

**DESARROLLO DE PROYECTOS EN MONITOREO DE CULTIVOS
AGRÍCOLAS A TRAVÉS DE LA VISIÓN DE MÁQUINA**

JUAN DAVID SANDINO MORA

**UNIVERSIDAD MILITAR NUEVA GRANADA
FACULTAD DE INGENIERÍA
PROGRAMA DE INGENIERÍA MECATRÓNICA
BOGOTÁ D.C.**

2014

**DESARROLLO DE PROYECTOS EN MONITOREO DE CULTIVOS AGRÍCOLAS
A TRAVÉS DE LA VISIÓN DE MÁQUINA**

JUAN DAVID SANDINO MORA

Director

I.E. Darío Amaya Hurtado Ph.D

Informe de Opción de Grado Modalidad: *Semillero de Investigación*

Para optar por el título de *Ingeniero en Mecatrónica*

UNIVERSIDAD MILITAR NUEVA GRANADA

FACULTAD DE INGENIERÍA

PROGRAMA DE INGENIERÍA MECATRÓNICA

BOGOTÁ D.C.

2014

Nota de Aceptación

Dedicatoria

Este trabajo se lo dedico a mis padres, por su permanente colaboración, disposición y respaldo durante todo este proceso de formación como profesional, junto con todos aquellos que puedan beneficiarse del aporte académico e investigativo con este proyecto.

Agradecimientos

Agradezco a la Universidad Militar nueva Granada por la financiación de los Proyectos de Iniciación Científica (PIC) que tuve a mi cargo (ING-1394, 1584, 1705), al I.E Darío Amaya Hurtado Ph.D. por su asesoría, permanente disposición frente a consultas, revisiones y consejos durante mi participación en el semillero de investigación del grupo GAV y participar activamente en tres PICs, a M.Sc Carlos Mario Grijalba Rátiva por sus conocimientos y experiencia proporcionados en Horticultura, los cuales facilitaron el desarrollo de este proyecto y por los permisos concedidos para intervenir directamente en el cultivo de fresa del Campus Nueva Granada, y a todos aquellos que colaboraron en la realización de este proyecto.

“No creo que haya alguna emoción más intensa para un inventor que ver alguna de sus creaciones funcionando. Esa emoción hace que uno se olvide de comer, de dormir, de todo.”

Nikola Tesla

Resumen

En la actualidad, muchas investigaciones enfocadas en el reconocimiento de diferentes especies vegetales usando sus folíolos son efectivas, sin embargo la adquisición de la imagen se realiza mediante métodos destructivos debido a que estos implican arrancar dichos folíolos desde la planta y por lo tanto no son convenientes a la hora de conservar el cultivo durante su ciclo útil. Por esta razón el trabajo realizado en el grupo de investigación GAV, por la modalidad de Semillero de Investigación, consistió en el desarrollo de nuevos algoritmos que permita analizar los folíolos y los frutos de plantas de fresa cultivar Albion, usando un método no destructivo. Los algoritmos propuestos están clasificados de la siguiente manera:

- Análisis de Crecimiento.
- Detección de Plagas, Enfermedades y Fisiopatologías.
- Detección de Deficiencia de Nutrientes.

El análisis de crecimiento se realizó mediante la medición de cobertura foliar en cada una de las plantas en estudio, usando bases de datos para estimar la edad de la misma. Para la detección de plagas, enfermedades y fisiopatologías, se realizaron investigaciones que permitieran distinguir diagnósticos como *Presencia de Lepidópteros, Daños Mecánicos en la hoja, Senescencia, Botrytis Cinerea, Polvillo Blanco y Deformaciones en el Fruto*. En la detección de nutrientes, hubo énfasis en analizar deficiencias de *Nitrógeno y Magnesio*, asimilando niveles de baja, media y alta deficiencia de acuerdo con los síntomas presentados en los folíolos de las plantas.

Tabla de contenido

Nota de Aceptación.....	3
Dedicatoria.....	4
Agradecimientos	5
Resumen	7
1. Introducción	10
1.1. Planteamiento del Problema.....	12
1.2. Objetivos.....	12
1.1.1. Objetivo General	12
1.1.2. Objetivos Específicos	13
2. Trabajos Realizados	14
2.1. PIC 1394: Análisis de Crecimiento	15
2.2. PIC 1584: Detección de Plagas, Enfermedades y Fisiopatologías	15
2.3. PIC 1705: Detección de Nutrientes.....	16
2.4. Adquisición del drone <i>DJI Phantom FC40</i>	16
3. Conclusiones	18
Anexos.....	20
1. Informe Final PIC 1394.....	20
2. Informe Final PIC 1584.....	26

3. Informe Final PIC 1705.....32

.....37

4. Inventario Phantom FC4038

Bibliografía.....54

1. Introducción

Siempre que se presenten situaciones tales como síntomas de plaga, enfermedades, fisiopatologías o caídas de rendimiento en las cosechas, se procura actuar de forma rápida para preservar las camas del cultivo durante su ciclo de vida [1], por lo tanto es indispensable conocer a profundidad el estado del cultivo en cuestión, implementar técnicas de monitoreo general para detectar estos cambios de forma eficiente, que permitan generar los diagnósticos adecuados antes de tomar alguna clase de decisión al respecto y así obtener los mejores beneficios de los mismos. Es por esto que las prácticas ejecutadas son rigurosamente preventivas, para garantizar que las cosechas, se encuentren en las mejores condiciones nutricionales y sanitarias y tengan buena acogida en el mercado [2], [3], [4], [5].

Cuando se manifiesta plaga, enfermedades, fisiopatologías y deficiencia de nutrientes relacionados con el cultivo, las acciones de control son prácticamente destructivas. En [6] y [7] se muestra como en algunos casos, donde se detectan bacterias, hongos y virus en un cultivo, se dificulta la erradicación de estos, si los síntomas en el tallo, hoja, folíolos y/o frutos, está muy avanzado. Al presentarse este tipo de situaciones, lo ideal es actuar rápido para preservar las camas del cultivo durante su ciclo de vida, por lo tanto es indispensable conocer a profundidad el estado del cultivo y generar el diagnóstico adecuado antes de tomar esta clase de decisiones. Los catálogos y textos disponibles relacionados con la identificación de enfermedades en cultivos de fresa, corresponden a variedades que se cultivan en

Estados Unidos. En Colombia aún no existen catálogos oficiales, que permitan identificar cada una de las enfermedades y demás patógenos biológicos, a los que puede estar expuestas las variedades de fresa que se cultivan en el país [8].

La relevancia del estudio del comportamiento del crecimiento de las plantas de fresa, establece en determinar cuáles son las variedades que generan los mejores rendimientos en las cosechas y su adaptación, dependiendo el suelo en el cual se planta el cultivo [9]. Por lo general, se eligen las variedades con las mayores tasas de crecimiento en el menor tiempo posible, a través de la medición del área foliar. Varias investigaciones enfocadas en realizar estas mediciones han sido efectivas, siempre y cuando se arranquen los folíolos de la planta (uso de métodos directos) tal y como exponen en [1], [10], [11], [12], [13], [14] y [15]. En realidad estas técnicas no resultan muy convenientes ya que se consideran destructivas. En [16] proponen una mejora a esta práctica usando un patrón de longitud conocida, confrontándolo con la hoja de estudio, tomando capturas fotográficas de ambos objetos y obtener el área foliar, usando técnicas de visión de máquina. De todas formas el método no es muy eficiente ya que involucra tomar imágenes de todos los folíolos del cultivo.

A través de este proyecto de investigación se pretende ofrecer un servicio con la capacidad de monitorear el estado de determinado cultivo de horticultura de una forma rápida y eficaz. Además, ejecutar dicho servicio generará un ahorro de tiempo y dinero a investigadores, empresarios y campesinos cuando se requiere tener

acceso a esta información, caso contrario cuando ellos recurren a métodos tradicionales, junto con la toma oportuna de decisiones que permitan aumentar el rendimiento, ciclo de vida útil y la calidad de las cosechas [9].

1.1. Planteamiento del Problema

A pesar de que las fuentes de información disponibles para identificar alguna de las situaciones anteriormente planteadas sean muy ilustrativas [17], los síntomas que pueden presentarse en los cultivos suelen ser difícilmente distinguibles para las personas que no tengan un contacto directo con él [9], además si los análisis de laboratorio llevan un tiempo y costos económicos considerables y los diagnósticos por teléfono no resultan ser siempre los más adecuados, entonces:

¿Es posible ofrecer un servicio o una alternativa que permita monitorear cultivos agrícolas usando teoría de visión de máquina la cual genere la información requerida y precisa para tomar decisiones adecuadas y oportunas?

1.2. Objetivos

1.1.1. Objetivo General

Implementar algoritmos de inspección en cultivos agrícolas a través de la visión de máquina evitando utilizar métodos directos o destructivos para la adquisición de información, ofreciendo un servicio de monitoreo para investigadores, empresarios y campesinos.

1.1.2. Objetivos Específicos

- Implementar algoritmos de inspección en cultivos agrícolas a través de la visión de máquina evitando utilizar métodos directos o destructivos para la adquisición de información, ofreciendo un servicio de monitoreo para investigadores, empresarios y campesinos.
- Diseñar aplicaciones amigables e intuitivas que ofrezcan a sus usuarios los datos técnicos y tecnológicos necesarios para el monitoreo de cultivos agrícolas.
- Ejecutar métodos de adquisición de datos no destructivos y fácilmente asequibles para facilitar la interactividad de los usuarios con las aplicaciones desarrolladas.

2. Trabajos Realizados

El trabajo realizado en el grupo de investigación GAV consistió esencialmente en la participación activa en tres (3) *Proyectos de Iniciación Científica* (PIC), cuyos objetivos fueron enfocados en obtener al final una serie de algoritmos, que permitieran monitorear el estado de las plantas de fresa del cultivar Albion. Estos algoritmos se ejecutaron mediante una *Interfaz Gráfica de Usuario* (GUI en inglés), dando énfasis a obtener una aplicación amigable, intuitiva, fácil de instalar y ejecutar, con el fin de ofrecer el servicio propuesto de manera adecuada.

Previo al desarrollo de cada uno de los PIC, se realizó un proceso de consulta previa, en la cual se revisaron los antecedentes de investigaciones previas, la elaboración de un marco teórico para contextualizar a mayor profundidad el área de trabajo y la posterior elaboración de una base de datos interviniendo directamente en los cultivos de fresa del Campus Nueva Granada durante el periodo académico 2013-2.

Para verificar que los objetivos propuestos fueran cumplidos de forma exitosa, cada una de las aplicaciones generadas fue evaluada por los investigadores del programa *Biología Aplicada* y de *Tecnología en Horticultura*, realizando las correcciones que ellos consideraron pertinentes con el fin de diseñar y mostrar un producto completo y competitivo.

Como trabajo adicional se realizó la compra del drone *DJI Phantom FC40*, con el fin de adecuarlo a las condiciones de trabajo, mejorar la herramienta de adquisición de imágenes y ofrecer de esta manera un servicio de monitoreo semiautomático.

Finalmente las investigaciones realizadas se registraron mediante dos (2) sometimientos de artículos para revista académica, el primero de ellos fue sometido a la *Revista de Investigación Agraria y Ambiental* (RIAA, Categoría C), mientras que el segundo a la *Revista Colombiana de Ciencias Hortícolas* (RCCH, Categoría A2).

2.1. PIC 1394: Análisis de Crecimiento

En esta investigación requirió de investigación adicional debido a que, aparte de realizar la propuesta del algoritmo usando visión de máquina, fue necesario modelar el comportamiento de crecimiento de las plantas de fresa del cultivar Albion debido a que no existió una base de datos como tal que permitiera conocer el estado del crecimiento de manera indirecta. De todas maneras los resultados fueron muy satisfactorios debido a que el algoritmo permito conocer una estimación de la edad de la planta, junto con la entrega cuantitativa de la cobertura foliar, un dato imprescindible para biólogos, generando un producto más completo. Los detalles de la investigación se aprecian en el Anexo 1.

2.2. PIC 1584: Detección de Plagas, Enfermedades y Fisiopatologías

Para este trabajo fue necesario clasificar los diagnósticos de acuerdo al origen de los síntomas presentados (fruto o foliolos), por lo tanto la investigación fue requirió más tiempo de lo planeado, aunque al final se pudieron obtener buenos resultados. Teniendo en cuenta que las prácticas en horticultura son preventivas, las muestras

reales en la base de datos generadas solo permitió identificar la plaga, enfermedades y fitopatologías presentes en el cultivo del Campus. Los detalles de la investigación se aprecian en el Anexo 0.

2.3. PIC 1705: Detección de Nutrientes

La metodología para llevar a cabo este proyecto fue idéntica a la mencionada en el PIC 1584, sin embargo existieron los mismos inconvenientes de las bases de datos, puesto que las plantas que mostraron deficiencias de nutrientes en el Campus fueron muy escasas, por lo tanto el material de trabajo disminuyó notoriamente. De todas maneras los resultados obtenidos permitieron poder identificar deficiencias de Nitrógeno y Magnesio de forma adecuada. Los detalles de la investigación se aprecian en el Anexo 0.

2.4. Adquisición del drone *DJI Phantom FC40*

En el periodo 2014-2 se realiza la compra del drone *Phantom FC40* marca *DJI*, que permite la adquisición de las imágenes de forma semiautomática y más cómoda. El Phantom se controla por un transmisor RC, incluye GPS, modo de retorno a casa si pierde la comunicación, control manual, modo IOC y la modalidad de usar una el servicio de *Ground Station* con la compra de unos accesorios adicionales. Este servicio permite el control de movimiento del drone mediante el trazado de rutas o misiones a través de un complemento de *Google Earth*, el cual permite configurar

altura de vuelo, posición y velocidad de movimiento. En la Figura 1 y Figura 2 se ilustra el dispositivo y su funcionamiento en el Campus Nueva Granada. Se realizó un inventario del dispositivo, junto con un tutorial de funcionamiento mediante el vídeo [18] y una bitácora en el Anexo 4.



