a los cambios de color por iluminación y/o propiamente por el tono que cada arbusto. Así, puede establecerse que el sistema cuenta con cierta robustez y es capaz de sortear ese tipo de



circunstancias sin necesidad de involucrar otros procesos de calibración.

El procedimiento de análisis de información permite enfocar la atención del proceso de inspección en las irregularidades más relevantes, aunque debido a que se mantiene abierto a cambios durante la inspección en campo pueden comprobarse o descartarse problemas.

Si bien el sistema, actualmente depende de un vehículo de desplazamiento que puede ser remplazado por una alternativa más eficiente que sea diseñado de forma especializada de acuerdo a las necesidades, es fácil notar que las tareas de inspección se realizaron de forma adecuada y los resultados permiten enfocar la atención en las zonas donde se detectan irregularidades significativas. Esto reduce significativamente los esfuerzos al evitar la realización de esta tarea de forma manual planta por planta.

Además, dado que los resultados indican al experto una noción de donde existe una problemática, así como el posible tipo de irregularidad, también se reduce la pérdida de tiempo en la inspección y se agiliza el proceso de atención y la posible remediación de los problemas identificados.

Por otra parte, es importante mencionar que, aunque el sistema opero de forma adecuada es perceptible que el color oscuro de los tonos patrón en algunos casos se vio superado. Esto, específicamente en la Zona 2, y por ello en el resultado del proceso de segmentación se tienen pérdidas de información en el follaje.

Por esta razón, se propone el mejoramiento del funcionamiento del clasificador mediante la asignación de nuevos y más tonos para los elementos patrón. Además, es necesario que el sistema sea puesto a prueba en más entornos y ante una variedad mayor de plantas. Esto con el objetivo de cuantificar la robustez del sistema, así como el tipo de plantas y/o la forma del follaje con el que es mayor mente compatible.

Adicionalmente, también es necesario enlazar al sistema instrumentación que permita medir otras variables involucradas en el desarrollo del ciclo de cultivo y/o crecimiento, ya que como se vio durante el funcionamiento una vez detectadas las irregularidades muchas normalmente son provocadas por estrés hídrico.

Finalmente, ante el funcionamiento continuo del proceso el sistema se puede construir otra base de datos que este enfocada en documentar zonas específicas de cada espacio de estudio para agilizar la clasificación, ya que en algunos casos la inspección puede ser redundante. Principalmente, sobre espacios en los que se han detectado problemas y que cursan tratamientos, o bien, que previamente fueron descartadas por la inspección en campo.

## Agradecimientos

Los autores agradecen al Ing. Elías Gonzales Alvarado por su valioso apoyo y asesoramiento durante el desarrollo de esta investigación. Este artículo cuenta con un financiamiento parcial por el CONAHCYT (proyecto CF-2023-I-1635) y la SIP-IPN (proyectos 20232727 y 20230325).

