

INSTITUTO TECNOLÓGICO DE CHIHUAHUA
DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN

***“DETECCIÓN DE MACRONUTRIENTES EN
PLANTAS DE LECHUGA (LACTUCA SATIVA) POR
ANÁLISIS DE IMÁGENES HIPERESPECTRALES”***

TESIS

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE

***MAESTRO EN CIENCIAS
EN INGENIERIA ELECTRÓNICA***

PRESENTA:

JESÚS DANIEL VARGAS VALLES

**DIRECTOR DE LA TESIS:
*DR. LUIS FRANCISCO CORRAL MARTÍNEZ***

CHIHUAHUA, CHIH., AGOSTO 2021



EDUCACIÓN
SECRETARÍA DE EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLÓGICO
NACIONAL DE MÉXICO





Chihuahua, Chih. **13 de agosto de 2021**

**C. JESÚS DANIEL VARGAS VALLES
PRESENTE**

En cumplimiento con los requerimientos para la obtención del grado de Maestro en Ciencias en Ingeniería Electrónica y a propuesta de su Comité Tutorial, la División de Estudios de Posgrado e Investigación le concede la autorización para imprimir la tesis titulada *"Detección de macronutrientes en plantas por análisis de imágenes hiperespectrales"* dirigida por el Dr. Luis Francisco Corral Martínez con el siguiente contenido de capítulos:

- I Introducción
- II Antecedentes
- III Procedimiento experimental de pruebas de reflectancia
- IV Procedimiento experimental de pruebas con imágenes hiperespectrales
- V Análisis y resultados
- VI Conclusiones y trabajo futuro

ATENTAMENTE

Excelencia en Educación Tecnológica®
"La Técnica por el Engrandecimiento de México"

M.C. ROGELIO ENRIQUE BARAY ARANA
JEFE DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN





Chihuahua, Chih. 11 de agosto de 2021

MTR. ROGELIO ENRIQUE BARAY ARANA
JEFE DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN
PRESENTE

En cumplimiento con los requerimientos para la obtención del grado de Maestro en Ciencias en Ingeniería Electrónica, le notificamos que el documento de tesis del alumno C. JESÚS DANIEL VARGAS VALLES, titulado *"Detección de macronutrientes en plantas por análisis de imágenes hiperespectrales"* dirigido por el Dr. Luis Francisco Corral Martínez ha sido aprobado y aceptado para su impresión.

Por lo anterior, proponemos le sea concedida la autorización de impresión correspondiente.

Agradeciendo la atención a la presente, quedamos de usted:

ATENTAMENTE

Excelencia en Educación Tecnológica
"La Técnica por el Engrandecimiento de México"



DR. LUIS FRANCISCO CORRAL MARTÍNEZ
DIRECTOR DE TESIS

DR. GERARDO TRUJILLO SCHIAFFINO
MIEMBRO DEL COMITÉ TUTORIAL

DRA. DIDIA PATRICIA SALAS PEIMBERT
MIEMBRO DEL COMITÉ TUTORIAL

DR. JAVIER VEGA PINEDA
MIEMBRO DEL COMITÉ TUTORIAL





CARTA CESIÓN DE DERECHOS

En la ciudad de Chihuahua el día 13 de agosto de 2021, el que suscribe C. JESÚS DANIEL VARGAS VALLES con número de control G17061505, de la Maestría en Ciencias en Ingeniería Electrónica, adscrita a la División de Estudios de Posgrado e Investigación del Instituto Tecnológico de Chihuahua, manifiesta que es autor intelectual del presente trabajo de Tesis bajo la dirección del Dr. Luis Francisco Corral Martínez y cede los derechos del trabajo titulado "Detección de macronutrientes en plantas por análisis de imágenes hiperespectrales", al Tecnológico Nacional de México y/o Instituto Tecnológico de Chihuahua para su difusión, divulgación, transmisión, reproducción, así como su digitalización con fines académicos y de investigación.

C. JESÚS DANIEL VARGAS VALLES





DECLARACIÓN DE ORIGINALIDAD

En la ciudad de Chihuahua el día 13 de agosto de 2021, el que suscribe C. JESÚS DANIEL VARGAS VALLES de la Maestría en Ciencias en Ingeniería Electrónica, con número de control G17061505, adscrito a la División de Estudios de Posgrado e Investigación del Instituto Tecnológico de Chihuahua, manifiesta que es autor intelectual de la tesis titulada "Detección de macronutrientes en plantas por análisis de imágenes hiperespectrales" bajo la dirección del Dr. Luis Francisco Corral Martínez; que el contenido es original y que las fuentes de información consultadas para su fundamentación están debidamente citadas y referenciadas.

C. JESÚS DANIEL VARGAS VALLES



Chihuahua, Chih. A día 19 de Agosto del 2021

Dra. María Elena Álvarez-Buylla Roces

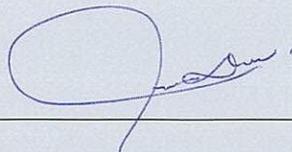
Directora de CONACYT

Presente. –

Le saludo cordialmente por este medio y deseo informarle que he concluido la Maestría en Ciencias en Ingeniería Electrónica en la División de Estudios de Posgrado e Investigación del Instituto Tecnológico de Chihuahua, obteniendo el grado de Maestro en Ciencias. Agradezco al CONACYT y a usted como su representante por el apoyo otorgado durante este proceso, lo cual me permitió dedicarme de tiempo completo para lograr este objetivo.

Reitero mi agradecimiento y sin más por el momento queda de usted un servidor.

Atentamente



Jesús Daniel Vargas Valles
Exbecario de CONACYT No. G17061505

c.c.p. M.C. Rogelio Enrique Baray Arana
Jefe de la División de Estudios de Posgrado e Investigación

AGRADECIMIENTOS

En primera instancia quiero agradecer a mi asesor de tesis, el Doctor Luis Francisco Corral Martínez, quien con su experiencia y conocimientos me fue mostrando el camino para poder realizar el presente trabajo de tesis, gracias por su paciencia, su apoyo y mentoría que fueron esenciales en todo momento.

Al Instituto Tecnológico de Chihuahua, por permitirme un espacio y las herramientas necesarias para poder llevar a cabo este trabajo. A los docentes, por impartir su conocimiento el cual fue esencial para los temas vistos en esta tesis. A mis compañeros que siempre fueron un soporte y una ayuda en los momentos necesarios.

Por último, quiero agradecer especialmente a mis padres, que sin ellos nada de esto sería posible, fueron ellos los que me alentaron en un principio para realizar un posgrado y fueron ellos los que siempre me apoyaron y nunca dudaron de mí, gracias por haber estado en este camino siempre a mi lado.

RESUMEN

DETECCIÓN DE MACRONUTRIENTES EN PLANTAS DE LECHUGA (*LACTUCA SATIVA*) POR ANÁLISIS DE IMÁGENES HIPERESPECTRALES

Ing. Jesús Daniel Vargas Valles
Maestría en Ciencias en Ingeniería Electrónica
División de Estudios de Posgrado e Investigación
Instituto Tecnológico de Chihuahua
Chihuahua, Chih., julio 2021
Director de Tesis: Dr. Luis Francisco Corral Martínez

La detección de nutrientes presentes en una planta es necesaria para poder monitorear el cultivo y que éste crezca de la mejor forma posible. En este proyecto se desarrolló un sistema capaz de detectar el contenido de nutrientes esenciales en la planta (macronutrientes), para obtener un óptimo desarrollo de ésta. El método utilizado para la detección de nutrientes en la planta fue el análisis de imágenes hiperespectrales.

La especie seleccionada para el proyecto fue la *Lactuca Sativa* o lechuga común. Se desarrolló un sistema de hidroponía el cual facilita la adición de nutrientes y proporciona un mejor control. Se realizaron pruebas analizando los espectros de cultivos con un nivel de nutrientes balanceado y de hojas no sanas, después de esto se realizaron diferentes soluciones nutritivas con cantidades controladas de los macronutrientes: K, P, Ca, S y Mg, las cantidades fueron desde la menor cantidad posible, un rango medio y una presencia total. Se desarrolló el arreglo experimental, el cual consiste en una cámara monocromática con un sistema de iluminación de 12 bandas a través del espectro visible con picos de longitud de onda de; 430, 475, 501, 535, 555, 575, 596, 605, 615, 630, 660 y 700 nm.