Figura 1. Phantom FC40 junto con su cámara y el transmisor RC



Figura 2. Phantom FC40 recorriendo el cultivo de Arándano

3. Conclusiones

Por medio de los resultados obtenidos, la propuesta implementada para obtener un diagnóstico de plaga, enfermedades, fisiopatologías, análisis de crecimiento y detección de deficiencias de nutrientes en cultivos de fresa, de una forma indirecta (método no destructivo), carece de ser lo suficientemente efectiva para ser aplicada en otros cultivos similares.

El algoritmo propuesto y la aplicación de usuario final se consideran buenas herramientas para Biólogos, Tecnólogos en Horticultura y Productores, para monitorear el rendimiento de las cosechas de las plantas de fresa cultivadas en determinados terrenos, a un costo más bajo que otras soluciones ofrecidas por el comercio, teniendo en cuenta sus testimonios a la hora de probar estos productos.

Para obtener los mejores resultados se recomienda seleccionar un dispositivo de adquisición de imagen de alta calidad, el cual genere capturas con gran resolución, que permita seleccionar regiones de interés dentro de la imagen capturada, nitidez y posea herramientas de contraste, niveles y brillo automáticos.

La vinculación y participación en el grupo de investigación GAV, del programa de Ingeniería Mecatrónica, permitió reforzar mis competencias como investigador debido a las facilidades otorgadas como la participación en PIC y las ventajas que

esta conlleva, tales como el financiamiento de los mismos (generalmente una limitante para estudiantes de pregrado), la asesoría directa con el director del proyecto, el registro de los resultados mediante la participación de simposios o elaboración de artículos a revistas académicas.

La experiencia adquirida al asumir estos compromisos aportó a la formación como profesional debido al alto grado de compromiso, responsabilidad y puntualidad que exige la participación como estudiante en semilleros de investigación. Adicionalmente se mejoraron aptitudes como la paciencia y perseverancia, debido a los imprevistos surgidos durante el semillero de investigación y en general a la incertidumbre de investigar y generar soluciones sin haber tenido experiencia en este campo de acción de Ingeniería Mecatrónica.

La evaluación de los productos generados de parte de los investigadores del Campus Nueva Granada permitió pulir la calidad de las aplicaciones y se retribuye de manera positiva la experiencia de convivir y trabajar en equipo con investigadores de otras áreas diferentes a la ingeniería.

Anexos

1. Informe Final PIC 1394

INFORME PIC ING - 1394, 13 DE ENERO DE 2014

1

Detección de Plagas, Enfermedades y Fisiopatías en Cultivos de Fresa mediante el Procesamiento de Imagen

J. D. Sandino Mora y D. Amaya Hurtado

Resumen—En la actualidad, muchas investigaciones enfocadas en el reconocimiento de diferentes especies vegetales usando sus folíolos son efectivas, sin embargo la adquisición de la imagen se realiza mediante métodos destructivos debido a que estos implican arrancar dichos folíolos desde la planta y por lo tanto no son convenientes a la hora de conservar el cultivo durante su ciclo útil. Por esta razón se ha propuesto el desarrollo de un nuevo algoritmo que permita analizar los folíolos de un cultivo de fresa usando un método no destructivo, esto implica que la adquisición de imagen se realizará directamente desde el cultivo. El algoritmo implementado se divide en dos secciones de acuerdo con la imagen adquirida, la primera desarrolla un énfasis en los folíolos de la planta (analizando *Presencia de Lepidópteros, Daños Mecánicos en la hoja y Senescencia*) y la segunda en los frutos de la misma (analizando *Botrytis Cinerea, Polvillo Blanco and Deformaciones en el Fruto*). Las técnicas de procesamiento de imagen implementadas incluyen Suavizado, Erosión, Dilatación, Detección de Contornos, Correspondencia de Patrones, Umbralización, entre otros. Los resultados obtenidos se visualizaron en una aplicación desarrollada en C# usando la librería Emgu CV, mostrando al usuario el diagnóstico de una posible plaga, enfermedad o fisiopatía la cual puede estar expuesta la planta de estudio. Se concluye que un buen diagnóstico depende de la calidad de la imagen adquirida y del escenario en el cual se enfoca la cámara.

Index Terms—Contour Detection, Emgu CV, Image Processing, Match-Shapes, Strawberry Disease Diagnosis.

I. INTRODUCCIÓN

HOY en día muchas de las prácticas adoptadas en horticultura, específicamente en cultivos de fresa, son rigurosamente preventivas. Esto es realizado, para garantizar que el producto ofrecido al mercado, esté en las mejores condiciones nutricionales y sanitarias [1], [2], [3]. Cuando se manifiesta algún patógeno biológico relacionado con el cultivo, las acciones de control de enfermedades son prácticamente destructivas. En [4] y [5] se muestra como en algunos casos, donde se detectan bacterias, hongos y virus en un cultivo, se dificulta la erradicación de estos, si los síntomas en el tallo, hoja, folíolos y/o frutos, está muy avanzado.

Cuando se presenta este tipo de situaciones lo ideal es actuar rápido para preservar las camas del cultivo durante su ciclo de vida, por lo tanto es indispensable conocer a profundidad el estado del cultivo y generar el diagnóstico adecuado antes de tomar esta clase de decisiones.

Los catálogos y textos disponibles relacionados con la identificación de enfermedades en cultivos de fresa, corresponden a variedades que se cultivan en Estados Unidos. En Colombia aún no existen catálogos oficiales, que permitan identificar cada una de las enfermedades y demás patógenos biológicos, a los que puede estar expuestas las variedades de fresa que se cultivan en el país [6].

A pesar de que estas fuentes de información sean muy ilustrativas [2], los síntomas que pueden presentarse en las camas de un cultivo de fresa, suelen ser difícilmente distinguibles para las personas que tengan contacto directo con él. Además, los análisis de laboratorio

Juan David Sandino Mora, estudiante de Ingeniería Mecatrónica, Universidad Militar Nueva Granada, Bogotá D.C., Colombia. e-mail: u1801731@unimilitar.edu.co

I.E Dario Amaya Hurtado, Ph. D, docente de tiempo completo, Programa Ingeniería Mecatrónica, Universidad Militar Nueva Granada, Bogotá D.C., Colombia. e-mail: dario.amaya@unimilitar.edu.co

llevan un tiempo considerable y los diagnósticos muchas veces no resultan siempre los más adecuados.

Las investigaciones enfocadas en la identificación y recopilación de información en los cultivos de fresa, a través de su fisiología mediante la adquisición de imágenes en sus folíolos y frutos, han sido efectivos, siempre y cuando se implementen métodos directos como se presentan en [7], [8] y [9] que corresponden a arrancar dicho folíolo o fruto de la planta.

Se observa entonces, que estas técnicas no resultan muy convenientes debido a que se consideran destructivas. Basado en esto, se propone implementar un algoritmo que permita identificar determinadas enfermedades, plaga y fisiopatías que puedan presentarse en un cultivo de fresa (*fragaria x ananassa*), evitando utilizar métodos directos o destructivos para la adquisición de imágenes.

II. MÉTODOS Y MATERIALES

Para el desarrollo de este trabajo, se realizó la adquisición de las imágenes al cultivo de estudio de manera indirecta, las cuales fueron posteriormente procesadas diseñando una aplicación desarrollada en C# usando la librería Emgu CV, utilizando métodos de detección de contornos, correspondencia de patrones, umbralización, suavizado, erosión, dilatación, entre otros. Los resultados permiten mostrar al usuario el diagnóstico de una posible plaga, enfermedad o fisiopatía la cual puede estar expuesta la planta de estudio. En la Figura 1 se puede apreciar el esquema de los principales componentes del trabajo.

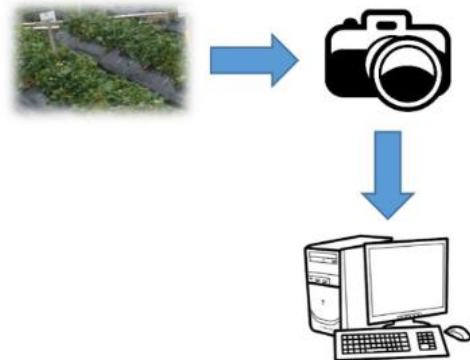


Figura 1. Representación de las condiciones de trabajo

Este trabajo toma como base experimental un cultivo de fresa localizado en la Universidad Militar Nueva Granada sede Cajicá, desarrollado por el programa de *Tecnología en Horticultura*. El cultivo está compuesto por varias camas con plantas de fresa de las variedades *Albión, Palomar y Monterrey*. El acceso al cultivo y el recorrido por el mismo es limitado al paso de una sola persona, tal y como se observa en la Figura 2.

Una vez definido el espacio de trabajo, se pretende obtener las imágenes tomando las capturas directamente sobre el cultivo, evitando tener contacto directo con las plantas de las camas de fresa.



Figura 2. Vista general del cultivo de fresa del Campus Nueva Granada

La adquisición de las imágenes, se obtiene por medio de una cámara digital fotográfica marca *SAMSUNG PL120*. Las propiedades de esta, incluyen resolución de imágenes de *16MP*, brillo y contrastes automáticos, a una velocidad de captura de *250Hz*. Cada captura se realiza de forma manual, enfocando el escenario deseado, evitando utilizar zoom digital.

En el caso de los folíolos se analizó, *Presencia de Lepidópteros*, *Daño Mecánico en los folíolos* y *Senescencia*. En los frutos del cultivo de fresa se realizaron estudios de *Botrytis Cinerea*, *Polvillo Blanco* y *Deformaciones en el fruto*.

III. ALGORITMO DE DIAGNOSTICO PROPUESTO

En la Figura 3, se presenta el algoritmo propuesto para la identificación de plagas, enfermedades y fisopatías. El algoritmo, tiene la capacidad de diferenciar, si la imagen que va a ser procesada, fue enfocada en los folíolos de la planta, en el fruto de esta o simplemente no se encuentra enfocando las camas del cultivo. Las partes principales del algoritmo, destaca la adquisición de la imagen, donde una de estas se muestra en la Figura 4. Otro aspecto es la extracción de la máscara principal, que permite determinar si se enfocan los folíolos o el fruto de la planta, a través de funciones de segmentación y análisis de histograma. Aquí se realiza una conversión de los datos de la imagen, desde el formato RGB tradicional, al formato HSV (Hue, Saturation, Value), el cual permite la distinción de los colores en la imagen. Con el propósito de conocer los rangos de se utilizó la aplicación *GIMP 2.8*, utilizando varias imágenes de prueba.

Con la imagen binarizada y utilizando el método *GetAverage(...)*, se obtuvo el valor promedio de los valores de todos los pixeles que conforman la imagen. Con dicho valores se determinó los niveles de rojo y verde. Los valores definidos para los tonos rojos se consideraron superiores a 6.0 que equivale al 2.35%. Para los tonos verdes el valor mínimo es de 135.0, que corresponde al 53%. Si la imagen cumple esta condición de porcentaje, es considerada como imagen de diagnóstico de enfermedades en la plantas y se aplica un filtro de suavizado, utilizando el método *SmoothMedian(...)*, esto con el propósito de eliminar el ruido generado.

Teniendo en cuenta que este filtro de suavizado reduce el área de los contornos obtenidos, se aplica el método *Dilate(...)*, el cual aumenta las regiones que contengan más brillo. Como resultado de esto se obtiene la Figura 5.

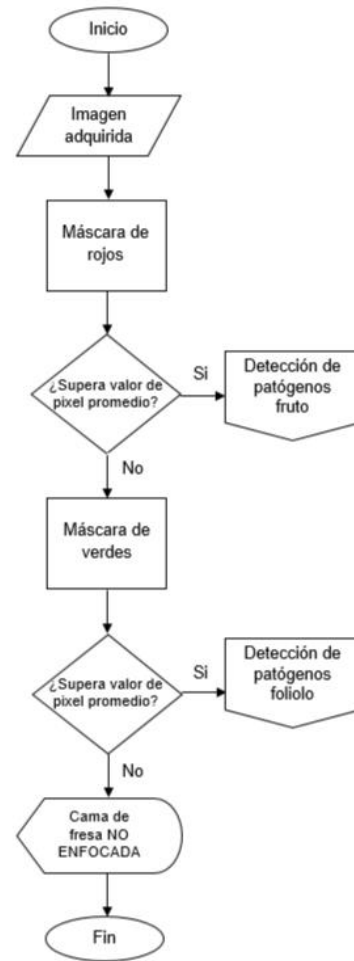


Figura 3. Diagrama de flujo principal del algoritmo implementado para el diagnóstico.