## Referencias

- Anaya Solano, D. A., & Ojeda Field, L. F. (2020). Elaboración del prototipo de un sistema de control de variables atmosféricas automatizado para el cultivo de plantas bajo invernadero en ambiente indoor en la Región Caribe.
- Aquino, H. L., Concepcion, R. S., Dadios, E. P., Sybingco, E., & Bandala, A. A. (2020, December). Trend forecasting of computer vision application in aquaponic cropping systems industry. In 2020 IEEE 12th International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment, and Management (HNICEM) (pp. 1-6). IEEE.
- Castro Maldonado, J. J. (2019). Diseño de un sistema de visión artificial de bajo coste para el control fitosanitario de cultivos de Lulo.
- Color Spire (última consulta Agosto 2023) <https://www.colorsfire.com/rgb-color-wheel/>
- Coronado, H., Peña, J. P., Muñoz, R. E., Ortega, E., & Flórez, J. (2014). Revisión bibliográfica sobre desarrollo y validación de un sistema automatizado para invernaderos. *Revista Agropecuaria y Agroindustrial La Angostura*, 1(1), 49-57.
- Espinosa-Espinosa, J. L., Palacios-Vélez, E., Tijerina-Chávez, L., Ortiz-Solorio, C. A., Exebio-García, A., & Landeros-Sánchez, C. (2018). Factores que afectan la producción agrícola bajo riego: cómo medirlos y estudiar su efecto. *Tecnología y ciencias del agua*, 9(2), 175-191.
- Gobierno de México (última consulta, Agosto 2023) <https://www.gob.mx/siap/articulos/el-impacto-de-las-plagas-y-enfermedades-en-el-sector-agricola>
- Isermann, R. (2007). *Mechatronic systems: fundamentals*. Springer Science & Business Media.
- León, R., Díaz, M., & Rodríguez, L. (2020). Gestión de un sistema de visión artificial para la detección de los daños causados por plagas en el cultivo de palto utilizando un dron. *Revista Ciencia y Tecnología*, 16(4), 145-151.
- López, R. E., del Carmen Valle, M., & Solleiro, J. L. (1996). El cambio tecnológico en la agricultura y las agroindustrias en México: propuesta para una nueva dinámica en la actividad productiva. *Siglo XXI*.
- Lugo Noboa, D. J. (2021). Diseño de un sistema de visión artificial mediante una plataforma usando un dron para identificar la plaga lancha (*Phytophthora Infestans*) en campos agrícolas de tomate riñón en romerillo bajo (Bachelor's thesis).
- Mi Jardín (última consulta, Agosto 2023) <https://www.revistami Jardin.es/arbustos-y-setos-sanos-y-perfectos/>
- Monsalve Solis, S. (2021). Agricultura de precisión en la predicción de la merma de defectos en cultivos de banano.
- Nabors, M. W. (2006). *Introducción a la Botánica*. Madrid, España, 267-278.
- Normas oficiales mexicanas en material de sanidad vegetal (NOM-MSV), gobierno de México (última consulta, Agosto 2023) <https://www.gob.mx/senasica/documentos/normas-oficiales-mexicanas-en-materia-de-sanidad-vegetal#:~:text=Normas%20Oficiales%20Mexicanas%20en%20Materia%20de%20Sanidad%20Vegetal,Calidad%20Agroalimentaria%20%7C%2012%20de%20mayo%20de%202023>
- Secretaría de Agricultura y desarrollo rural (última consulta, Agosto 2023) <https://www.gob.mx/agricultura>
- Open Source Computer Vision (OpenCV) (última consulta, Agosto 2023) <https://docs.opencv.org/3.4/index.html>
- Rastogi, A., Arora, R., & Sharma, S. (2015, February). Leaf disease detection and grading using computer vision technology & fuzzy logic. In 2015 2nd international conference on signal processing and integrated networks (SPIN) (pp. 500-505). IEEE.
- Russo, C. C., Ramón, H. D., Serafino, S., Cicerchia, B., Sarobe, M., Balmer, A., ... & Faroppa, M. (2018). Visión artificial aplicada en agricultura de precisión. In XX Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación (WICC 2018, Universidad Nacional del Nordeste).
- SciKit-Fuzzy (última consulta, Agosto 2023) <https://pythonhosted.org/scikit-fuzzy/api/skfuzzy.html#skfuzzy.centroid>
- Tecnología Agrícola Avanzada (TEAA) (última consulta, Agosto 2023) <https://www.grupoteaa.com/programa-de-fertilizacion-en-maiz/>
- Universidad de Murcia., (2023). Aplicación de visión artificial para el desarrollo de una agricultura inteligente y de precisión (última consulta, Agosto 2023). [https://www.um.es/web/otri/empresas/casos-de-exito/-/asset\\_publisher/mNCSCrwa7qX4/content/aplicacion-de-vision-artificial-para-el-desarrollo-de-una-agricultura-inteligente-y-de-precision](https://www.um.es/web/otri/empresas/casos-de-exito/-/asset_publisher/mNCSCrwa7qX4/content/aplicacion-de-vision-artificial-para-el-desarrollo-de-una-agricultura-inteligente-y-de-precision)
- Valderrama Artunduaga, J. D. (2021). Thingspeak para el monitoreo y control remoto de un micro invernadero automatizado.
- Wu, Z., Chen, Y., Zhao, B., Kang, X., & Ding, Y. (2021). Review of weed detection methods based on computer vision. *Sensors*, 21(11), 3647.