Para realizar el análisis se tomaron capturas a 30 muestras a cultivos que llegaron a su madurez con deficiencias de K y S+Mg, con estas capturas se realizó un análisis de componentes principales dando como resultados favorables la medición del potasio. Como resultado se logró determinar el nivel de potasio presente en la planta con un error máximo del 8%, sin embargo, no fue posible la detección de los demás nutrientes.

Como se puede concluir, el sistema fue capaz de medir la presencia de potasio de una forma satisfactoria, sin embargo, sigue habiendo un área de oportunidad muy grande para poder realizar la medición del resto de macronutrientes.

ABSTRACT

NUTRIENT DETECTION IN LETTUCE PLANTS (LACTUCA SATIVA) BY HIPERSPECTRAL IMAGE ANALYSIS

Nutrient detection in plants is necessary to be able to monitor the crop and make it grow in the most optimal possible way. The propose of this project is to create a capable system to detect the nutrient content that is essential for the plant (macronutrients), to obtain an optimal development of it. The method used in this project for the detection of nutrients in plants was a multispectral image analysis, which consists in taking pictures of the sample in narrow wavelengths through the whole visible spectrum.

The selected species for this project was *Lactuca Sativa* commonly named lettuce. A hydroponic system was developed, this system makes easy to add nutrients and gives a better control of them. Several tests were made analyzing the spectrum of crops with balanced nutrient level and those with non-healthy leaves, after this, different nutrient solutions were made with a controled leveles of macronutrient content (K, P, Ca, S & Mg). Nutrient levels ranged from the least possible content, a medium range and total presence. The experimental set up consists in a camera with an illumination system of 12 bands trough the visible spectrum with wavelength peaks in: 430, 475, 501, 535, 555, 575, 596, 605, 615, 630, 660 and 700 nm.

To carry out the analysis, captures of 30 samples were taken from mature crops grown with controlled levels of K and S+Mg; then, a principal components analysis was performed obtaining favorable results in the measure of potassium. As a result, it was possible to determine the level of potassium present in the plant with a maximum error of 8%, however it was not possible to detect the other nutrients.

As can be concluded, the system was able to measure the presence of potassium in a suitable way, there is still a very large area of opportunity to be able to measure the rest of the macronutrients.

CONTENIDO

RESUMEN.....	viii
ABSTRACT	ix
LISTA DE FIGURAS	xiii
LISTA DE TABLAS	xiv
CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN.....	1
CAPÍTULO II. FUNDAMENTO TEÓRICO	3
2.1. Agricultura e hidroponía.....	3
2.2. Nutrientes en las plantas	3
2.2.1. Métodos para la detección de nutrientes	4
2.2.2. Movilidad de los nutrientes en la planta.....	6
2.3. Macronutrientes	6
2.3.1. Nitrógeno.....	6
2.3.2. Azufre	7
2.3.3. Fósforo	8
2.3.4. Potasio	9
2.3.5. Calcio	10
2.3.6. Magnesio	10
2.4. Sensado remoto	11
2.4.1. Espectro electromagnético	11
2.4.2. Proceso de interacción	12
2.4.3. Interacción de la radiación en los sensores y tipos de sensores	12
2.4.4. Firma espectral.....	13
2.5. Reflectancia en las plantas.....	13
2.5.1. Interacción de la radiación en la planta	14
2.6. Imágenes hiperespectrales	14
2.6.1. Bibliotecas espectrales	15
2.6.2. Calibración	15
2.6.3. Pretratamiento.....	16
2.6.4. Retos en las imágenes hiperespectrales	17
2.6.4.1. Alta dimensionalidad de los datos	17
2.6.4.2. Mezcla espectral	18
2.7. Trabajos Previos.....	18

CAPÍTULO III. PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL DE PRUEBAS DE REFLECTANCIA	244
3.1. Sistema de hidroponía	244
3.2. Pruebas de conductividad	266
3.3. Pruebas de espectroscopia	277
3.4. Arreglo experimental.....	288
CAPÍTULO IV. PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL DE PRUEBAS CON IMAGNES HIPERESPECTRALES.....	300
4.1. Niveles reducidos de nutrientes.	300
4.1.1. Distribución de las cantidades de nutrientes.....	300
4.2. Sembrío de lechugas para pruebas con un nivel de nutrientes controlados	322
4.3. Sistema de hidroponía final	322
4.4. Segunda toma de conductividad	333
4.4.1. Sistema de iluminación de bandas de ledes	344
4.5. Arreglo experimental.....	366
4.5.1. Hemisferio integrador.....	366
4.5.2. Sistema de adquisición de imágenes.....	366
4.5.3. Captura de imágenes	388
CAPÍTULO V. ANÁLISIS Y RESULTADOS	411
5.1. Análisis de correlación de las pruebas de reflectancia	411
5.2. Resultados de las pruebas de reflectancia.....	422
5.3. Análisis de las pruebas con imágenes hiperespectrales.....	444
5.3.1. Proceso de segmentación	455
5.3.1.1. Mascara en MATLAB	455
5.3.1.2. Segmentación	466
5.3.1.3. Promediado de la imagen y obtención de la reflectancia.....	466
5.3.2. Análisis de componentes principales	477
5.4. Resultados.....	477
CAPÍTULO VI. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO.....	500

6.1.	Conclusiones	500
6.2.	Recomendaciones y trabajo Futuro	511
	REFERENCIAS	522
	ANEXOS.....	577
	Anexo A. Tablas de distribución en gramos de los nutrientes	577
	Anexo B. Código MATLAB [®] para segmentación de la hoja y promediado de píxeles	59

LISTA DE FIGURAS

CAPITULO III. PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL DE PRUEBAS DE REFLECTANCIA

Figura 3.1.	Sistema de hidroponía	25
Figura 3.2.	Lechugas en el sistema de hidroponía.....	25
Figura 3.3.	Gráfica del comportamiento de la conductividad en el sistema de hidroponía ...	26
Figura 3.4.	Espectrómetro	27
Figura 3.5.	Hoja no sana debido a la falta de luz.....	27
Figura 3.6.	Arreglo experimental.....	28
Figura 3.7.	a) Gráfica de reflectancia de una hoja sana, b) Gráfica de reflectancia de una hoja no sana.....	29
Figura 3.8.	a) Hoja sana, b) Hoja no sana	29

CAPITULO IV. PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL DE PRUEBAS CON IMAGNES HIPERESPECTRALES

Figura 4.1.	Sistema de hidroponía final.	32
Figura 4.2.	Gráfica del comportamiento de conductividad de las soluciones en el sistema de hidroponía.....	33
Figura 4.3.	Gráfica de distribución espectral de los ledes.....	35
Figura 4.4.	Sistema iluminación.	36
Figura 4.5.	Interfaz de usuario en LabView.	37
Figura 4.6.	Diagrama del arreglo experimental de la cámara hiperespectral.	38
Figura 4.7.	Arreglo experimental. a) Arreglo con el hemisferio integrador sin cubierta con la muestra. b) Hemisferio integrador con la cubierta del sistema de iluminación	38
Figura 4.8.	Diagrama a bloques de la secuencia de adquisición de imágenes	39
Figura 4.9.	Captura en las 12 bandas de una muestra.....	40

CAPITULO V. ANÁLISIS Y RESULTADOS

Figura 5.1.	Comparación directa entre bandas de una hoja sana y una hoja no sana	43
Figura 5.2.	Comparación inversa entre bandas de una hoja sana y una hoja no sana.....	44
Figura 5.3.	Mascara utilizada para la segmentación	45
Figura 5.4.	Hoja segmentada	46
Figura 5.5.	Gráfica de la línea de tendencia de la componente principal uno del potasio	49

LISTA DE TABLAS

CAPITULO IV. PROCEDIMIENTO EXPERIMENTO 2

Tabla 4.1 Fertilizantes de la solución nutritiva y distribución de los macronutrientes.....	31
Tabla 4.2 Porcentaje de deficiencia de nutrientes en las soluciones nutritivas	31
Tabla 4.3 Porcentaje de deficiencia de nutrientes en las soluciones nutritivas (En verde las soluciones de las plantas que si lograron su maduración para realizar las pruebas)	34
Tabla 4.4 Ledes utilizados por banda seleccionada	34
Tabla 4.5 Especificaciones de la cámara.....	37
Tabla 4.6 Distribución de las capturas de las hojas de lechuga.....	40

CAPITULO V. ANÁLISIS Y RESULTADOS

Tabla 5.1. Bandas y rango de cada banda.	41
Tabla 5.2 Error porcentual de la presencia de potasio detectado en la planta.....	49

CAPÍTULO I INTRODUCCIÓN

Los nutrientes juegan un papel muy importante en el crecimiento y reproducción de las plantas, tener un análisis de éstos es necesario para supervisar el desarrollo correcto de la misma. Actualmente existen diferentes formas de analizar los nutrientes presentes como análisis del suelo, análisis de tejido de la planta, e incluso un análisis puramente visual; sin embargo, todas estas formas de análisis necesitan intervención física o química en la planta o en el suelo donde está sembrada. Esto se traduce en muchos casos en un mayor tiempo de análisis, una eficiencia baja de detección de la presencia de estos nutrientes y hasta en un análisis muy destructivo para la planta misma; llevando así a la implementación de nuevas técnicas para disminuir o eliminar estos problemas.