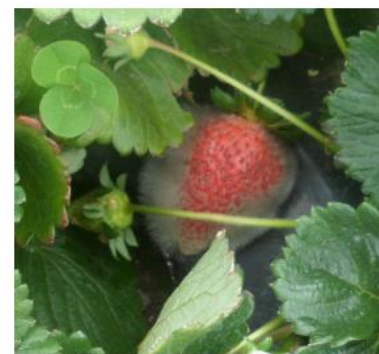


Figura 4. Imagen adquirida para un diagnóstico de *Botrytis Cinerea*

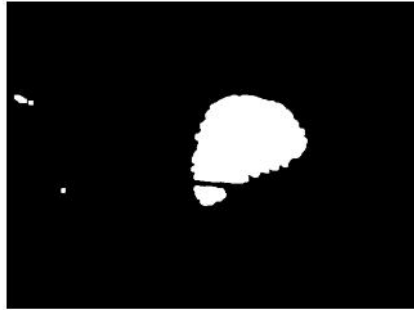


Figura 5. Mascara principal de la Figura 4

III-A. Detección de Plaga, Patógenos y Fisiopatías

Dependiendo si la máscara obtenida filtró los tonos rojos o los tonos verdes de la imagen original, se aplicarán funciones para detectar patógenos relacionados al fruto o a los folíolos respectivamente. En el diagrama de flujo de la Figura 6 se muestra el algoritmo estándar aplicado durante esta etapa.

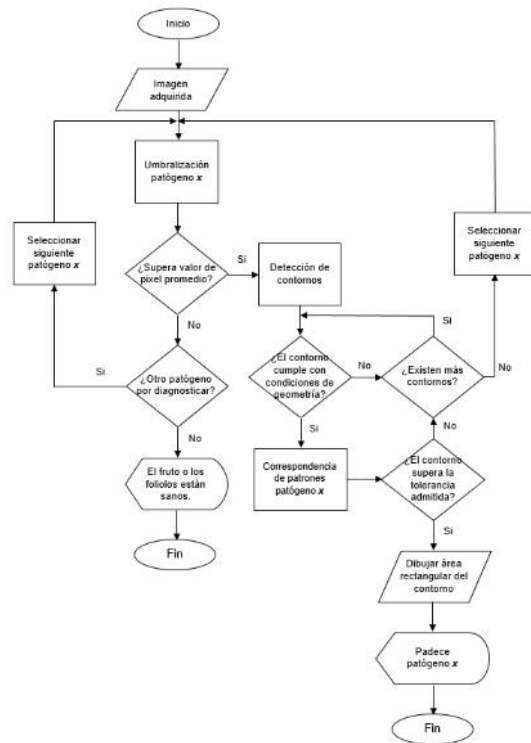


Figura 6. Diagrama de flujo para detectar patógenos en la planta de fresa

Para realizar el diagnóstico del objeto de interés, se aplica a la imagen original, rangos de umbralización en HSV, a través del método *InRange(...)*, cuyos parámetros están predefinidos de acuerdo al objeto de estudio. Con la imagen resultante, se aplican los mismos procedimientos de pre-procesado mencionados al comienzo

del algoritmo y se utiliza nuevamente el método *GetAverage(...)*. Esto, para verificar si el valor obtenido es mayor que 0.0. Este valor, indica la existencia de regiones, con rangos HSV predefinidos para cada plaga, patógeno o fisiopatía. Cuando esta condición no sea cumplida, se descarta la presencia del objeto. En la Figura 7 se presenta el resultado de realzar la umbralización y verificación de la existencia de patógenos.

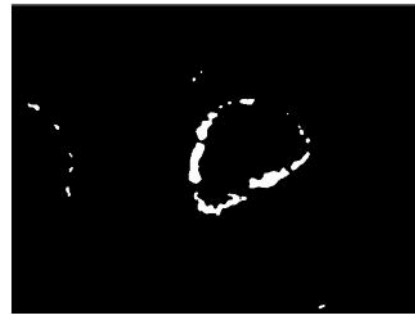


Figura 7. Imagen resultante al umbralizar la imagen original

A la imagen resultante se le aplica una operación lógica AND que determina si las regiones de la imagen se encuentran dentro de las zonas de la máscara principal, descartando así resultados erróneos por contornos que pertenezcan a otros objetos, este resultado se presenta en la Figura 8.

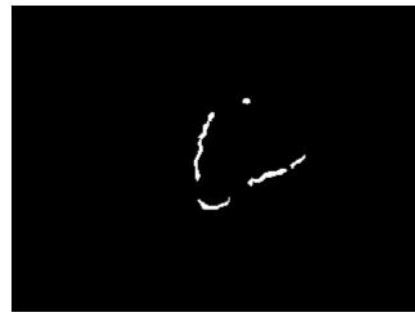


Figura 8. Imagen resultante de la operación lógica AND

Luego del pre-procesado de la imagen se buscan los contornos exteriores, utilizando el método *FindContours(...)*. Un ejemplo de esto se presenta en la Figura 9, donde el contorno exterior se identifica por la región circular, mientras que el contorno interior corresponde a la región rectangular.

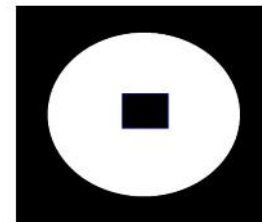


Figura 9. Imagen con contornos externos e internos

Con los contornos obtenidos se ejecutan métodos que permitan discriminar cada región por su tamaño y forma. Cada objeto de estudio establece condiciones exclusivas para determinar si los contornos cumplen las condiciones para ser dibujados en la imagen final. Los diagnósticos *Botrytis Cinerea*, *Polvillo Blanco* y *Daño Mecánico en los Foliolos* exigen unos tamaños mínimos y máximos para cada contorno además de verificar que éste sea cóncavo. Una vez se terminen de dibujar los contornos clasificados se publica el diagnóstico.

Los diagnósticos *Fruto Deforme*, *Senescencia de los Foliolos* y *Presencia de Lepidópteros* requieren de una etapa adicional. Los contornos se someten al método *ApproxPoly(...)*, generando nuevos contornos cuya forma se aproxima a la de un polígono ordinario. El objetivo de esta operación es comparar los contornos generados con un patrón pre-definido con el método *MatchShapes(...)*. Los patrones son generados mediante la declaración de un vector de puntos tal y como se observa en la Figura 10.

	0	1	2	3
0	0,0	1,0	2,0	3,0
1	0,1			3,1
2	0,2			3,2
3	0,3			3,3
4	0,4			3,4
5	0,5			3,5
6	0,6			3,6
7	0,7			3,7
8	0,8	1,8	2,8	3,8

Figura 10. Patrón de ejemplo para un contorno de forma rectangular. Imagen tomada de [10]

El método devuelve un valor flotante indicando la relación entre el contorno de entrada y el patrón predefinido en un rango de 0.0 (ambas regiones coinciden) a 1.0 (no coinciden en lo absoluto). Finalmente se establece una tolerancia para el valor devuelto por el método para definir si el contorno será dibujado. El resultado final del diagnóstico se aprecia en la Figura 11.



Figura 11. Imagen con áreas rectangulares de contornos para diagnosticar *Botrytis Cinerea*

IV. DISEÑO DE LA INTERFAZ GRÁFICA DE USUARIO (GUI)

El diseño de la GUI permite interactuar de manera dinámica la ejecución del algoritmo planteado para su uso en el usuario final. Esta permite cargar imágenes y vídeos desde una ubicación en el equipo, cargar plantillas de demostración para interpretar de manera rápida el funcionamiento de la aplicación, una barra de herramientas visualizando controles de reproducción de vídeos y el tiempo invertido en el procesamiento del algoritmo, junto con caja de texto mostrando el diagnóstico del objeto de estudio. Los resultados se guardan generando una la imagen visualizada en la GUI cuyo nombre corresponde al diagnóstico.

Los folíolos de la planta pueden presentar más de una fisiopatía (*Senescencia* y *daños mecánicos*), por esto se incluye la prioridad a diagnosticar solo a la que requiera ser analizada usando un cuadro de texto. La figuras 12 13 muestran una imagen con un folíolo constituido por regiones con (*Senescencia* y *daños mecánicos*).

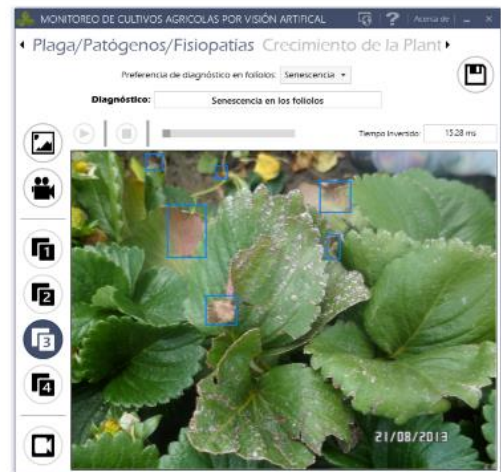


Figura 12. GUI diagnosticando *Senescencia en los folíolos*



Figura 13. GUI diagnosticando *Daños mecánicos en los folíolos*

V. ANÁLISIS DE RESULTADOS

Se realizaron pruebas de rendimiento de la aplicación utilizando el tiempo invertido en cada una de las pruebas. Dichas pruebas se clasificaron de acuerdo a los diferentes casos que se pueden dar, es decir, a los diagnósticos para los patógenos detectados (30 muestras), planta o fruto sanos y cama del cultivo no enfocada (15 muestras para cada una). Los resultados se visualizan en las figuras 14, 15 y 16.

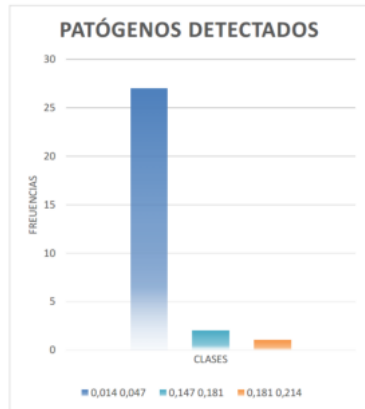


Figura 14. Tiempo invertido en segundos de los diferentes diagnosticos que genera la aplicación.



Figura 15. Tiempo invertido en segundos para diagnosticar un fruto o foliolo sano

Teniendo en cuenta los datos originales, para la categoría de detección de patógenos el tiempo promedio corresponde a 35,15ms, cuando el foliolo o el fruto están sanos el tiempo es de 24,4ms y si la imagen no enfoca las camas de los cultivos se obtiene un tiempo de 8,37ms. En los casos donde los tiempos se consideran elevados corresponden por lo general a la ejecución de las primeras muestras donde los módulos del programa aún no han sido cargados. El rendimiento en general es sobresaliente para imágenes con resolución bajas (320 x 240) y (640 x 480). Sin embargo en la reproducción de vídeos es evidente una caída notable de hasta 15 FPS para vídeos de 640 x 480.

Para obtener la eficiencia de cada algoritmo para detectar un diagnostico acertado, se muestrearon el total de imágenes obtenidas para cada patógeno junto con cinco (5) imágenes aleatorias. En porcentaje de eficiencia, los resultados se muestran en la figura 17.

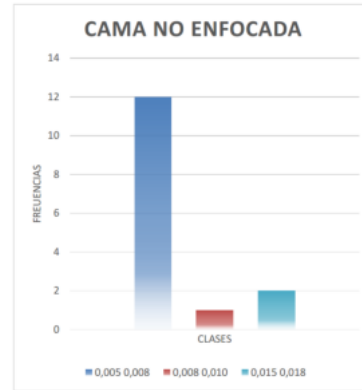


Figura 16. Tiempo invertido en segundos para imágenes que no estén enfocando las camas del cultivo de fresa.

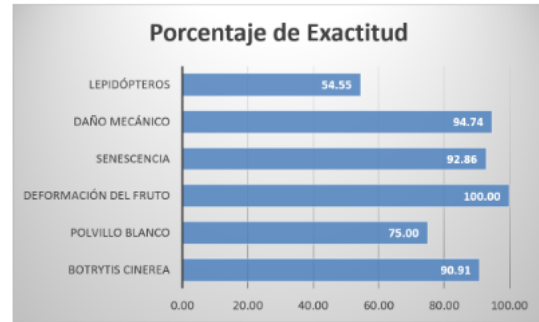


Figura 17. Eficiencia de los algoritmos implementados para cada uno de los patógenos biológicos analizados.

El diagnostico (*Presencia de Lepidopteros*) es aquel que más probabilidades tiene de generar malos resultados o resultados incompletos, debido a que la perforación debe estar lo suficientemente contrastada con relación al color del foliolo. Con respecto a los demás diagnósticos se puede afirmar que los resultados son sobresalientes aunque el algoritmo como tal está diseñado específicamente para analizar imágenes enfocadas a las plantas del cultivo de fresa y pueden generarse diagnósticos a imágenes que no correspondan en lo absoluto con esta investigación. Por lo tanto se recomienda tener una herramienta de adquisición de imagen de alta calidad, que permita distinguir con mayor claridad o nitidez los objetos entre sí.

El comportamiento de la aplicación y del algoritmo se visualiza con mayor claridad mediante el recurso multimedia [11].

VI. CONCLUSIONES

Por medio de los resultados obtenidos, la propuesta implementada para obtener un diagnostico de patógenos biológicos en cultivos de fresa de una forma indirecta o mediante un método no destructivo, carece de ser lo suficientemente efectiva para ser aplicada en otros cultivos similares.

Para obtener los mejores resultados se recomienda seleccionar un dispositivo de adquisición de imagen de alta calidad, el cual genere capturas con gran resolución, que permita seleccionar regiones de interés dentro de la imagen capturada, nitidez y posea herramientas de contraste, niveles y brillo automáticos.

Se recomienda adoptar buenas prácticas de programación con el fin de optimizar el código de la mejor manera posible y obtener un óptimo rendimiento en la aplicación, aunque el hardware del equipo donde se ejecute el programa es determinante.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a la Universidad Militar Nueva Granada por financiar este proyecto de iniciación científica (PIC ING - 1394) y al M.Sc Carlos Mario Grijalba Rátiva por sus conocimientos y experiencia proporcionados en Horticultura, los cuales facilitaron el desarrollo de esta investigación y por los permisos concedidos para intervenir directamente en el cultivo de fresa del Campus Nueva Granada.