**Apéndice A.****Algoritmo 1: Clasificador de irregularidades**


---

```

#Contadores
Claro=0;Medio=0;Oscuro=0;
#Captura de imagen y lectura de imagen
Cap = cv2.VideoCapture(0)
image = cv2.("Cap.jpg")
#Características de imagen
dimensiones = image.shape
M = image.shape[0]; N = image.shape[1]
#Clasificador de pixeles
for 1:1:M && 1:1:N
r,g,b=image[m,n]
VS=clasificadordifuso(r,g,b)
if VS=1
Claro=Claro+1;
else if VS=2
Medio= Medio+1;
else if VS=3
Oscuro=Oscuro+1;
else
break;

```

---

**Apéndice B.****Algoritmo 2: Clasificador difuso**


---

```

import numpy as np
import skfuzzy as fuzz
from skfuzzy import control as ctrl
#Definición de variables
R = ctrl.Antecedent(np.arange(50, 150, 1),R)
G = ctrl.Antecedent(np.arange(50, 200, 1),G)
B = ctrl.Antecedent(np.arange(0, 50, 1),B)
S = ctrl.Consequent(np.arange(1, 3, 1),S)

```

---



---

```

#Definición de funciones de membresía
(configuración básica)
R.automf(3);G.automf(3);B.automf(3);S.automf(3)
#Definición de reglas de inferencia; Donde:
B=Bajo, M=Medio, A=Alto, O=Oscuro y C=Claro
rule1 = ctrl.Rule(R['B']|G['B']|B['A'],S['O'])
rule2 = ctrl.Rule(R['B']|G['B']|B['A'],S['O'])
rule3 = ctrl.Rule(R['B']|G['B']|B['A'],S['O'])
rule4 = ctrl.Rule(R['B']|G['M']|B['B'],S['O'])
rule5 = ctrl.Rule(R['B']|G['M']|B['M'],S['O'])
rule6 = ctrl.Rule(R['B']|G['M']|B['A'],S['O'])
rule7 = ctrl.Rule(R['B']|G['A']|B['B'],S['O'])
rule8 = ctrl.Rule(R['B']|G['A']|B['M'],S['O'])
rule9 = ctrl.Rule(R['B']|G['A']|B['A'],S['O'])
rule10 = ctrl.Rule(R['M']|G['B']|B['B'],S['M'])
rule11 = ctrl.Rule(R['M']|G['B']|B['M'],S['M'])
rule12 = ctrl.Rule(R['M']|G['B']|B['A'],S['M'])
rule13 = ctrl.Rule(R['M']|G['M']|B['B'],S['M'])
rule14 = ctrl.Rule(R['M']|G['M']|B['M'],S['M'])
rule15 = ctrl.Rule(R['M']|G['M']|B['A'],S['M'])
rule16 = ctrl.Rule(R['M']|G['A']|B['B'],S['M'])
rule17 = ctrl.Rule(R['M']|G['A']|B['M'],S['M'])
rule18 = ctrl.Rule(R['M']|G['A']|B['A'],S['M'])
rule19 = ctrl.Rule(R['A']|G['B']|B['B'],S['C'])
rule20 = ctrl.Rule(R['A']|G['B']|B['M'],S['C'])
rule21 = ctrl.Rule(R['A']|G['B']|B['A'],S['C'])
rule22 = ctrl.Rule(R['A']|G['M']|B['B'],S['C'])
rule23 = ctrl.Rule(R['A']|G['M']|B['M'],S['C'])
rule24 = ctrl.Rule(R['A']|G['M']|B['A'],S['C'])
rule25 = ctrl.Rule(R['A']|G['A']|B['B'],S['C'])
rule26 = ctrl.Rule(R['A']|G['A']|B['M'],S['C'])
rule27 = ctrl.Rule(R['A']|G['A']|B['A'],S['C'])
#Asignación de valor de entradas
S.input['R']=r; S.input['G']=g; S.input['B']=b;
VS=S.compute()

```

---