Este proyecto propone un sistema de monitoreo remoto, capaz de determinar el porcentaje de macronutrientes presentes en una planta, utilizando el método de imágenes hiperespectrales.

Un análisis remoto surge como una alternativa de detección de nutrientes, el cual presenta ventajas sobre los métodos tradicionales. El sensado remoto es una técnica a distancia en la cual no se interactúa directamente con la planta ni se afecta su proceso de desarrollo.

Los cambios metabólicos que presentan las plantas al interactuar con los nutrientes son de alguna manera bastante fáciles de captar. Un cambio de coloración con la deficiencia de nutrientes o con el exceso de éstos, provoca un cambio remoto relativamente simple de medir a través de la reflectancia de estas plantas, entre otros factores.

Este proyecto busca determinar la cantidad presente de los nutrientes más esenciales y necesarios para el crecimiento de la planta (macronutrientes), con el fin de mejorar los sistemas actuales de análisis, para una mayor eficiencia en el cultivo de plantas y sobre todo para una mejora en el cultivo por medio de la hidroponía, la cual está tomando un gran auge debido a su facilidad de cultivo y al no requerir grandes espacios.

El uso de imágenes hiperespectrales como técnica de sensado remoto brinda algunas ventajas, como el obtener mayor información del objeto analizado, de esta forma haciendo uso de un sensado remoto por medio de un análisis de imágenes hiperespectrales se busca aumentar

la eficiencia de detección de nutrientes en plantas, así como crear una alternativa más rápida sin tener que intervenir directamente con la planta.

Actualmente el uso de imágenes hiperespectrales no es tan accesible debido al costo elevado de los sensores que se utilizan, por lo que se busca disminuir dicho costo para desarrollar una técnica de análisis diferente para hacer su uso más accesible. En este trabajo se implementa un sistema de imágenes hiperespectrales de 12 bandas en la región del espectro visible para la detección de macronutrientes en las plantas, teniendo como planta a utilizar la *Lactuca Sativa* (lechuga común).

Esta tesis está organizada en 6 capítulos; el primer capítulo lo conforma la introducción al trabajo de investigación. En el segundo capítulo se muestran los antecedentes y el fundamento teórico necesarios para una mejor comprensión del trabajo. En el tercer capítulo se expone el procedimiento que se utilizó para llevar a cabo las pruebas experimentales de reflectancia con hojas de lechuga sanas y no sanas. El cuarto capítulo muestra el procedimiento experimental utilizando imágenes hiperespectrales en las lechugas con un nivel de macronutrientes controlado. En el quinto capítulo se muestra el procesamiento y análisis de los datos recabados, así como los resultados obtenidos. El sexto capítulo muestra las conclusiones del proyecto y el trabajo futuro que puede ser realizado.

CAPÍTULO II FUNDAMENTO TEÓRICO

2.1. Agricultura e hidroponía

La agricultura es el conjunto de técnicas usadas para transformar el ambiente natural y lograr realizar siembras de cultivos de plantas. En la agricultura se dan diferentes tipos de tratamiento del suelo con el fin de lograr el cultivo de diferentes tipos de plantas [1, 2].

La hidroponía es un tipo de agricultura, que consiste en cultivar la planta sin estar en contacto con el suelo, en lugar de esto se coloca en una solución acuosa la cual contiene todos los elementos, que normalmente conseguiría del suelo y que resultan necesarios para su desarrollo [2]. El uso de la hidroponía presenta algunas ventajas respecto al cultivo tradicional de suelo como son [3]:

- Ahorro de espacio.
- Disminución de contaminantes del suelo.
- Mayor control de los nutrientes suministrados al plantío.

2.2. Nutrientes en las plantas

Las plantas además de la energía solar y del agua, necesitan de nutrientes minerales para su desarrollo, estos nutrientes los obtienen normalmente a través del suelo [4].

Los nutrientes en la planta son elementos minerales esenciales para el desarrollo y crecimiento de éstas, para que estos elementos químicos puedan ser considerados esenciales deben de tener tres criterios [4, 5]:

- Deben ser requeridos para completar el desarrollo y ciclo de vida de la planta.
- No pueden ser sustituidos por ningún otro elemento, es decir; que solo el elemento requerido realice la función fisiológica necesaria.
- Todas las plantas deben de necesitar ese elemento.

Los nutrientes de las plantas se pueden clasificar según sus características [4]:

- La concentración en la planta.
- Las funciones bioquímicas o biológicas.
- La movilidad y traslación de la planta.

Dentro de la concentración en la planta existen dos tipos [4, 5]:

- Los macronutrientes que son aquellos que se encuentran con mayor concentración (mayor del 0.1% de la masa total en estado deshidratado): nitrógeno (N), fósforo (P), potasio (K), calcio (Ca), magnesio (Mg) y azufre (S).
- Los micronutrientes que son aquellos que se encuentran en menor grado de concentración (menor al 0.1% de la masa total en estado deshidratado): Cloro (Cl), Hierro (Fe), boro (B), manganeso (Mn), zinc (Zn), cobre (Cu), níquel (Ni), molibdeno (Mo) y sodio (Na).

Los macronutrientes se pueden dividir en dos categorías: aquellos que se encuentran en mayores cantidades dentro de los fertilizantes comerciales, son llamados nutrientes primarios (nitrógeno, fósforo y potasio) y aquellos que se encuentran en menor cantidad debido a que son requeridos en menor medida por la planta, son llamados nutrientes secundarios (calcio, magnesio y azufre) [6].

2.2.1. Métodos para la detección de nutrientes

Una deficiencia o el exceso de estos nutrientes puede ser perjudicial para el desarrollo de la planta llegando incluso a provocarle la muerte.

Para determinar la presencia o ausencia de los diferentes tipos de nutrientes, se emplean varias técnicas de diagnóstico, estas técnicas son las siguientes [4, 5, 7]:

- Diagnóstico visual

Cuando la planta tiene una deficiencia de nutrientes, ésta se ve reflejada como signos de enfermedad fisiológica. Estos signos pueden ser específicos de cada nutriente con deficiencia, se dividen en 5 grupos: necrosis, clorosis, deficiencia de crecimiento, acumulación de antocianina, deficiencia en el color verde o apariencia de un color amarillento.

La experiencia de una persona es necesaria para dar un diagnóstico visual, el cual pueda interpretar cada uno de los signos presentes en la planta. El uso de este método no es del todo preciso, pues se puede dar el caso que la ausencia de cierto elemento presente

el mismo signo que el de otro elemento, aparte de que los signos que se presentan varían en cada especie.

- **Análisis de la planta**

En este análisis es necesario el uso de diversos compuestos orgánicos de la planta para hacer un diagnóstico de la concentración de nutrientes de ella.

- **Análisis bioquímico**

Este método utiliza la actividad que ciertas enzimas producen al interactuar con cierto elemento, la deficiencia de nutrientes puede llegar a ocasionar una reacción de las enzimas pertenecientes a la molécula del elemento. El método es utilizado cuando el diagnóstico por suelo no puede determinar el nivel de concentración de los nutrientes en la planta, o cuando el análisis visual necesita ser más específico.

- **Análisis por tejido**

Este método puede entrar dentro del método químico pues utiliza análisis químicos para determinar la concentración de nutrientes. Este método necesita de una muestra de la planta, de la planta completa o solo de algunos órganos específicos y para ello es necesario un conocimiento de la especie de la planta que se va a analizar. Suele ser bastante confiable en sus resultados, pues el método se aplica directamente a la planta. Para el uso de este método es necesario toda la planta o una parte de ella ya que usualmente se suele realizar la prueba en varios tejidos como: los peciolo, las hojas, el nervio, el tallo o la raíz, dependiendo del nutriente que se desea analizar. Este método es el más invasivo pues es necesaria una gran parte de la planta.