REFERENCIAS

- [1] ICAMEX, *Guía Técnica para el Cultivo de Fresa*, Gobierno del Estado de México, 2006.
- [2] J. Maas, *Compendium of Strawberry diseases*, 1984.
- [3] V. H. Lallana and M. del C. Lallana, *Manual de Practicas de Fisiología Vegetal*, digital ed., Facultad de Ciencias Agropecuarias - UNER, 2003.
- [4] L. Lesur, *Manual de Horticultura*.
- [5] —, *Manual de Fruticultura*.
- [6] *Biblioteca de la Agricultura*. Idea Books S.A., 2007, pp. 612–614.
- [7] C.-J. Du and D.-W. Sun, "Recent developments in the applications of image processing techniques for food quality evaluation," *Trends in Food Science & Technology*, vol. 15, no. 5, pp. 230 – 249, 2004. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0924224403002711>
- [8] C. Lu, H. Ren, Y. Zhang, and Y. Shen, "Leaf area measurement based on image processing," in *Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMTMA), 2010 International Conference on*, vol. 2, March 2010, pp. 580–582.
- [9] W. Jingwen and L. Hong, "Measurement and analysis of plant leaf area based on image processing," in *Information Technology in Medicine and Education (ITME), 2012 International Symposium on*, vol. 2, Aug 2012, pp. 1070–1074.
- [10] A. Asano, R. J. D. Fierro, and A. J. Grandeza, "Determining the stages of malaria under plasmodium falciparum through image processing using emgu computer vision," March 2011.
- [11] J. D. Sandino. (2014, June) [umng] detection of biological pathogens in strawberry crops [1.2.1]. GAV - Universidad Militar Nueva Granada. [Online]. Available: <http://youtu.be/tDXvu5m7dbE>

2. Informe Final PIC 1584

ANÁLISIS DE CRECIMIENTO DE LA PLANTA DE FRESA

1

Análisis de Crecimiento de la Planta de Fresa por su Cobertura Foliar por medio del Procesamiento de Imagen

J. D. Sandino Mora y D. Amaya Hurtado

Resumen—La medición de área foliar usando técnicas tradicionales, consume mucho tiempo y el proceso es exhaustivo para científicos e investigadores. En este trabajo, se realiza una propuesta de un algoritmo, que permite obtener el valor de la cobertura foliar de plantas de fresa (*fragaria x ananassa*). El algoritmo realiza el procesamiento de las imágenes capturadas de la planta, sin la necesidad de arrancar los folíolos de la misma. La técnica implementada incluye operaciones de Suavizado, Dilatación, Detección de Contornos, Umbralización y Detección de Bordes. Los resultados obtenidos presentan el valor medido en cm^2 de la cobertura foliar de las plantas de estudio, junto con una estimación de crecimiento de las mismas, medida en días después de la siembra.

Índice de Términos—Crecimiento Planta de Fresa, Cobertura Foliar, Detección de Contornos, Procesamiento de Imagen.

I. INTRODUCCIÓN

CON frecuencia, muchas de las prácticas adoptadas en cultivos agrícolas, incluyendo los cultivos de fresa, son rigurosamente preventivas, para garantizar que las cosechas, se encuentren en las mejores condiciones nutricionales y sanitarias y tengan buena acogida en el mercado [1]. Entre ellas, se incluye la medición de área foliar, un dato requerido en horticultura para estudiar comportamientos, como la tasa de crecimiento de la planta, fotosíntesis, exposición a enfermedades y/o plaga, entre otros.

La relevancia del estudio del comportamiento del crecimiento de las plantas de fresa, establece en determinar cuáles son las variedades que generan los mejores rendimientos en las cosechas y su adaptación, dependiendo el suelo en el cual se planta el cultivo. Por lo general, se eligen las variedades con las mayores tasas de crecimiento en el menor tiempo posible, a través de la medición del área foliar. Varias investigaciones enfocadas en realizar estas mediciones han sido efectivas, siempre y cuando se arranquen los folíolos de la planta (uso de métodos directos) tal y como exponen en [2], [3], [4], [5], [6], [7] y [8]. En realidad estas técnicas no resultan muy convenientes ya que se consideran destructivas.

La estimación de área foliar por la técnica tradicional, es un método indirecto, en el cual se mide la longitud de cada uno de los folíolos de la planta usando instrumentos de medición comunes, no obstante, debido a la gran cantidad

de individuos (folíolos) existentes, se usan regresiones para obtener ecuaciones y estimar así el área foliar [9], [10]. Sin embargo la técnica se considera muy exhaustiva y sigue siendo propensa a acumular errores humanos. En [11] proponen una mejora a esta práctica usando un patrón de longitud conocida, confrontándolo con la hoja de estudio, tomando capturas fotográficas de ambos objetos y obtener el área foliar, usando técnicas de visión de máquina. De todas formas el método no es muy eficiente ya que involucra tomar imágenes de todos los folíolos del cultivo.

En el comercio se encuentran scanners con la capacidad de obtener el área foliar de manera directa e indirecta. La empresa *Li-cor* ofrece diversos modelos con la ventaja de proporcionar al usuario una gran cantidad de datos (áreas individuales, áreas acumuladas, largo de hojas, ancho promedio y ancho máximo) y la importación de los resultados en PCs. Sin embargo, estos equipos son de alto costo para un productor [12].

Teniendo en cuenta lo anterior se propone implementar un nuevo algoritmo que permita estimar la medición de cobertura foliar de plantas de fresa (variedad Albión), con el fin de deducir la edad de la misma y ofrecer a investigadores y productores, una técnica que facilite la obtención de esta información, para monitorear el cultivo de una forma rápida e indirecta.

II. MÉTODOS Y MATERIALES

Con el propósito de efectuar el análisis del crecimiento de la planta, utilizando la técnica del procesamiento de la imagen, se ejecutó un sistema de captura de imágenes, con el cual se realizó posteriormente un procesamiento, para determinar cuál es la edad estimada de la planta, utilizando una base de datos. Un esquema general de esta aplicación se presenta en la Figura 1.



Figura 1. Ilustración de las condiciones de trabajo

Juan David Sandino Mora, estudiante de Ingeniería Mecatrónica, Universidad Militar Nueva Granada, Bogotá D.C., Colombia, e-mail: u1801731@unimilitar.edu.co

I.E Darío Amaya Hurtado, Ph.D, docente de tiempo completo, Programa Ingeniería Mecatrónica, Universidad Militar Nueva Granada, Bogotá D.C., Colombia, e-mail: dario.amaya@unimilitar.edu.co

Para realizar adecuadamente el estudio, se adquirieron 6 plantas de fresa por medio de viveros, a las cuales se les realiza mantenimiento respectivo durante la investigación, procurando eliminar las hojas que enfermen o sufran de senescencia. Asimismo, se mecaniza madera en forma de una estaca, fijando en su cara superior cartón blanco con forma cuadrada (lado = 3cm), utilizada como patrón de área conocida. Como se observa en la Figura 2, el objetivo consiste en clavar la estaca en un lugar visible de la escena donde se realizarán las capturas fotográficas.



Figura 2. Plantas de vivero para el estudio de cobertura foliar.

Definido el espacio de trabajo, se adquieren las imágenes tomando las capturas directamente sobre plantas, evitando tener contacto directo con estas. La adquisición de las imágenes se obtiene por medio de una cámara digital fotográfica marca *Nikon COOLPIX S3400*. Las propiedades más relevantes incluyen resolución de imágenes de 20MP, ajustes automáticos de foco, brillo y contraste, a una velocidad de captura de 250Hz [13]. Cada captura se realiza de forma manual enfocándose en el escenario, evitando así utilizar el zoom digital.

III. ALGORITMO DE ESTIMACIÓN PROPUESTO

Con el fin de estimar la cobertura foliar, se propone un algoritmo, que identifica un patrón de área conocida de tal forma que sea posible, hacer un recuento en píxeles de las regiones de color verde, que relacionan a los folíolos de la planta de fresa. Se realiza una conversión píxel-milímetro y se muestra el cálculo de cobertura foliar en cm^2 , junto con una estimación en *días después de la siembra* que tenga la planta bajo unas condiciones de crecimiento óptimas. La Figura 3 muestra el diagrama de flujo principal del algoritmo aplicado.

Usando la alta resolución de la cámara, se recortan las regiones de interés, siempre y cuando sobresalga la cobertura foliar de las plantas de estudio, junto con el patrón de referencia. Las imágenes son adquiridas de forma manual, desde la vista superior de las plantas analizadas, como se observa en la Figura 4.

Al cargar la imagen de interés se utilizan métodos de pre-procesamiento para mejorar la segmentación. El primero

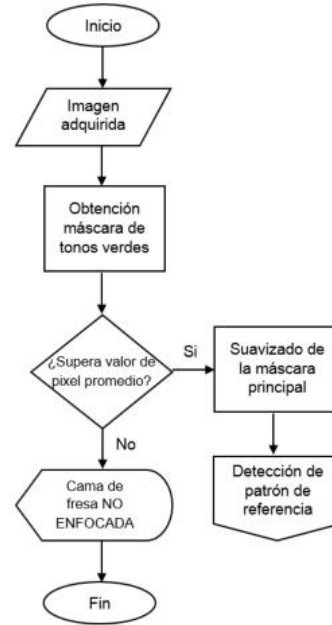


Figura 3. Diagrama de flujo del algoritmo implementado.



Figura 4. Captura ideal para la estimación de cobertura foliar.

consiste en determinar los rangos en tonos de color verde, para distinguir los folíolos. La aplicación realiza una conversión de los datos de la imagen, desde el formato RGB tradicional al formato HSV (*Hue, Saturation, Value*), el cual permite distinguir con facilidad los colores en una imagen. Para obtener la máscara de tonos verdes se realiza una umbralización usando el método *InRange(...)*, retornando el vector de datos que define a la imagen resultante tomando como base la Ecuación (1).

$$dst(I) = \left\{ \begin{array}{ll} 255 & \text{lowerb}(I)_0 \leq src(I)_0 \leq \text{upperb}(I)_0 \\ 0 & \text{delocontrario} \end{array} \right\} \quad (1)$$

Donde $dst(I)$ corresponde al vector de salida, $src(I)$ al vector de entrada, $lowerb(I)_0$ y $upperb(I)_0$ a los rangos HSV inferior y superior respectivamente.

Obtenida la imagen binarizada se usa el método *GetAverage(...)*. De acuerdo con la Ecuación (2), el método retorna un valor flotante, correspondiente al valor promedio de los píxeles que conforman la máscara. Con este valor, se determina si la concentración de tonos verdes en la imagen cumple con el valor mínimo de 25.0, que corresponde al 10% de intensidad.

$$Avg = \frac{\sum_{i=0}^n src(I)_0}{n} \quad (2)$$

Si se cumple la condición, a la máscara se le aplica un filtro de suavizado con el método *SmoothMedian(...)* con el fin de eliminar el ruido generado por la operación anterior, transformando la imagen usando el kernel de la Ecuación (3).

$$K = \frac{1}{2 \cdot ks} \begin{bmatrix} 111 & \dots & 11 \\ 111 & \dots & 11 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 111 & \dots & 11 \end{bmatrix} \quad (3)$$

Donde ks es un valor impar, equivalente al tamaño de la apertura. El filtro reduce el área de los contornos obtenidos, por lo tanto se aplica la operación morfológica de dilatación usando en método *Dilate(...)*, compensando así el efecto de la operación anterior. De acuerdo con la Ecuación (4), el método obtiene una nueva imagen, analizando cada uno de los píxeles junto con sus vecinos más cercanos.

$$dst(x, y) = \max_{(x', y') : element(x', y') \neq 0} src(x + x', y + y') \quad (4)$$

En la parte superior derecha de la Figura 5, se visualiza el resultado de los métodos implementados anteriormente. Dicha imagen corresponderá a la máscara principal de la imagen original.



Figura 5. Imagen compuesta por las etapas más relevantes del algoritmo propuesto

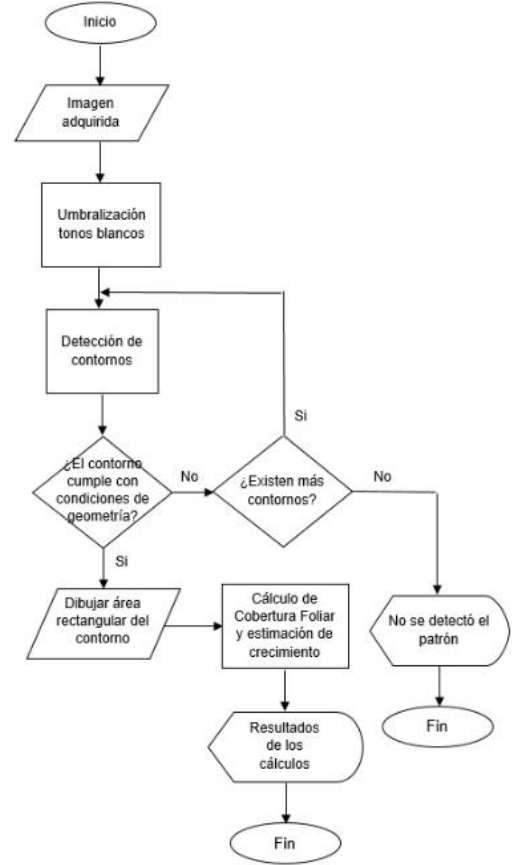


Figura 6. Algoritmo implementado para estimar la cobertura foliar.

A. Detección del Patrón de Referencia

En esta etapa del algoritmo se utiliza la metodología del diagrama de flujo de la Figura 6.

A partir de la imagen original mostrada en la parte superior izquierda de la Figura 5, se aplica el método *Threshold-ToZero(...)* para obtener el contorno del patrón implementado en la escena, devolviendo así una imagen de acuerdo con la Ecuación (5). Este método segmenta las regiones de tonos blancos, como se puede apreciar en la parte inferior derecha de la Figura 5.

$$dst(x, y) = \begin{cases} src(x, y) & src(x, y) > threshold \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (5)$$

Luego se aplica el método *FindContours(...)*, generando un vector de puntos con las coordenadas de cada uno de los contornos detectados. Con esta lista, se procede a seleccionar cada uno de los contornos, para discriminarlos por su geometría y su tamaño. Las instrucciones usadas incluyen condicionales consultando el número de vértices de cada contorno (4 en este caso) y verificando el ángulo interior que forman los vértices

que se intersectan, asegurando que el contorno detectado corresponde a un rectángulo.

En caso de que ningún contorno satisfaga los requerimientos de geometría, se presenta un resultado en la aplicación afirmando que no se ha detectado ningún patrón. En la parte inferior izquierda de la Figura 5, se ilustra el contorno que ha superado todos los requerimientos mencionados anteriormente.

Para estimar la cobertura foliar con la información obtenida, se recurre a la Ecuación (6).

$$CF_{cm^2} = CF_{px^2} * \frac{AP_{cm^2}}{AP_{px^2}} \quad (6)$$

donde:

CF_{cm^2} = Área de cobertura foliar en centímetros cuadrados.

CF_{px^2} = Área de cobertura foliar en píxeles cuadrados, dato obtenido por la suma de los píxeles de la máscara principal obtenida en la primera parte del algoritmo.

AP_{cm^2} = Medición del área rectangular del patrón en cm^2 , dato conocido y entregado por el usuario de la aplicación.

AP_{px^2} = Área del patrón de referencia en píxeles cuadrados, dato obtenido por el área ocupada por el contorno del patrón detectado y graficado.

Para estimar la edad de las plantas de fresa, se remite a la base de datos ofrecida por [10], generando una ecuación que permite observar el crecimiento de las plantas del cultivo de fresa (variedad Albión) a través de los días después de la siembra transcurridos y el área foliar por planta, tal y como se muestra en la Figura 7.

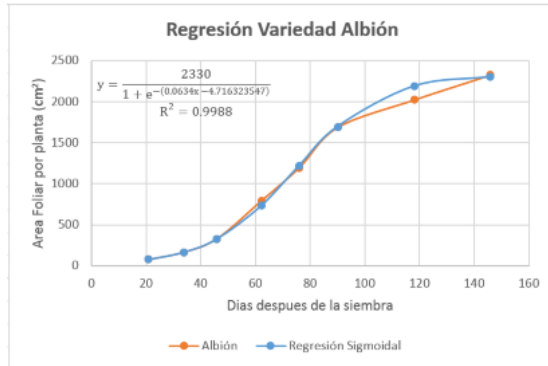


Figura 7. Crecimiento del área foliar de la fresa

De acuerdo con [10], [14] y los datos originales (naranja), se deduce que el comportamiento de la curva corresponde a una función sigmoideal de acuerdo con la Ecuación (7).

$$y = \frac{a}{1 + e^{-(b*x+c)}} \quad (7)$$

donde a, b, c son constantes, y corresponde al área foliar por planta y x a los días de vida de la planta después de su siembra. Para realizar la regresión, se asimila el valor de a como el valor máximo del área foliar de acuerdo a los datos originales y se linealiza la función de la Ecuación (7), por medio de la Ecuación (8).

$$\ln\left(\frac{1}{y} - \frac{1}{a}\right) = -b * x + \left[\ln\left(\frac{1}{a}\right) - c\right] \quad (8)$$

Por lo tanto se realiza un cambio a los datos originales permitiendo efectuar una regresión lineal por mínimos cuadrados, de acuerdo con la Ecuación (9).

$$y = \ln\left(\frac{1}{y} - \frac{1}{a}\right) \quad (9)$$

De las constantes A y B obtenidas de la regresión, se despejan los valores de b y c dando como resultado la Ecuación (10).

$$\begin{aligned} b &= -A \\ c &= \ln\left(\frac{1}{a}\right) - B \\ y &= \frac{2330}{1 + e^{-(0.0634x - 4.716323547)}} \quad (10) \end{aligned}$$

IV. DISEÑO DE LA INTERFAZ GRÁFICA DE USUARIO (GUI)

La GUI permite cargar imágenes y vídeos desde una ubicación en el equipo, cargar plantillas de demostración para interpretar de manera rápida el funcionamiento de la aplicación, utilizar una barra de herramientas para controlar la reproducción de los vídeos y visualiza el tiempo invertido en el procesamiento del algoritmo. Los resultados generan la imagen segmentada por el algoritmo, junto con la estimación de cobertura foliar y edad de la planta.

Adicionalmente se incluye un control numérico para establecer el área rectangular del patrón de referencia, de tal manera que sea posible usar patrones con diferentes áreas rectangulares.

Existe un control exclusivo para la reproducción de vídeos, que permite habilitar o deshabilitar la búsqueda permanente del patrón, para mostrar la cobertura foliar en los resultados. La finalidad de esta función radica en poder realizar un seguimiento a diferentes plantas, sin tener la necesidad de poseer a la vista el patrón por cada *frame* capturado. Sin embargo se advierte que el uso de esta función se aconseja solo si la captura de vídeo, se efectúa siempre a la misma altura. La Figura 8 muestra la ejecución de la aplicación.

V. ANÁLISIS DE RESULTADOS

Utilizando la Ecuación (11) [10], se validó la exactitud del algoritmo, estimando el área foliar (y), midiendo la longitud de los folíolos (x) de cada una de las plantas en estudio.

$$y = 0.8316x^{1.9784} \quad (11)$$

Se consideraron las mediciones hechas por planta como datos teóricos y las mediciones retornadas por la aplicación como datos experimentales. Se tomaron 10 muestras o capturas por planta para promediar el valor de cobertura foliar y determinar finalmente el error relativo. Los resultados obtenidos se observan en la Figura 9.



Figura 8. GUI usando el último valor de área rectangular del patrón registrado

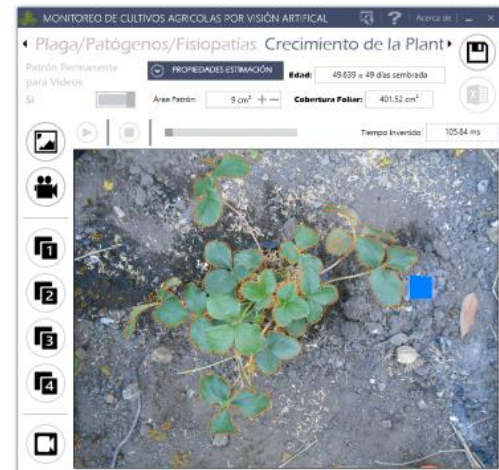


Figura 10. El valor de cobertura foliar presenta un error alto debido a que se incluyen regiones de hojas de otras especies vegetales.

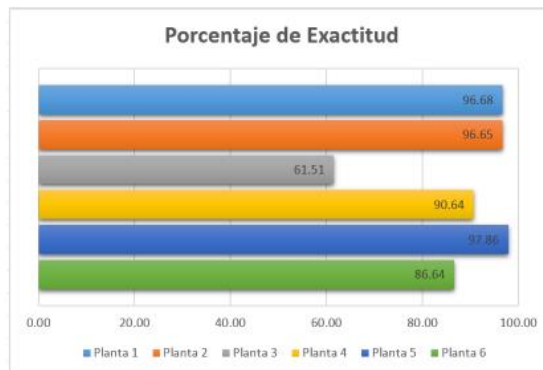


Figura 9. Porcentaje de exactitud del algoritmo

Las mediciones con los porcentajes más bajos de exactitud, corresponden a plantas cuyos folíolos se encuentran posicionados a diferentes alturas como las plantas 3 y 6, a diferencia de las plantas 1 y 5, cuyos folíolos se encuentran en promedio a la misma altura. Este fenómeno ocurre por las limitaciones de la información disponible, debido a que no es posible obtener la profundidad de los objetos utilizando solo una cámara para adquirir datos.

También se observó que las mediciones entregadas por la aplicación, pierden exactitud cuando la imagen adquirida, captura fragmentos de hojas de otras especies vegetales, tal y como se muestra en la Figura 10.

VI. CONCLUSIONES

Fue posible implementar un algoritmo que permitiera estimar la cobertura foliar de una planta de fresa de la variedad Albión con una efectividad sobresaliente a través de una cámara fotográfica y un patrón con medidas conocidas.

A pesar de los buenos resultados obtenidos, el algoritmo propuesto implica aumentar los costos en la adecuación del

escenario o de los cultivos al tener que agregar patrones para 'calibrar' las mediciones, siempre y cuando se varíe la altura con la que se adquieren las imágenes.

El algoritmo propuesto ejecutado en la aplicación de usuario final, se considera una buena herramienta para biólogos, tecnólogos en horticultura y productores, que requieran monitorear el crecimiento y el rendimiento de plantas de fresa, a un costo más bajo y mantenimiento casi nulo, a comparación con otras soluciones ofrecidas en el comercio.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a la Universidad Militar Nueva Granada por financiar este proyecto de iniciación científica (PIC ING - 1584) y al M.Sc Carlos Mario Grijalba Rátiva por sus conocimientos y experiencia proporcionados en Horticultura, los cuales facilitaron el desarrollo de esta investigación y por los permisos concedidos para intervenir directamente en el cultivo de fresa del Campus Nueva Granada.

REFERENCIAS

- [1] V. H. Lallana and M. del C. Lallana, *Manual de Prácticas de Fisiología Vegetal*, digital ed., Facultad de Ciencias Agropecuarias - UNER, 2003.
- [2] C.-J. Du and D.-W. Sun, "Recent developments in the applications of image processing techniques for food quality evaluation," *Trends in Food Science & Technology*, vol. 15, no. 5, pp. 230 – 249, 2004. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0924224403002711>
- [3] C. Lu, H. Ren, Y. Zhang, and Y. Shen, "Leaf area measurement based on image processing," in *Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMTMA), 2010 International Conference on*, vol. 2, March 2010, pp. 580–582.
- [4] W. Jingwen and L. Hong, "Measurement and analysis of plant leaf area based on image processing," in *Information Technology in Medicine and Education (ITME), 2012 International Symposium on*, vol. 2, Aug 2012, pp. 1070–1074.
- [5] S. Wu, F. Bao, E. Xu, Y.-X. Wang, Y.-F. Chang, and Q.-L. Xiang, "A leaf recognition algorithm for plant classification using probabilistic neural network," in *Signal Processing and Information Technology, 2007 IEEE International Symposium on*, Dec 2007, pp. 11–16.

- [6] D. Han, "Leaf area measurement based on markov random field," in *Computer Science and Network Technology (ICCSNT), 2012 2nd International Conference on*, Dec 2012, pp. 1745–1749.
- [7] L. Kaiyan, W. Junhui, C. Jie, and S. Huiping, "Measurement of plant leaf area based on computer vision," in *Measuring Technology and Mechanics Automation (ICMTMA), 2014 Sixth International Conference on*, Jan 2014, pp. 401–405.
- [8] M. Ali, A. Al-Ani, D. Eamus, and D. Tan, "A new image-processing-based technique for measuring leaf dimensions," vol. 12, no. 12, 2012. [Online]. Available: <http://hdl.handle.net/10453/23067>
- [9] F. Casierra-Posada, G. R. Peña, and J. E. Peña-Olmos, "Estimación indirecta del Área foliar en *fragaria vesca L.*, *physalis peruviana L.*, *acca sellowiana (Berg.) burret*, *rubus glucus L.*, *Passiflora mollissima (kunth L.H. bailey* y *Ficus carica L.*" *Revista U.D.C.A. Actualidad e Divulgación Científica*, vol. 11, no. 1, pp. 95–102, 2007.
- [10] A. M. Ferrucho and D. R. González, "Evaluación y comparación del comportamiento agronómico de dos cultivares de fresa ('albión' y 'monterey') sembrados a libre exposición y bajo macrotúnel en la sabana de bogotá (colombia)," 2013.
- [11] H. Hajjdiab and A. Obaid, "A vision-based approach for nondestructive leaf area estimation," in *Environmental Science and Information Application Technology (ESIAT), 2010 International Conference on*, vol. 3, July 2010, pp. 53–56.
- [12] (2014) Leaf area — li-cor environmental. LI-COR Inc. [Online]. Available: http://www.licor.com/env/products/leaf_area/?gclid=CMjM48u8p7gCFazm7Aod9WQAp
- [13] Nikon. (2014) Nikon coolpix s3400 — cámara digital compacta de nikon. Nikon. [Online]. Available: <http://www.nikon.com.mx/Nikon-Products/Product/Compact-Digital-Cameras/26384/COOLPIX-S3400.html>
- [14] E. Molina, R. Salas, and A. Castro, "Curva de crecimiento y absorción de nutrientes en fresa (*Fragaria x ananasa cv. Chandler*) en alajuela," 1993, centro de Investigaciones Agronómicas, Universidad de Costa Rica. [Online]. Available: http://www.mag.go.cr/rev_agr/v17n01_067.pdf

3. Informe Final PIC 1705

Detección de Deficiencias de Nutrientes en Cultivos de Fresa por medio del Procesamiento de Imagen

J. D. Sandino Mora y D. Amaya Hurtado

Resumen— Varias investigaciones y pruebas en laboratorio, enfocadas en diagnosticar deficiencias de nutrientes en cultivos de fresa, analizando sus folíolos, han demostrado su efectividad. Típicamente, este análisis se realiza tomando la información a través de la recolección manual de las hojas, que convierte este método en un método destructivo. En este trabajo se presentan los resultados de utilizar un método no destructivo, a través del procesamiento digital de imágenes, que permite analizar los folíolos de las plantas de fresa del cultivar Albion. El algoritmo implementado permite distinguir síntomas en los folíolos, para reconocer deficiencias de nitrógeno o magnesio en la planta en estudio. La técnica implementada incluye operaciones de Suavizado, Dilatación, Detección de Contornos, Umbralización, Detección de Bordos y Correspondencia de Patrones. Los resultados obtenidos presentan el diagnóstico de posibles deficiencias de nutrientes, clasificándolos en niveles de *bajo*, *medio* y *alto*.