- **Análisis del suelo**

Este método provee la cantidad de nutrientes disponibles que la planta puede absorber a través del suelo, se realiza haciendo un examen químico en una región pequeña del suelo, la cual determina el nivel de concentración de nutrientes en toda el área en general. Éste es el método más utilizado para realizar un diagnóstico de deficiencia de nutrientes,

en él se suele hacer un pronóstico que usualmente resulta bastante efectivo para determinar el grado de nutrientes presentes en la planta. Para que este análisis se pueda realizar, es necesario tener conocimientos de la especie de planta a la cual se le realiza la diagnosis. Es un medio de diagnóstico indirecto, pues no se realiza en la planta en sí. Este análisis lo que hace es proveer un índice de disponibilidad de nutrientes y predecir una probabilidad de respuesta de la planta a éstos. El uso de este método requiere de técnicas, recursos económicos y tiempo.

2.2.2. Movilidad de los nutrientes en la planta

Los nutrientes suelen trasladarse dentro de la planta, cuando esto ocurre a un ritmo menor se suelen presentar síntomas de deficiencia. El ritmo o la movilidad depende del nutriente, estos se pueden dividir en dos categorías, aquellos nutrientes que se pueden mover dentro de la planta y aquellos que no. Los nutrientes móviles se pueden trasladar de tejidos viejos a tejidos más jóvenes. Cuando existe una deficiencia de nutrientes móviles los tejidos viejos son los primeros en ser afectados. Dentro los nutrientes móviles se encuentran el fósforo, nitrógeno, potasio y magnesio. Los nutrientes no móviles son como su nombre lo dice aquellos que no son capaces de trasladarse dentro de la planta. Cuando existe una deficiencia de estos nutrientes los tejidos jóvenes son los primeros en ser afectados. Los nutrientes no móviles son: calcio, azufre, hierro, manganeso, zinc, boro y molibdeno [6].

2.3. Macronutrientes

Los macronutrientes se encuentran presentes en la planta en diferentes cantidades, presentan diferentes funciones y se comportan de diferentes formas unos de otros [5, 6].

2.3.1. Nitrógeno

El nitrógeno es absorbido por la raíz de la planta en forma de nitrato (NO_3^-) o de iones de amonio (NH_4^+), los cuales son la fuente de nitrógeno más grande en la planta, o a través del aire en forma de nitrógeno o amonio gaseoso. El contenido presente de nitrógeno en la planta varía del 1 al 5% de la masa total en estado deshidratado. El nitrógeno es un integrante esencial de proteínas, clorofila, aminoácidos y ácidos nucleicos.

El nitrato es fácilmente movable dentro de la planta, para que el nitrato pueda ser utilizado o asimilado por otros compuestos en la planta tiene que ser reducido a amonio. El nitrato es reducido en nitrito, todas las plantas cuentan con esta capacidad, el nitrito a su vez es reducido en amonio por medio de la fotosíntesis, debido que la absorción de nitrógeno a través del amonio no requiere de una reducción, se considera al amonio como una fuente ideal de nitrógeno ya que ahorra energía.

Una vez que el nitrógeno en forma de iones de amonio es absorbido este es asimilado en los tejidos de la raíz y distribuido como aminoácidos. El nitrato es transportado hacia las partes superiores de la planta. El nitrato y los aminoácidos es la principal forma en la que el nitrógeno es trasladado en el sistema vascular de las plantas. Las plantas no eliminan el nitrógeno de sus cuerpos si no que se reusa para el ciclo de proteínas y otros constituyentes de nitrógeno. La mayor concentración de nitrógeno se encuentra en las proteínas con un 85% total del nitrógeno presenta en la planta, en el ARN y ADN con un 5% y el resto en distintos compuestos orgánicos.

Una escasez de nitrógeno ocasiona un bajo crecimiento de los órganos de las plantas, las raíces, las semillas, hojas, flores y frutos. El follaje de la hoja se vuelve verde claro o amarillo. Si la deficiencia es prolongada toda la planta tendrá un color pálido. Si la deficiencia surge durante el ciclo de crecimiento de la planta el nitrógeno se moverá de las hojas más viejas a las más jóvenes, en caso de deficiencia severa las hojas viejas tendrán un color más café.

2.3.2. Azufre

El azufre es absorbido a través de la raíz de la planta en forma de iones SO_4^{2-} . El contenido de azufre presente en la planta va del 0.1 al 2% de la masa total en estado deshidratado. La absorción de azufre puede verse afectada por el selenio. La absorción de azufre también se puede dar por medio del aire a través de las estomas. En los cloroplastos el sulfato es reducido en sulfuro para su asimilación en compuestos orgánicos de azufre. El azufre al igual que el nitrógeno forma parte de los componentes orgánicos y se ve envuelto en procesos enzimáticos. El azufre es un constituyente de aminoácidos esenciales (cisteína, metionina, cistina) los cuales se encuentran en la producción clorofila. El azufre se encuentra en las hormonas de la planta como en la tiamina y biotina.

El azufre puede reducir el consumo de micronutrientes como el boro y el molibdeno, lo que llega a producir una deficiencia de estos. El uso de una proporción de los niveles de nitrógeno y azufre para un criterio de diagnóstico puede ser un problema debido a que la misma proporción se puede obtener a diferentes niveles de concentración en el tejido

Cuando los niveles de nitrógeno son bajos, los síntomas de una deficiencia de azufre son bajos, en cambio si los niveles de nitrógeno incrementan, los síntomas de la deficiencia aumentan. Los síntomas de deficiencia del azufre son más difíciles de detectar que los otros nutrientes ya que son bastante complejos y muy específicos, por lo que su análisis en general depende de la especie en específico.

2.3.3. Fósforo

El fósforo es absorbido por las raíces de la planta en concentraciones muy bajas en forma de iones HPO_4^{2-} y H_2PO_4^- . El fósforo es un nutriente de fácil movilidad el cual puede ser trasladado hacia las partes superiores o inferiores de la planta.

El fósforo es un constituyente esencial del trifosfato de adenosina (ATP), nucleótidos, ácidos nucleicos y fosfolípidos. Su función principal es el de almacenar y transferir energía y conservar la integridad de la membrana. El trifosfato de adenosina es el compuesto más importante en el que se encuentra involucrado el fósforo. Los nucleótidos trifosfato están involucrados en la síntesis de ARN y ADN. En los ácidos nucleicos el fosfato actúa como puentes entre ARN y ADN con otros ARN o ADN. El ADN es el portador de la información genética, mientras que el ARN está involucrado en la síntesis de proteína. En el núcleo se encuentran fosfatos nucleicos, fosfolípidos en el cloroplasto, fosfatos de azúcar en el citoplasma y fosfatos inorgánicos en la vacuola. El ácido fítico es también un compuesto inorgánico de fósforo que ocurre en las semillas.

El fósforo se encuentra principalmente en forma de fosfato, y su contenido en la planta varía del 0.1 al 1% de la masa seca. Se encuentra en aproximadamente 0.004% en forma de ADN, 0.04% en ARN, 0.03% como lípido, 0.02% como éster, y 0.13% como fósforo inorgánico.

La deficiencia del fósforo puede producir una reducción del tamaño de la planta y retraso en la maduración. Los tallos de la planta son en ocasiones de un color verde oscuro, a veces con colores rojos y púrpuras presentes, los síntomas de la deficiencia de fósforo se pueden

traslapar con los síntomas de deficiencia de otros nutrientes. El fósforo en la planta puede ser trasladado de las hojas más viejas a las más jóvenes.

2.3.4. Potasio

El potasio es absorbido por las raíces de la planta en forma de ion K^+ . El potasio es el catión más abundante en el tejido de la planta y también el ion más importante con respecto a sus funciones fisiológicas y biológicas. Tan pronto como el potasio que se encuentra en la semilla se termina, la planta muere. El ion K^+ está altamente relacionado con el estado de energía de la planta y en la relación del agua. El potasio es fácilmente móvil a través de toda la planta gracias a la alta permeabilidad de la membrana. El potasio proporciona fuerza a las paredes celulares de la planta. En toda la planta el potasio incrementa el área de la hoja y el contenido de clorofila, retrasa el envejecimiento de las hojas, por lo que contribuye a una mejor fotosíntesis y al crecimiento del cultivo. El potasio controla la pérdida de agua ya que el ion K^+ juega un papel muy importante en la apertura y cierre de la estoma. El potasio proporciona movilidad a otros compuestos en la planta. El potasio también estimula la división celular.