Índice de Términos— Detección de Contornos, Emgu CV, Correspondencia entre patrones.

I. INTRODUCCIÓN

Las plantas de fresa requieren de un monitoreo permanente por parte de productores e investigadores, con el fin de detectar anomalías en los cultivos y actuar oportunamente, para preservar así la calidad y tiempo de vida útil de las plantas y sus cosechas [1], [2], [3], [4]. Las acciones de monitoreo incluyen principalmente el análisis de diferentes síntomas presentados en los folíolos de las plantas de fresa, los cuales permiten distinguir plagas, enfermedades, fisiopatologías, deficiencias de nutrientes en el suelo, entre otros [5], [6], [7], [8], [9].

La información accesible a productores relacionada con la identificación de deficiencias de nutrientes es bastante limitada, debido a que los datos son muy poco ilustrativos y en ocasiones, los síntomas pueden variar entre las plantas que se cultiven en diferentes suelos [10], [11], [12], [13].

Los síntomas que pueden presentarse en las camas de un cultivo de fresa, suelen ser difícilmente distinguibles para las personas que carecen de contacto directo con él. Además, los análisis de laboratorio llevan un tiempo considerable y los diagnósticos por teléfono muchas veces no resultan siempre los más adecuados [4].

Varias investigaciones orientadas en la identificación de deficiencias de nutrientes, mediante la adquisición de imágenes en sus folíolos, han sido efectivas, siempre y cuando se implementen métodos directos como se presentan en [14], [15] y [16]. Estas técnicas no resultan muy convenientes, al considerarse destructivas por arrancar los folíolos de las plantas.

Basado en esto, se propone implementar un nuevo algoritmo que reconozca deficiencias de nitrógeno y magnesio en las plantas de fresa del cultivar Albion, evitando utilizar métodos directos o destructivos para la adquisición de imágenes, con el fin de ofrecer una herramienta rápida de diagnóstico para productores e investigadores.

En este trabajo se enuncia la metodología implementada para la adquisición de información, el algoritmo propuesto de procesamiento de imágenes a través del desglosamiento de un diagrama de flujo, junto con un análisis de los resultados obtenidos durante la ejecución de la aplicación. Finalmente se presentan las conclusiones y recomendaciones del trabajo realizado para futuras investigaciones.

II. MÉTODOS Y MATERIALES

Para el desarrollo de esta investigación, se realizó la adquisición de las imágenes al cultivo de estudio de manera indirecta, las cuales fueron posteriormente procesadas diseñando una aplicación desarrollada en C# usando la librería *Emgu CV*, utilizando métodos de detección de contornos, correspondencia de patrones, umbralización, suavizado, erosión, dilatación, entre otros. Los resultados permiten mostrar al usuario el diagnóstico de posibles deficiencias de nutrientes a las que puede estar expuesta la planta. En la Figura 1 se puede apreciar el esquema de los principales componentes del trabajo.

Juan David Sandino Mora, estudiante de Ingeniería Mecatrónica, Universidad Militar Nueva Granada, Bogotá D.C. email: u1801731@unimilitar.edu.co

I.E. Dario Amaya Hurtado, Ph.D, docente de tiempo completo, Programa Ingeniería Mecatrónica, Universidad Militar Nueva Granada, Bogotá D.C. email: dario.amaya@unimilitar.edu.co

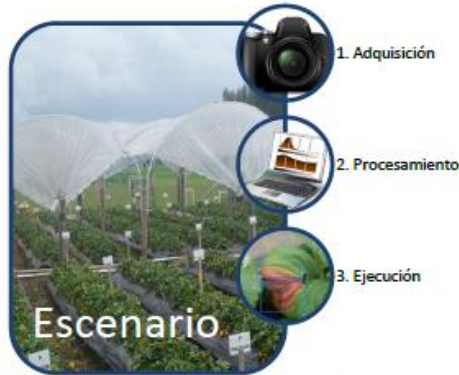


Figura 1. Representación de las condiciones de trabajo

Este trabajo toma como base experimental un cultivo de fresa localizado en la Universidad Militar Nueva Granada sede Cajicá, desarrollado por el programa de *Tecnología en Horticultura*. El acceso al cultivo y el recorrido por el mismo es limitado al paso de una sola persona, tal y como se observa en la Figura 2.



Figura 2. Vista general del cultivo de fresa del Campus Nueva Granada

Definido el espacio de trabajo, se pretende obtener las imágenes tomando las capturas directamente sobre el cultivo, evitando tener contacto directo con las plantas de las camas de fresa. La adquisición de las imágenes, se obtiene por medio de una cámara digital fotográfica marca *SAMSUNG PL120*. Las propiedades de esta, incluyen resolución de imágenes de 16 MP, brillo y contrastes automáticos, a una velocidad de captura de 250 Hz. Cada captura se realiza de forma manual, enfocando el escenario deseado, evitando utilizar zoom digital.

En general se realizaron análisis a los síntomas visibles en los folíolos de las plantas para generar diagnósticos de deficiencia de Nitrógeno y Magnesio, clasificando la gravedad del síntoma en bajo, medio o alto.

III. ALGORITMO PROPUESTO

En la Figura 3, se presenta el algoritmo propuesto para la identificación de deficiencias de nutrientes para las plantas de

fresa del cultivar Albion. El algoritmo, tiene la capacidad de diferenciar, si la imagen que va a ser procesada, fue enfocada en los folíolos de la planta o simplemente no se encuentra enfocando las camas del cultivo.

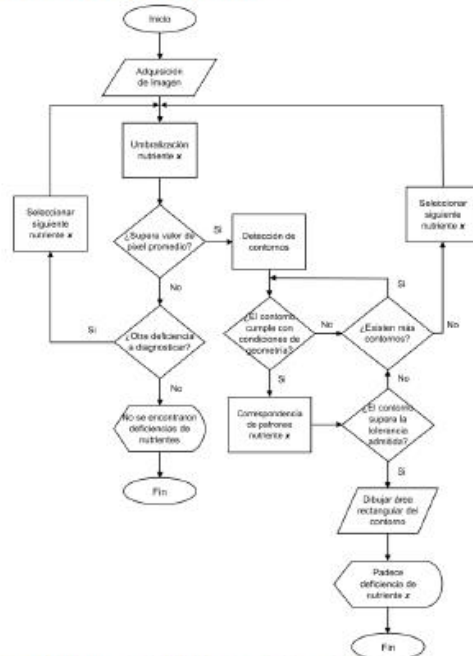


Figura 3. Diagrama de flujo del algoritmo implementado

Tomando como ejemplo la adquisición de imagen mostrada en la Figura 4, se extrae la máscara principal, que permite determinar si la imagen enfoca los folíolos de la planta, a través de funciones de segmentación y análisis de histograma. Aquí se realiza una conversión de los datos de la imagen, desde el formato RGB tradicional, al formato HSV (*Hue, Saturation, Value*), el cual permite la distinción de los colores en la imagen.



Figura 4. Imagen adquirida para un diagnóstico de Deficiencia de Nitrógeno

Con la imagen binarizada y utilizando el método *GetAverage(...)*, se obtuvo el valor promedio de los valores de todos los píxeles que conforman la imagen. Usando la Ecuación (1), Donde $src(I)_0$ equivale a la magnitud de cada uno de los píxeles de la imagen cargada y n al número total de píxeles que conforman dicha imagen. El método retorna una magnitud correspondiente al valor promedio de los píxeles que conforman la máscara. Con este valor se determinó los niveles de tonos verdes, asignando un valor mínimo de 25.0, que corresponde al 10% de intensidad de color en la imagen.

$$Avg = \frac{\sum_{i=0}^n src(I)_0}{n} \quad (1)$$

Si se cumple la anterior condición de porcentaje, la imagen es considerada apta para diagnóstico de deficiencias de nutrientes, por lo tanto, se aplica un filtro de suavizado utilizando el método *SmoothMedian(...)*, con el fin de eliminar el ruido generado por la operación anterior, transformando la imagen usando el kernel de la Ecuación (2).

$$K = \frac{1}{2 * ks} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & \dots & 1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 1 & 1 & 1 & \dots & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

ks es un valor impar, equivalente al tamaño de la apertura del filtro. Entre más grande se defina ks , mayor es el efecto producido por el filtro en la imagen resultante.

Teniendo en cuenta que este filtro de suavizado reduce el área de los contornos obtenidos, se aplica el método *Dilate(...)*, el cual aumenta las regiones que contengan más brillo. De acuerdo con la Ecuación (3), Donde src es la imagen de entrada, dst es la imagen de salida, x y y corresponden a las coordenadas el píxel procesado en el plano, x' y y' equivalen a las coordenadas del vecino positivo más cercano. El método obtiene una nueva imagen, analizando cada uno de los píxeles junto con sus vecinos más cercanos, generando así la Figura 5.

$$dst(x, y) = \max_{(x', y') : element(x', y') \neq 0} src(x + x', y + y') \quad (3)$$



Figura 5. Máscara principal de la imagen

A. Detección de deficiencias de Nutrientes

Para realizar el diagnóstico del nutriente en interés, se aplica a la imagen original, rangos de umbralización en HSV, a través del método *InRange(...)*, cuyos parámetros están predefinidos de acuerdo al objeto de estudio, de acuerdo con la Ecuación (4).

$$dst(I) = \begin{cases} 255 & \rightarrow lowerb(I)_0 \leq src(I)_0 \leq upperb(I)_0 \\ 0 & \rightarrow \text{de lo contrario} \end{cases} \quad (4)$$

El $dst(I)$ corresponde al vector de salida, $src(I)$ al vector de entrada, $lowerb(I)_0$ y $upperb(I)_0$ a los rangos HSV inferior y superior respectivamente.

Con la imagen resultante, se aplican los mismos procedimientos de pre-procesado mencionados al comienzo del algoritmo y se utiliza nuevamente el método *GetAverage(...)*. Usando la Ecuación (1), el método retorna una magnitud correspondiente al valor promedio de los píxeles que conforman la máscara. Con este valor, se determina si la concentración de tonos para detectar alguna deficiencia en la imagen cumple con el valor mínimo de 1.0.

Si esta condición no se cumple, se descarta el posible diagnóstico al nutriente analizado. En la Figura 6 se presenta el resultado de realizar la umbralización y verificación de la existencia de síntomas para identificar deficiencias de nitrógeno.

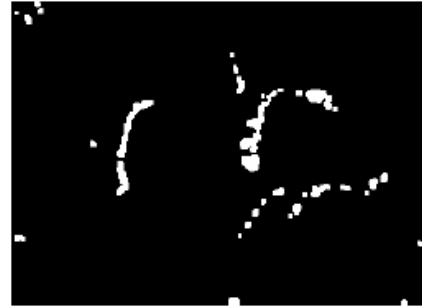


Figura 6. Imagen resultante al umbralizar la imagen original.

A la imagen resultante se le aplica una operación lógica *AND* que determina si las regiones de la imagen se encuentran dentro de las zonas de la máscara principal, descartando así resultados erróneos por contornos que pertenezcan a otros objetos, este resultado se presenta en la en la Figura 7.



Figura 7. Imagen resultante de la operación lógica AND

Luego del pre-procesado de la imagen se buscan los contornos exteriores, utilizando el método *FindContours(...)*, en el cual se ejecuta el algoritmo de detección propuesto por [17]. Con los contornos obtenidos se ejecutan métodos que permitan discriminar cada región por su tamaño y forma. Cada objeto de estudio establece condiciones exclusivas para determinar si los contornos cumplen las condiciones para ser dibujados en la imagen final. Una vez se terminen de dibujar los contornos clasificados se publica el diagnóstico.

El diagnóstico para deficiencias de Magnesio requiere de una etapa adicional. Los contornos se someten al método *ApproxPoly(...)* a través del algoritmo propuesto por [18], generando nuevos contornos cuya forma se aproxima a la de un polígono ordinario. El objetivo de esta operación es comparar los contornos generados con un patrón pre-definido con el método *MatchShapes(...)* utilizando la Ecuación de correspondencia de contornos (5).

$$I(A, B) = \sum_{i=1..7} \left| \frac{1}{m_i^A} - \frac{1}{m_i^B} \right| \quad (5)$$

Donde

$$m_i^A = \text{sign}(h_i^A) \cdot \log h_i^A$$

$$m_i^B = \text{sign}(h_i^B) \cdot \log h_i^B$$

Los valores A y B corresponden a los objetos a comparar, h_i^A y h_i^B a los *momentos de Hu* de los objetos A y B respectivamente. Los siete momentos utilizados para la correspondencia de patrones están definidos en la investigación [19].

El método devuelve un valor flotante indicando la relación entre el contorno de entrada y el patrón predefinido en un rango de 0.0 (ambas regiones coinciden) a 1.0 (no coinciden en lo absoluto). Finalmente se establece una tolerancia para el valor devuelto por el método para definir si el contorno será dibujado. El resultado final del diagnóstico se aprecia en la Figura 8.

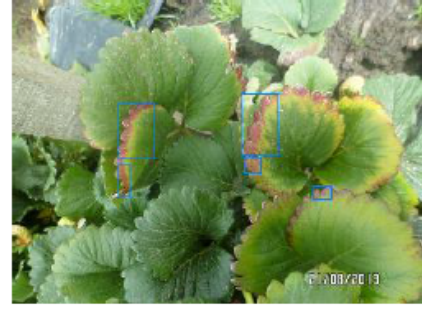


Figura 8. Imagen con áreas rectangulares de contornos para diagnosticar deficiencias de Nitrógeno

IV. ANÁLISIS DE RESULTADOS

Para obtener la exactitud del algoritmo en generar un diagnóstico acertado, se muestrearon un total de 30 imágenes seleccionadas de manera aleatoria para el diagnóstico de nitrógeno y magnesio. Adicionalmente se realizaron pruebas de rendimiento midiendo el tiempo invertido por el algoritmo en cada una de las pruebas. Las pruebas se ejecutaron en un equipo de escritorio con las siguientes especificaciones. 4GB DDR 2 de memoria RAM, Procesador AMD Athlon II X245 (2 x 2.9GHz), Tarjeta Gráfica ATI Radeon HD 4350, S.O. Windows 8.1 Update x32.

De acuerdo con la Tabla 1 y la

Tabla 2, en cada una de las pruebas se determinó la exactitud del algoritmo visualizando si el diagnóstico fue o no el acertado, junto con la especificación del estado de los síntomas presentes en los foliolos de las plantas en estudio, clasificados en niveles *bajo*, *medio* o *alto*. El porcentaje de exactitud de los datos recolectados, se visualizan en la Figura 9.

NITRÓGENO			
Imagen	Tiempo Invertido (ms)	S. Teórico	S. Diagnóstica
1	14.25	Bajo	Medio
2	22.71	Alto	Alto
3	16.53	Alto	Alto
4	17.76	Bajo	Medio
5	31	Alto	Sana
6	18.12	Alto	Bajo
7	19.63	Medio	Medio
8	8.83	Medio	ERROR
9	18.32	Medio	ERROR
10	13.5	Alto	Alto
11	18.33	Medio	Medio
12	19.52	Alto	Alto
13	13.47	Bajo	Bajo

14	19.33	Medio	Medio
15	15.14	Sana	Sana

Tabla 1. Datos Recolectados para diagnóstico de nitrógeno

MAGNESIO			
Imagen	Tiempo Invertido (ms)	S. Teórico	S. Diagnóstico
1	12.84	Sana	Sana
2	19.34	Bajo	Bajo
3	16.78	Medio	Medio
4	13.65	Alto	Alto
5	14.64	Alto	Bajo
6	17.06	Alto	ERROR
7	21.65	Bajo	Bajo
8	21.49	Bajo	Medio
9	12.65	Sana	Sana
10	15.93	Alto	Alto
11	16.95	Alto	ERROR
12	21.57	Bajo	ERROR
13	13.47	Bajo	ERROR
14	22.18	Medio	Alto
15	19.98	Sana	Sana

Tabla 2. Datos Recolectados para diagnóstico de magnesio

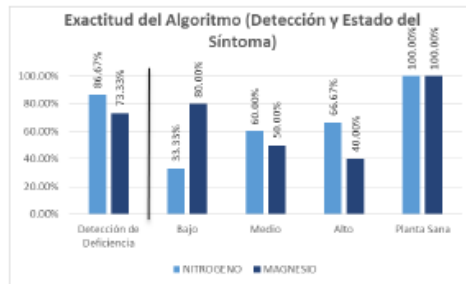


Figura 9. Exactitud del algoritmo propuesto para cada diagnóstico

El rendimiento general de la aplicación fue el adecuado, ejecutando el algoritmo en tiempos promedio de 17.76ms y 17.35ms para diagnóstico de nitrógeno y magnesio respectivamente, de tal forma que la aplicación pueda ejecutar videos a 30FPS sin ningún problema. Se detectaron picos de tiempo máximo de 31ms, tiempo mínimo de 8.83ms, con una desviación estándar de 4.98ms, observando así un comportamiento relativamente estable en el rendimiento del algoritmo.

La exactitud del algoritmo para detectar deficiencias de nitrógeno y magnesio a través de los folíolos de las plantas es de 87% y 73% respectivamente. Los casos que arrojaron

diagnósticos desacertados coincidieron con imágenes adquiridas con deficiencias en nitidez e iluminación, dadas las condiciones meteorológicas cambiantes típicas en la zona. Adicionalmente se cargaron imágenes con folíolos sin ninguna clase de sintoma que permita identificar deficiencias de nutrientes (plantas sanas), arrojando los diagnósticos acertados en el 100% de los casos.

Se encontraron similitudes en identificar de forma apropiada el estado del síntoma en los folíolos, siempre y cuando la imagen enfocara el folíolo completo en cuestión en todo el plano de la misma. Sucedió el caso contrario al encontrar diferencias en el diagnóstico en detectar el estado de los síntomas, si la imagen había sido enfocada en alguna de sus hojas de manera individual. Por lo tanto, el algoritmo propuesto ofrece mejores prestaciones siempre y cuando la adquisición de imagen se ejecute de acuerdo con la primera situación expuesta.

V. CONCLUSIONES

Por medio de los resultados obtenidos, la propuesta implementada para obtener un diagnóstico de deficiencia de nutrientes en cultivos de fresa de una forma indirecta o mediante un método no destructivo, carece de ser lo suficientemente efectiva para ser aplicada en otros cultivos similares.

Para obtener los mejores resultados se recomienda seleccionar un dispositivo de adquisición de imagen de alta calidad, el cual genere capturas con gran resolución, que permita seleccionar regiones de interés dentro de la imagen capturada, nitidez y posea herramientas de contraste, niveles y brillo automáticos.

El algoritmo propuesto ejecutado en la aplicación de usuario final, se considera una buena herramienta para biólogos, tecnólogos en horticultura y productores, que requieran monitorear el crecimiento y el rendimiento de plantas de fresa, a un costo más bajo y mantenimiento casi nulo, a comparación con otras soluciones ofrecidas en el comercio.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a la Universidad Militar Nueva Granada por financiar este proyecto de iniciación científica (PIC ING - 1705) y al M.Sc Carlos Mario Grijalba Rátiva por sus conocimientos y experiencia proporcionados en Horticultura, los cuales facilitaron el desarrollo de esta investigación y por los permisos concedidos para intervenir directamente en el cultivo de fresa del Campus Nueva Granada.

REFERENCIAS

[1] ICAMEX, *Guía Técnica para el Cultivo de Fresa*, Gobierno del Estado de México, 2006.
 [2] J. L. Maas, *Compendium of Strawberry diseases*, 1984.

- [3] V. H. Lallana y M. d. C. Lallana, *Manual de Practicas de Fisiología Vegetal*, Facultad de Ciencias Agropecuarias - UNER, 2003.
- [4] C. M. Grijalba Rátiva, Interviewee, *Generalidades en el cultivo de fresa*. [Entrevista]. 22 Agosto 2013.
- [5] P. Domoto, «Recognizing and Correcting Nutrient Deficiencies in Strawberries.» 2011.
- [6] «Nutrients Deficiency Symptoms in Strawberry.» BSL.
- [7] L. Zibilske, «Strawberries: Plant Nutrition Notes.» Abril 2012. [En línea]. Available: <http://asktheplant.com/PDFs/strawberries-plant-nutrition-notes.pdf>.
- [8] L. Lesur, *Manual de Fruticultura*.
- [9] L. Lesur, *Manual de Horticultura*.
- [10] Lexus, *Biblioteca de la Agricultura*, Idea Books S.A., 2007, pp. 612-614.
- [11] «Strawberry crop guide: mineral nutrition of strawberries.» [En línea]. Available: http://www.haifa-group.com/knowledge_center/crop_guides/strawberry/mineral_nutrition_of_strawberries/.
- [12] D. T. Handley, «Strawberry Nutrition: The ABCs of NP&K.» [En línea]. Available: http://www.newenglandvfc.org/pdf_proceedings/Strawberry/Nutrition.pdf.
- [13] «Cornell Fruit: Berry Diagnostic Tool.» June 2013. [En línea]. Available: <http://www.fruit.cornell.edu/berrytool/strawberry/STRparts.htm>.
- [14] X. Yao, W. Du, S. Feng y J. Zou, «Image-based plant nutrient status analysis: An overview.» de *Intelligent Computing and Intelligent Systems (ICIS), 2010 IEEE International Conference on*, 2010.
- [15] N. S. Tijare y S. S. Badnerkar, «Image Recognition Based Crop Disease Identification System: A Survey.» *International Journal of Computer Science and Mobile Computing*, vol. 3, nº 4, pp. 868-873, April 2014.
- [16] T. Ayala-Silva, C. A. Beyl y R. R. Heath, «Classification of Hyperspectral Data and Neural Networks to Differentiate Between Typical Leaves of Wheat and Those Deficient in Nitrogen, Phosphorus, Potassium and Calcium.» *Pakistan Journal of Biological Sciences*, vol. 9, nº 15, pp. 2841-2846, 2006.
- [17] «Topological structural analysis of digitized binary images by border following.» *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 30, nº 1, pp. 32-46, 1985.
- [18] «ALGORITHMS FOR THE REDUCTION OF THE NUMBER OF POINTS REQUIRED TO REPRESENT A DIGITIZED LINE OR ITS CARICATURE.» *Cartographica: The International Journal for Geographic Information and Geovisualization*, vol. 10, nº 2, pp. 112-122, 1973.
- [19] M. Hu, «Visual Pattern Recognition by Moment Invariants.» *IRE Transactions on Information Theory*, vol. 8, nº 2, pp. 179-187, 1962.

4. Inventario Phantom FC40

1. Cámara FC40



2. Base para cámara FC40



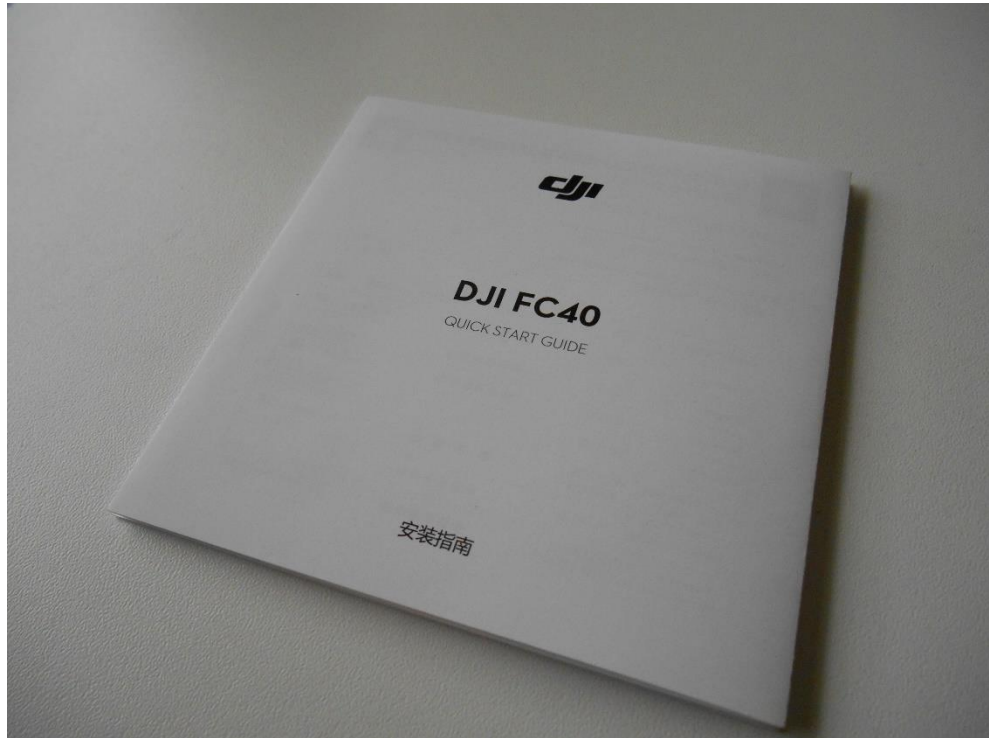
3. *Soporte vertical (Cámara – Phantom)*