La deficiencia del potasio produce retraso en el crecimiento, este síntoma no es exclusivo del potasio por lo que se puede confundir con la deficiencia de otro nutriente. Debido a que el potasio es un nutriente móvil en la planta, cuando las hojas viejas empiezan a presentar una deficiencia, el potasio es trasladado a las hojas más jóvenes.

En la mayoría de las especies las hojas viejas con deficiencia muestran síntomas cloróticos y necróticos en formas de rayas pequeñas en los márgenes de las hojas. Las plantas con deficiencia de potasio tienen un estado de energía bajo ya que el potasio es esencial para una transferencia de energía eficiente. Esta deficiencia tiene un impacto en numerosos procesos sintéticos como: síntesis de azúcar y almidón, lípidos y ascorbato y también en la formación de cutículas en la hoja. Las cutículas protegen a la planta contra la pérdida de agua. Este pobre desarrollo de cutículas es la razón por la que las plantas tienen una alta demanda de agua, pero poca eficiencia.

2.3.5. Calcio

El contenido de calcio suele ser 0.1 al 5.0% de la masa total en estado deshidratado en la planta. La absorción de calcio ocurre por medio de la raíz de la planta en forma de Ca^{2+} . La absorción del calcio solo se da a través de las puntas jóvenes de las raíces. La presencia de otros cationes como el del potasio y el del nitrógeno pueden llegar a perjudicar la absorción de calcio en la planta. El calcio tiene un papel importante en la elongación y división de las células, a su vez es importante para mantener la integridad de las células, es un activador de enzimas y es necesario para la osmorregulación y mantener un balance catión-anión en las células.

El calcio es un elemento que relaciona los factores ambientales con el crecimiento y desarrollo de la planta, también es esencial para la fortaleza de las paredes y tejidos de la planta. El calcio ayuda a neutralizar el exceso de acidez en el interior de la célula.

Una deficiencia de calcio produce un color verde-amarillo en las partes superiores de las plantas, y un verde oscuro en las partes bajas. La deficiencia de calcio en la planta suele ser inusual, pero se puede presentar debido a una mala fórmula en la solución nutritiva.

El calcio es móvil en las plantas a través de la raíz, en una deficiencia de nutrientes se puede mover de tejidos más viejos a tejidos más jóvenes.

2.3.6. Magnesio

El contenido de magnesio presente en la planta varía del 0.15 al 0.35% en peso total seco. El magnesio es absorbido por medio de las raíces de la planta en forma de ion Mg^{2+} . La concentración del magnesio suele ser mayor que la del potasio, pero el ritmo de absorción es más bajo. El ritmo de absorción bajo de Mg^{2+} se produce debido a la falta de un mecanismo especial para ser trasladado a través del plasma de la membrana. El consumo de Mg^{2+} se puede ver afectado por un exceso de otros cationes, especialmente NH_4^+ y K^+ .

Una de las funciones principales del magnesio es ser un componente de la molécula de clorofila, está involucrado en varios procesos enzimáticos y como un estabilizador de estructuras de varios nucleótidos. Aproximadamente el 15 al 30% del total de magnesio se encuentra en las moléculas de cloroplastos, el porcentaje restante se asocia a los papeles del magnesio como cofactor de varios procesos enzimáticos.

La traslación del Mg^{2+} a partes superiores de la planta se puede ver perjudicada debido a la presencia de otros iones como el K^+ y Ca^{2+} . El magnesio forma parte de la clorofila y actúa como coordinador de iones de metal en la molécula de clorofila. Está involucrado en la asimilación del CO_2 y en síntesis de proteínas. El magnesio también regula el pH celular y el balance catión-anión.

Una deficiencia de magnesio puede suprimir el incremento de la masa de la planta y restringir el crecimiento de las raíces y del brote. La deficiencia primero se muestra en forma de una acumulación de almidón, lo que produce la reducción del crecimiento, después de estos síntomas aparece una clorosis en las hojas.

El magnesio es un nutriente móvil por lo que se puede trasladar a otras partes de la planta por lo que los síntomas de deficiencia aparecen primero en las hojas más viejas. En etapas de deficiencia avanzadas los síntomas suelen traslapar con los del potasio, por lo que es difícil de distinguirlos.

2.4. Sensado remoto

El sensado remoto es una técnica para obtener e interpretar información de un objeto sin tener que estar en contacto físico con él. Se puede obtener a través de diversos dispositivos como lo son satélites o naves espaciales diseñadas exclusivamente para el escaneo para obtener información ambiental en la tierra como en campos de agricultura, vegetación, calidad de agua, crecimiento urbano topografía etc. [8, 9].

El sensado remoto normalmente se utiliza en métodos para detectar y medir la energía electromagnética, incluida la luz visible que ha interactuado con la superficie de diversos materiales y la superficie de la atmósfera [7].

2.4.1. Espectro electromagnético

El sensado remoto empezó como una forma de utilizar la luz solar como fuente de energía, sin embargo, la luz solar visible es solo una parte del espectro electromagnético, que incluye además ondas cortas de alta energía y ondas largas de más baja energía.

La tierra tiene una iluminación natural brindada por el sol y el pico de la luz solar se encuentra en el espectro visible de la luz (400 nm a 700 nm) en aproximadamente 555 nm, este pico es al que el ojo humano es más sensible.

La mayoría de las aplicaciones en las que el sensado remoto es utilizado, solo utiliza una pequeña fracción de longitudes de onda entre el azul y el rojo, en otros casos se puede ir hasta el infrarrojo y ultravioleta, mientras que las microondas son menos utilizadas dejando su uso a casos más específicos (como los sistemas de radar) [7].

2.4.2. Proceso de interacción

El sensado remoto mide la radiación electromagnética que interactúa con la superficie de la tierra. La interacción de la radiación con la materia tiene diversos resultados como pueden ser un cambio en la dirección, cambio en su longitud de onda, polarización o cambios de intensidad, estos cambios se deben a la composición física y química de la materia y facilitan el poder analizar la materia en sí.

La interacción de la radiación con la materia se puede dar de diferentes formas: se puede transmitir a través del material, puede ser absorbida y después emitida o puede ser reflejada, ya sea de forma especular o de forma difusa (más comúnmente encontrada en la naturaleza) [7]-[9].

2.4.3. Interacción de la radiación en los sensores y tipos de sensores

El sensado más común que se obtiene a través de los diferentes tipos de sensores, es a través de la reflexión de radiación electromagnética o la emisión que la materia pueda tener. Los sistemas de sensado remoto actuales caen en 3 categorías basados en la fuente de la radiación electromagnética y de la relación de la interacción de esa energía con la superficie [9, 7]:

- Sensores de electro-ópticos: Estos sensores detectan la radiación emitida o reflejada que los cuerpos presentan, las interpretan como señales eléctricas y las convierten en valores numéricos.
- Sensores térmicos infrarrojos: Sensores que pueden detectar la radiación térmica infrarroja emitidas por la superficie.
- Sensores de imágenes radar: Estos sensores iluminan la superficie con microondas, después miden la energía difusamente reflejada.

2.4.4. Firma espectral

Se llama firma espectral al espectro de reflectancia que producen los materiales y es analizada en los laboratorios, estos materiales tienen su espectro propio, es decir; entre un material y otro distinto el espectro de reflectancia varía. Como un ejemplo tenemos la reflectancia del suelo seco, la mayor reflectancia en el suelo seco se puede observar cerca del espectro visible e infrarrojo cercano, por otro lado está la reflectancia de una vegetación verde, en este caso se puede observar una reflectancia muy pequeña en el rango visible pero siendo mayor en el verde que en el azul o el rojo [10, 11].

2.5. Reflectancia en las plantas

Los pigmentos fotosintéticos en la planta nos pueden ayudar a darnos una idea del estado fisiológico de la planta, existen varios métodos para detectar el estado de la planta por medio de los pigmentos fotosintéticos, sin embargo, suelen ser lentos y laboriosos, un método que surge como una alternativa moderna es el de la reflectancia el cual puede facilitar la evaluación de la composición de los pigmentos para determinar los estados de los nutrientes.