4. *Accesorios siliconados de la cámara FC40*



5. *Guía rápida de usuario para el manejo de la cámara FC40*



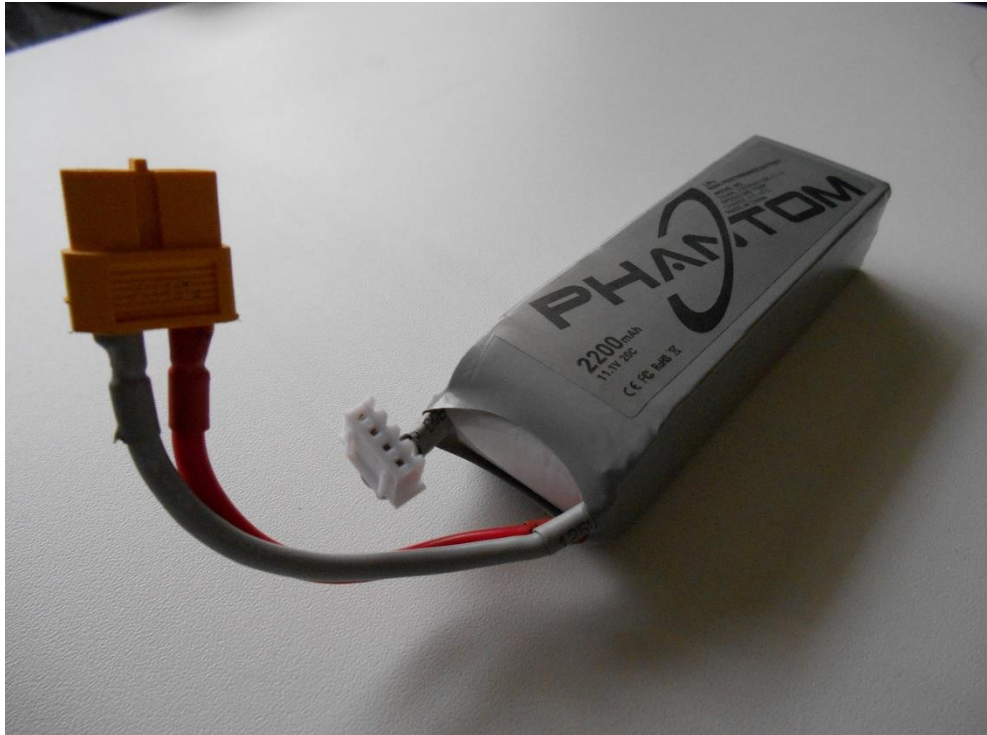
6. *Chasis principal del Phantom, con 4 motores incluidos*



7. Apoyos para el chasis del Phantom



8. Batería Phantom LiPo 11.1V a 2200mAh y 20C



9. *Cable para tomacorriente europeo*



10. *Cable para tomacorriente americano*



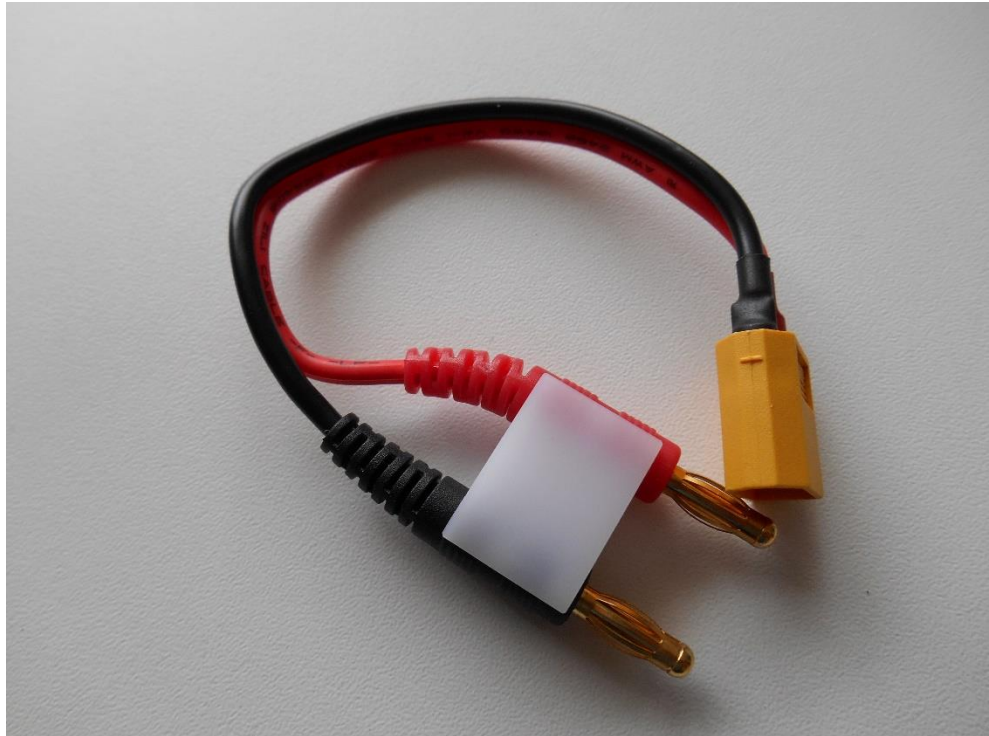
11. Cable USB macho – hembra



12. Cable USB – USB micro



13. Conector Batería – Cargador



14. Cargador BC20-4



15. Hoja con calcomanías



16. Hélices



17. *Adaptadores adicionales para tomacorriente*



18. Soporte con pinza para sujetar Smartphone



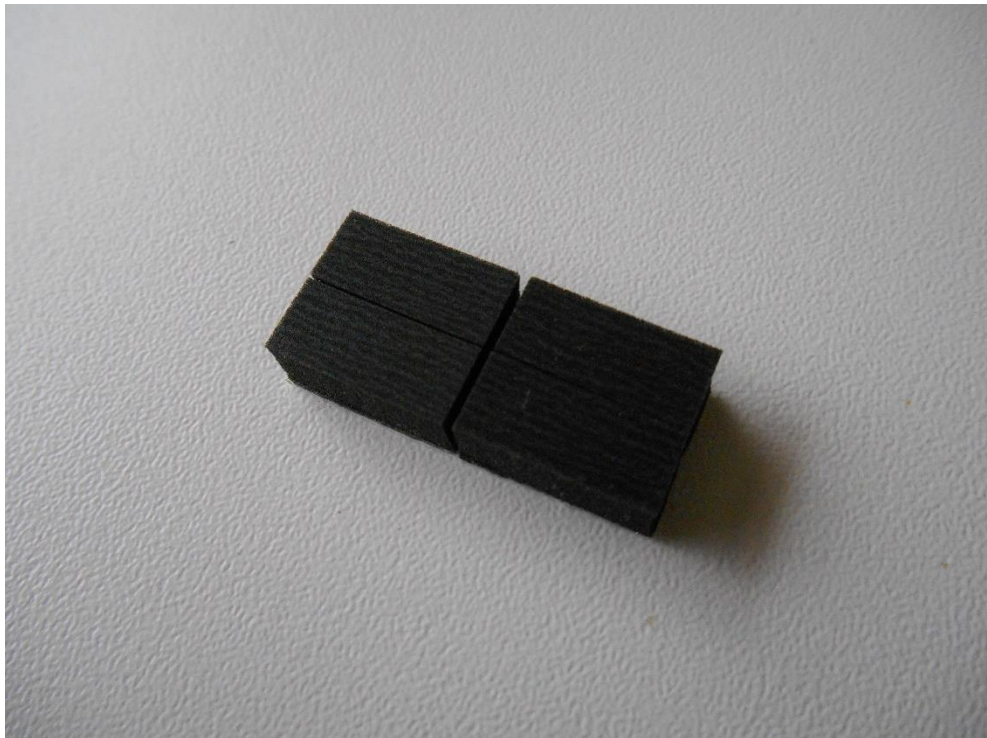
19. Soporte horizontal (Cámara – Phantom)



20. Perno para fijar la posición de la cámara FC40



21. Cojines para apoyos de repuesto



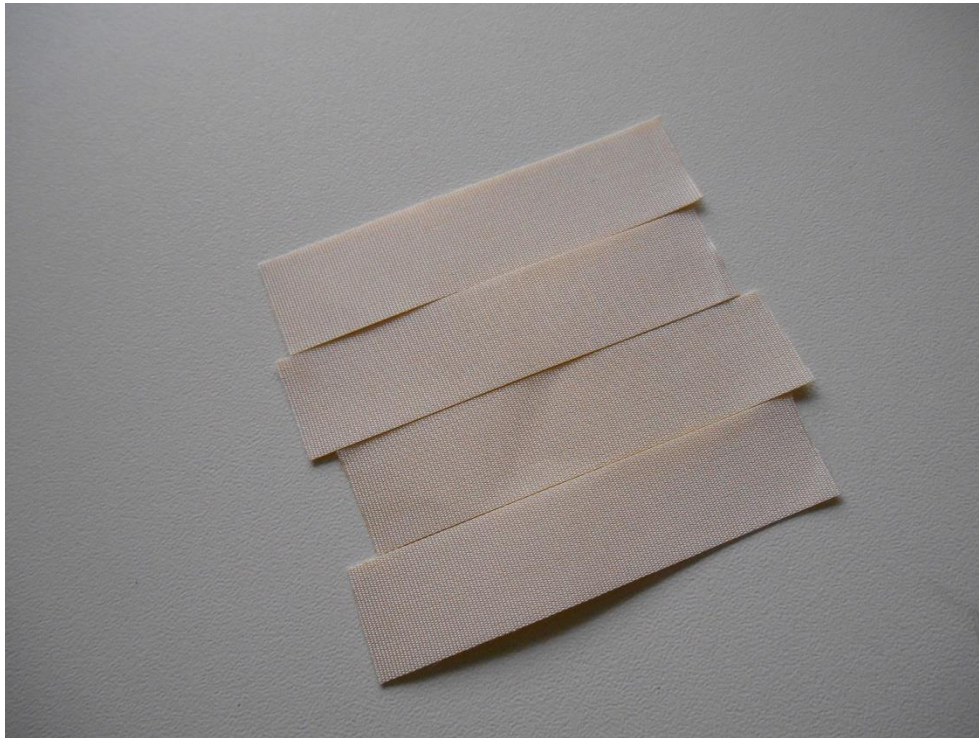
22. Llave para ajustar – desajustar hélices



23. Accesorio de ajuste del soporte con pinza



24. *Cintas autoadhesivas de repuesto*



25. *Tornillos M3*



26. Tornillos de ajuste



27. Transmisor RF



28. Pilas alcalinas AA



RESUMEN

Inventario PHANTOM FC40		
#	<i>Nombre de la Pieza</i>	<i>Cantidad</i>
1	Cámara FC40	1
2	Base para cámara FC40	1
3	Soporte vertical (Cámara – Phantom)	1
4	Accesorios siliconados de la cámara FC40	6
5	Guía rápida de usuario para el manejo de la cámara FC40	1
6	Chasis principal del Phantom, con 4 motores incluidos	1
7	Apoyos para el chasis del Phantom	2
8	Batería Phantom LiPo 11.1V a 2200mA y 20C	1
9	Cable para tomacorriente europeo	1
10	Cable para tomacorriente americano	1
11	Cable USB macho – hembra	1
12	Cable USB – USB micro	1
13	Conector Batería – Cargador	1
14	Cargador BC20-4	1
15	Hoja con calcomanías	1
16	Hélices	8
17	Adaptadores adicionales para tomacorriente	2
18	Soporte con pinza para sujetar Smartphone	1
19	Soporte horizontal (Cámara – Phantom)	1
20	Perno para fijar la posición de la cámara FC40	1
21	Cojines para apoyos de repuesto	4
22	Llave para ajustar – desajustar hélices	1
23	Accesorio de ajuste del soporte con pinza	1
24	Cintas autoadhesivas de repuesto	4
25	Tornillos M3	6
26	Tornillos de ajuste	15
27	Transmisor RF	1
28	Pilas alcalinas AA	4

Tabla 1. Inventario Phantom FC40

Bibliografía

- [1] C. Lu, H. Ren, Y. Zhang y Y. Shen, «Leaf Area Measurement Based on Image Processing,» de *Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMTMA), 2010 International Conference on*, 2010.
- [2] V. H. Lallana y M. d. C. Lallana, *Manual de Practicas de Fisiología Vegetal*, Facultad de Ciencias Agropecuarias - UNER, 2003.
- [3] ICAMEX, *Guía Técnica para el Cultivo de Fresa*, Gobierno del Estado de México, 2006.
- [4] J. L. Maas, *Compendium of Strawberry diseases*, 1984.
- [5] V. H. Lallana y M. d. C. Lallana, *Manual de Practicas de Fisiología Vegetal*, Facultad de Ciencias Agropecuarias - UNER, 2003.
- [6] L. Lesur, *Manual de Horticultura*.
- [7] L. Lesur, *Manual de Fruticultura*.
- [8] Lexus, *Biblioteca de la Agricultura*, Idea Books S.A., 2007, pp. 612-614.

- [9] C. M. Grijalba Rátiva, Interviewee, *Revisión al estado del Arte en el Monitoreo de Cultivos de Fresa*. [Entrevista]. Agosto 2013.
- [10] C.-J. Du y D.-W. Sun, «Recent developments in the applications of image processing techniques for food quality evaluation,» *Trends in Food Science & Technology*, vol. 15, nº 5, pp. 230 - 249, 2004.
- [11] W. Jingwen y L. Hong, «Measurement and analysis of plant leaf area based on image processing,» de *Information Technology in Medicine and Education (ITME), 2012 International Symposium on*, 2012.
- [12] F. S. Bao, S. G. Wu, Y.-X. Wan, Y.-F. Chang y Q.-L. Xiang, «A Leaf Recognition Algorithm for Plant Classification Using Probabilistic Neural Network,» de *Signal Processing and Information Technology, 2007 IEEE International Symposium on*, 2007.
- [13] D. Han, «Leaf area measurement based on Markov random field,» de *Computer Science and Network Technology (ICCSNT), 2012 2nd International Conference on*, 2012.
- [14] L. Kaiyan, W. Junhui, C. Jie y S. Huiping, «Measurement of Plant Leaf Area Based on Computer Vision,» de *Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMTMA), 2014 Sixth International Conference on*, 2014.

- [15] M. M. Ali, A. Al-Ani, D. Eamus y D. K. Y. Tan, «A New Image-Processing-Based Technique for Measuring Leaf Dimensions,» *American-Eurasian J. Agric. & Environ. Sci.*, vol. 12, nº 12, 2012.
- [16] H. Hajjdiab y A. Obaid, «A vision-based approach for nondestructive leaf area estimation,» de *Environmental Science and Information Application Technology (ESIAT), 2010 International Conference on*, 2010.
- [17] J. L. Maas, *Compendium of Strawberry Diseases*, 1984.