La reflexión en la planta puede ser detectada a través de un espectroradiómetro en longitudes de onda del espectro visible e infrarrojo cercano. Debido a los pigmentos fotosintéticos la reflexión en el espectro visible es baja ya que estos absorben la gran mayoría de luz para realizar la fotosíntesis, por otro lado, en el espectro infrarrojo la absorción no es fuerte por lo que la reflectancia incrementa. En el infrarrojo cercano (700-1100 nm) la absorción es debido a la masa seca, mientras que en el infrarrojo de onda corta (1100–2500 nm) la absorción es debido al agua.

El primer órgano de la planta en hacer fotosíntesis es la hoja, la fotosíntesis se origina en los cloroplastos, en estos orgánulos se encuentran varios pigmentos como: clorofila (65%), carotenos (6%), y xantofilas (29%).

La energía electromagnética interactúa con la hoja de la planta a través de la dispersión o absorción, una parte de la energía es absorbida por medio de la fotosíntesis, esta energía absorbida es convertida fotoquímicamente en energía almacenada en forma de compuestos orgánicos, mientras que otra se pierde en forma de calor o fluorescencia [12, 13].

2.5.1. Interacción de la radiación en la planta

La radiación electromagnética al momento de interactuar con la hoja puede reaccionar de diferentes formas, en un principio ocurre una reflexión en la superficie de la hoja, al momento de adentrarse más en la superficie la luz es dispersada, cuando la luz es dispersada, interactúa con la estructura de la hoja, lo cual causa irregularidades en la propagación, esta propagación puede llegar a ocasionar una reflexión difusa si las anomalías son lo suficientemente aleatorias.

El espectro de reflectancia que producen las plantas es debido a la composición química y a las características físicas de las hojas, estas características pueden ser fracciones de aire o interferencias de aire-agua, los compuestos bioquímicos en la planta están formados principalmente por cuatro elementos: carbono, hidrógeno, oxígeno y nitrógeno, la reflectancia resultante en la planta es causado por lazos entre estos elementos como: C-O, O-H, C-H, y N-H, la interacción de la radiación con la hoja produce que los electrones cambien de spin y momento angular, produciendo transiciones entre electrones y átomos y modos vibracional-rotacional en moléculas poliatómicas.

La reflectancia en el espectro infrarrojo se eleva de un 40 a un 45% en comparación con la reflectancia en el espectro visible, esta reflectancia se debe a la dispersión de una gran cantidad de luz la cual es producida por los mesófilos.

La clorofila, carotenoides y antocianina, son los principales pigmentos que producen la firma espectral en la planta, estos pigmentos se encuentran en diferentes cantidades en toda la planta y están relacionados con la actividad fotosintética de la planta. Cualquier cambio en la composición química o física de la planta como una insuficiencia de nutrientes pueden cambiar la actividad fotosintética de la planta y así producir un cambio en la concentración de los pigmentos[12][13].

2.6. Imágenes hiperespectrales

El sensado de imágenes hiperespectrales es una técnica de sensado remoto y consiste en dividir la radiación electromagnética en bandas de diferentes longitudes de ondas muy cerradas entre sí (pueden llegar a ser menor a 1nm), después a través de un sensor (cámara hiperespectral) se mide la reflectancia, en cada una de las bandas en que se ha dividido la radiación, que el cuerpo presenta.

El resultado de todos estos datos arroja lo que se conoce como un cubo hiperespectral, dos dimensiones representan la información espacial de las imágenes de todas las bandas seleccionadas para localizar el píxel y la tercera dimensión representa la longitud de onda en cada una de las imágenes [14, 15].

2.6.1. Bibliotecas espectrales

Existen varias bibliotecas espectrales desarrolladas por diferentes organismos, las cuales tiene en sus base de datos un número muy grande de elementos presentes en la naturaleza y sus reflectancias específicas, cada elemento cuenta con su propio espectro de reflectancia, que es como si fuera la huella dactilar del ser humano, la cual es única para cada elemento, es por esto que es posible e indispensable realizar una base de datos con la reflectancia de cada uno de los elementos presentes. Algunas de las bibliotecas espectrales más importantes son [7][10]:

- Biblioteca espectral USGS: Biblioteca desarrollada por el laboratorio de espectrometría del United States Geological Survey en Denver, esta biblioteca cuenta con más de 500 reflectancias de varios elementos, entre los que se encuentra una gran cantidad de minerales y algunas plantas[10].
- Biblioteca espectral ASTER: Biblioteca desarrollada por la NASA como parte de un programa experimental llamado Advance Spaceborne Thermal Emission and Reflectance Radiometer, cuenta con cerca de dos mil espectrometrías, entre las que se incluye; minerales, rocas, suelos, materiales hechos por el hombre, agua y nieve [16].

2.6.2. Calibración

La información que adquiere una imagen hiperespectral comúnmente viene con ruido, este ruido puede ser producido por efectos de iluminación, el propio sensor o las propiedades del sistema óptico. Normalmente el ruido esta dado en el dominio espectral (funciones de longitud de onda) aunque también se puede ver en el dominio espacial. Para disminuir estos efectos es necesario realizar una calibración a la imagen ya se en el dominio espectral o espacial. Esta calibración consta de tomar imágenes de referencia blancas y negras. La

imagen negra es tomada cuando la fuente de luz y la cámara están apagados. La imagen blanca se toma con un blanco de referencia como una superficie blanca cuyos materiales pueden ser espectralón o teflón, ya que estos materiales tienen una reflectancia uniforme estable y alta. La calibración se da con la ecuación (2.1) [17]:

$$I_R = \frac{I_{raw} - I_{dark}}{I_{white} - I_{dark}} \quad (2.1)$$

Donde I_R es la imagen calibrada, I_{raw} es la imagen de intensidades medidas de la muestra, I_{dark} la intensidad de la referencia negra, y I_{white} es la referencia de intensidad blanca.

2.6.3. Pretratamiento

Una vez que la imagen sea capturada puede haber píxeles con ruido ya sea en forma de píxel muerto o como picos en el espectro. La forma de corregir este tipo de ruido es el de sustituir el valor del píxel por un valor interpolado, ya sea en el dominio espacial o temporal. En el dominio espectral la mejor forma de interpolación es aplicar un algoritmo de suavizado de señal como el de promediado de movimiento (moving average) o un filtro de Savitzky-Golay. La interpolación en el dominio espacial puede hacerse al aplicar un promediado o un filtro de mediana [15, 17].

Para un mejor análisis de la imagen es necesario separarla en diferentes partes con características similares ya sea características espectrales o espaciales. Existen diferentes formas y algoritmos para segmentar imágenes, estos algoritmos funcionan tanto para imágenes monocromáticas con valores de intensidades escalares o en una sola longitud de onda. Un algoritmo que se usa comúnmente es el método de umbral (threshold), este método funciona en el dominio espacial, haciendo que cada píxel cambie a negro si la intensidad del píxel es menor que la del umbral o a blanco si está por encima del valor del umbral establecido por el usuario, dando como resultado una imagen binaria la cual resalta el objeto a ser analizado. La segmentación también puede ser utilizada en el dominio espectral, sin embargo este análisis es más complejo y requiere de más tiempo computacional [15].

2.6.4. Retos en las imágenes hiperespectrales

Uno de los problemas que existen al utilizar imágenes hiperespectrales, es el de la gran cantidad de datos que se manejan, por lo que se requiere tomar en cuenta diversos factores como la capacidad computacional para poder procesar y almacenar los datos arrojados por estas imágenes.

Para hacerse una idea del número de datos que se manejan, se tiene que ver la dimensionalidad de los datos. Esta dimensionalidad se puede entender analizando los datos obtenidos por este tipo de imágenes y multiplicando el tamaño del píxel en bits por el tamaño total de la imagen o banda seleccionada, y a su vez por el número total de bandas utilizadas.

A su vez se tiene que tener en cuenta también la presencia de otros espectros aparte del espectro que se desea analizar, a esto se le llama mezcla espectral y es muy común a la hora de trabajar con estas imágenes [10, 15].

2.6.4.1. Alta dimensionalidad de los datos

Cuando una imagen hiperespectral es tomada, esta cuenta con una resolución espacial y una resolución espectral, la cual abarca cientos de bandas. Esta información debe ser analizada, procesada y almacenada en la computadora. Un ejemplo es el de los datos procesados por el satélite EOS de la NASA, el cual trabaja con un aproximado de un terabyte de datos diarios. El uso de todos estos datos significa que la parte de compresión de datos debe ser una parte fundamental del análisis de la imagen. Es necesario el uso de técnicas de compresión eficientes para el tratado de estas imágenes.

La compresión de imágenes se puede dar de dos formas: con pérdidas o sin pérdidas. La compresión sin pérdidas, como su nombre lo dice no cuenta con pérdidas de información en la imagen, para esto se hace uso de algoritmos computacionales para disminuir el volumen de la imagen, pero que a la hora de descomprimirse cuente con toda la información original de la imagen. La compresión por pérdidas lo que origina es una compresión más pequeña, por lo que es más fácil de trabajar la información, pero a su vez elimina cierta información. Se debe tener cuidado a la hora de hacer compresión con pérdidas, pues se debe asegurar que no se pierda información de importancia [10].

2.6.4.2. Mezcla espectral

Cuando una imagen hiperespectral es captada, sin importar su resolución espectral, la información puede tener mezclas de propiedades tanto físicas como químicas. La información mezclada suele estar tanto en el dominio espacial como en el espectral. Un píxel usualmente suele tener mezclas de distintos compuestos químicos. En este caso es necesaria una extracción de características, para dar una combinación de espectros puros tanto del suelo como de la planta.

A la firma espectral asociada a componentes espectrales puros se le denomina *endmembers*. Los componentes de una imagen se dan mediante la combinación de *endmembers*.

A la separación de mezclas espectrales se le conoce como desmezclado espectral, y la técnica más utilizada para separar los espectros es la de desmezclado espectral lineal. Esta técnica supone que los espectros captados se pueden representar como una combinación lineal de espectros o *endmembers*, para el uso de este método se debe de contar con una cantidad de reflejos secundarios presentes en la imagen mínima o casi nula. El desmezclado lineal presenta algunas ventajas como el de su facilidad de implementación con respecto al desmezclado no lineal, sin embargo, el desmezclado no lineal puede determinar mejor las distribuciones de *endmembers* [18, 19].

2.7. Trabajos Previos

Como una técnica en desarrollo creciente, el uso de imágenes hiperespectrales ha tomado gran importancia en diferentes áreas, desde el área alimenticia, medicina, bioquímica hasta la agricultura. Es por esto que existen varios trabajos de diferentes autores, en los cuales se han analizado diferentes especies de plantas llevando a resultados diversos la detección de macronutrientes, principalmente en la detección de nitrógeno y fósforo, entre los trabajos los más destacados se citan a continuación.

Xin-gang Xu realizó un análisis en plantas de trigo de invierno utiliza la relación de carbono a nitrógeno [20]. A través de 30 parcelas de cultivo. Las tomas de los espectros de reflectancias se realizaron en campo abierto y una vez obtenidas las tomas la determinación de la relación de carbono a nitrógeno se obtuvo en espacios cerrados. Las tomas de

reflectancia se realizaron con un espectrómetro ASD (Analytical Spectral Devidce) FieldSpec Pro FR2500, el rango de operación del espectrómetro es de los 350 a los 2500 nm. Se recolectaron 20 plantas de trigo representativas para realizar las mediciones de reflectancia. Se utilizaron hojas de las plantas recolectadas para realizar pruebas químicas para obtener los contenidos de nitrógeno y carbono (g 100 g⁻¹) por medio de un analizador de elementos. Se utilizaron diferentes índices espectrales para evaluar la relación nitrógeno/carbono DCNI, VI_{opt}, RVI₂, MCARI/MTVI₂, REP-le (para la estimación de nitrógeno), MCARI/OSAVI₂, MCARI, TCARI/OSAVI, R-M, and MTCI (para evaluar la clorofila). Como resultado se determinó que los mejores índices espectrales para evaluar la relación C/N en plantas de trigo de invierno fueron los índices espectrales de MCARI/OSAVI₂ y MTCI con un R^2 de 0.51 y 0.49 respectivamente y un RMSE de 1.35 y 1.39 respectivamente. Se utilizó así mismo un análisis PLS (mínimos cuadrados parciales) utilizando los índices espectrales como variables independientes obteniendo una mejor relación con una R^2 de 0.6 y un RMSE de 1.23.

Lihua Xu y Deti Xie realizaron para determinar el nitrógeno y el fosforo presente en el suelo [21]. Se recolectaron 118 muestras de la capa superficial del suelo, mediante GPS se obtuvieron las coordenadas geográficas para las pruebas y de esta forma se obtuvieron múltiples puntos de muestras, las muestras se recolectaron en una bolsa de plástico y se dejaron secar al aire natural, raíces y piedras presentes en las muestras fueron removidos. Las muestras de suelo fueron molidas, coladas y divididas en dos partes: una para medir los componentes químicos y la otra para mediciones espectrales de reflectancia. La información espectral fue adquirida con un espectrómetro FieldSpec Pro el cual tiene un rango espectral de los 350 a los 2500 nm, de los 1000 a 2500 nm el intervalo de muestra y la resolución son de 1.4 y 3 nm respectivamente y de los 350 a los 1000 nm el intervalo de muestra y la resolución son de 2 y 10 nm respectivamente. La distancia entre la sonda de la fibra y la muestra del suelo fue de 3 cm, la fuente de luz del laboratorio se encontró a una distancia de 130 cm de altura. La fuente se colocó en un ángulo de 50°. Se realizaron 10 tomas por cada muestra de suelo.

Las muestras fueron validadas por el software ViewSpec Pro 4.07 y la información espectral fue exportada al software Uncrambler9.0. Una vez analizados los espectros se determinó un rango de los 400 a los 2449 nm. Se realizó una corrección de la curva espectral

por medio de un tratamiento de empalme en las bandas de los 1000 nm y los 1800 nm esto debido a que el espectrómetro en bandas como el infrarrojo o ultravioleta utilizan diferentes elementos de sensado, Se aplicó una eliminación continua en el espectro para eliminar las curvas continuas.

Las muestras del suelo de nitrógeno disponible y fósforo disponible fueron reagrupadas en intervalos de un 1mg/kg, se obtuvieron las reflectancias y el contenido de cada nutriente, 15 datos fueron utilizados para validar el modelo y otros para calibrar el modelo. Se realizó un análisis de correlación con los nuevos datos obtenidos, se seleccionaron 4 bandas donde la correlación fue mayor, las bandas para el nitrógeno fueron en 714, 683, 1840 y 821 nm y las del potasio fueron 1173, 2443, 734, y 1047 nm. Se realizó un análisis de regresión múltiple en las bandas seleccionadas dando como resultado una multicolinealidad fuerte. De igual forma se realizó un análisis de PLS (mínimos cuadrados parciales) para crear un modelo predictivo. Por medio de la predicción de suma residual de cuadrados a través de un método de validación cruzada tres componentes principales fueron seleccionadas tanto para el nitrógeno como para el potasio. Para el nitrógeno el modelo de calibración y el modelo de validación obtuvieron una R^2 de 0.72 mientras que en el potasio fueron de R^2 de 0.498 y R^2 de 0.502 para el modelo de calibración y validación respectivamente. El coeficiente determinante fue de 0.711 y 0.499 y el error relativo fue de 14.769% y 77.244% para el nitrógeno y el potasio respectivamente.

Ruiliang Pu, Peng Gong, y Robert C. Healdt realizaron un estudio en una secoya gigante de 9 años de antigüedad [22], se recolectaron 12 muestras de follaje del árbol, 1/3 en la parte alta y 1/3 en la parte baja de la copa del árbol, con el fin de extraer los datos de nutrición del follaje (total de nitrógeno, total de potasio y total de fosforo en un porcentaje de masa seca). Las mediciones espectrales se realizaron con un espectrómetro PSD1000, Ocean Optics Inc.

Cada espectro tiene 490 bandas de los 350 a los 900 nm con un ancho de banda aproximado de 1.2 nm. Se utilizó un análisis de correlación invariante con las bandas originales y se realizó una derivada de primer orden a 163 bandas, se realizó una correlación con los 3 nutrientes (K, N, P) utilizando 240 muestras. Se calculó el coeficiente de correlación para cada banda con sus componentes nutritivos, determinando que la estimación de total en nutrientes del K, P y N se encuentra de forma descendente respectivamente.

Se utilizaron 8 diferentes índices de vegetación junto con las reflectancias en diferentes regiones espectrales y 4 índices de diferencia normalizados, se realizó un análisis de regresión invariante y se determinando que solo índices de vegetación RB y NRB pueden ser implementados ya que mostraron una R^2 mayor.

Se seleccionaron tres regiones espectrales (490-530 nm, 550-582 nm y 670-373nm) y 4 variables de posición espectral. Para realizar la predicción basada en áreas se calcularon las áreas de las regiones de bordes amarillo, rojo y azul realizando una suma de la primera derivada de la amplitud.

Las 240 muestras se dividieron en dos partes, una para la construcción del modelo de regresión y otra la evaluar el modelo. Las variables de predicción fueron divididas en 4 tipos: basada en VI (índice de vegetación), en posición espectral, en área y en PCA. Los modelos de regresión fueron constituidos con las 4 variables de predicción. La mejor predicción de nutrientes en el follaje se obtuvo por el modelo de PCA.

Mohammad Shamim Ansari, Ken R. Young y Marc E. Nicolas realizaron experimentos en plantas de trigo para determinar longitudes de onda de presencia de nutrientes del fósforo y del nitrógeno utilizando datos hiperespectrales [23]. Las muestras fueron colocadas en bloques, y cada tratamiento que se les dio fue replicado 7 veces para el primer experimento y 7 veces para el segundo. El tratamiento de nutrientes se dividió en 5 partes: 1) 100 % de presencia nutricional (P y N), 2) 10 % de nitrógeno, 3) 0 % de nitrógeno, 4) 10 % de fósforo, 3) 0 % de fósforo.

La información hiperespectral fue capturada con un espectroradiómetro EPP2000-UVN-SR, el cual abarca un de los 200 a los 1100 nm con un rango de 0.5 nm de longitud de onda, en un laboratorio oscuro a 18° C. La información se analizó con el software Spectral Wiz. El sensor se ajustó y se colocó con una inclinación de 45° y a una distancia de 0.5 cm respecto a la punta del sensor y la hoja. La fuente de luz se situó a una distancia de 30 cm alejada de la hoja. Las mediciones fueron captadas en el punto central de la hoja. Se tomaron muestras de referencia una con un tablero blanco y un tablero negro para calibración. Las primeras capturas de la muestra se realizaron en una etapa de crecimiento de Z40 y las segundas capturas en una etapa de Z12 a Z30. Las hojas fueron deshidratadas para realizar el análisis de contenido de fósforo. Se realizó un análisis de varianza, se calculó la desviación estándar

para diferenciar los tratamientos del fósforo con los del nitrógeno, se calculó así mismo el coeficiente de variación y el error.

Como resultados se obtuvo que en una etapa temprana (Z12) el nitrógeno se diferenció del nivel de 100% con los niveles menores de 0% y 10% en una región UV de los 212 a los 385 nm, y una región azul de los 440 a los 443 nm, mientras que en una etapa Z20 las bandas diferenciadoras fueron en el azul, verde, rojo y NIR. En una etapa Z30 las bandas fueron diferenciadas en las regiones UV a verde (244-521.5 nm) y de verde a NIR (591-1100 nm). En la etapa Z40 las regiones más diferenciales fueron de UV a azul (350-415 nm) el rojo lejano y el NIR (706-934.5 nm). Y en la etapa Z70 las bandas fueron de la región UV a la verde (355-515 nm), amarillo a verde (617-695 nm) y rojo lejano a infrarrojo cercano (726-1075 nm).

Para el potasio los resultados arrojados fueron: en una etapa Z12 las regiones diferenciales fueron de UV a azul (245.5-504 nm), de verde a NIR (549-1100). En una etapa Z20 las regiones fueron en la región UV (245-250.5 y 326.5—371 nm), región azul (435-489 nm), de verde a rojo (513-637.5 nm), rojo lejano (692-731 nm), NIR (763-917 nm y 1082-194 nm). En la etapa Z30 la región fue en UV (227.5-230 nm y 364-367 nm). En la etapa Z40 en las regiones verde a amarillo (544.5-612.5 nm) y rojo a rojo lejano (687-761.5 nm). Por último, en la etapa Z70 las regiones encontradas fueron de UV a verde (355-521 nm), amarillo a rojo (644-692) y rojo lejano a NIR (716-929.5 nm). El estudio demostró que una deficiencia de nutrientes puede ser encontrada en etapas tempranas de desarrollo (Z12 y Z20).

Yufeng Ge *et al.*, realizaron un estudio en 60 plantas de maíz y 60 plantas de soya para cuantificar las propiedades químicas como el contenido de agua y la concentración de macronutrientes (N, P, K, Mg, Ca y S) y micronutrientes (Na, Fe, Mn, B, Cu y Zn) [24].

La cámara hiperespectral cuenta con un rango de los 550 a los 1700 nm con un intervalo entre cada imagen de 4.77 nm dando un total de 243 imágenes, en el dominio espacial la cámara tiene una resolución de 320 píxeles.

Para el arreglo experimental se creó un cuarto donde tanto la cámara hiperespectral como la planta permanecen inmóviles, se colocó un espejo el cual realiza la función de escaneo, el espejo rota por cada línea capturada desde la parte superior a la inferior del cuarto 5 mm por cada línea de escaneo, la cámara cuenta con 500 líneas de escaneo. El cuarto es iluminado

por dos lámparas de halógeno de 35 W con una temperatura de color de 2600 K, una se situó en la parte trasera y otra en la parte superior.

Las 60 plantas tanto de soya como de maíz se dividieron en dos grupos de 30 plantas cada uno, el primer grupo se utilizó para la medición de contenido de agua, se crearon diversos rangos de contenidos de agua en la planta, estas plantas a su vez fueron divididos en otros dos grupos, uno para el control de agua y otra para las limitantes. El otro grupo se utilizó para realizar experimentos de nutrición, las plantas de maíz se dividieron en grupos de 10, las cuales se les brindó un contenido de nutrientes alto, uno medio y uno bajo, se aplicó el mismo procedimiento para las plantas de soya. Se tomaron las capturas de las plantas, así como una imagen de referencia blanca para normalizar los valores de las imágenes de 0 a 1. Una vez tomadas las capturas plantas se deshidrataron y fueron enviadas a un laboratorio donde fueron analizadas para obtener su concentración de nutrientes.

Las imágenes captadas se convirtieron a imágenes de cubos en 3D. Dos imágenes fueron seleccionadas (a 705 y 750 nm) para calcular el NDVI, el NVDI se utilizó para segmentar las imágenes. Se utilizó una imagen binaria para extraer los píxeles de las imágenes de todas las bandas, de esta forma se obtuvo la reflectancia promedio. Se utilizó un análisis de componentes principales para detectar valores atípicos y una regresión de mínimos cuadrados parciales para realizar el modelo de contenido de nutrientes. Las plantas fueron divididas en dos grupos, una para realizar el modelo y el otro para validar el modelo. Se calculó el coeficiente de determinación (entre los datos del laboratorio y el modelo establecido), el error cuadrático medio, la desviación de rendimiento a desviación (RPD) y el error porcentual absoluto medio (MAPE).

Por medio de una regresión de mínimos cuadrados parciales se determinó que en las componentes principales PC1 vs. PC2 and PC2 vs. PC3 pudo ser notoria la diferencia de nutrientes entre los niveles (bajo, mediano y alto). El estudio determinó un modelo satisfactorio para los macronutrientes de N, P, K y S donde la validación arrojó una $R^2 > 0.8$ y un MAPE $< 15\%$, el Mg y el Ca arrojaron valores de R^2 cercas de 0.7 y MAPE cercas del 15%. En comparación los micronutrientes tuvieron una menor exactitud el Cu y Zn un R^2 de 0.86 y 0.73 y un MAPE de 20.8 y 16.1 %, Fe y Mn Zn un R^2 de apenas más del 0.6 y un MAPE de 13.7 y 17.6 %, Na y B un R^2 menor a 0.3 y un MAPE para el Na de 49.5%.

CAPÍTULO III.

PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL DE PRUEBAS DE REFLECTANCIA

La hidroponía fue la técnica de cultivo seleccionada para este proyecto debido al control que se tiene para manejar los nutrientes en la solución nutritiva. Existen varios métodos de cultivo de hidroponía, el utilizado en este proyecto es el de cama flotante. El sistema de hidroponía por cama flotante consta de varias canastillas con orificios en las cuales se coloca la planta quedando la raíz fuera de las canastillas, las canastillas se colocan en una base la cual actúa de cama flotante, de esta forma las raíces quedan en contacto con la solución nutritiva para así poder alimentar a la planta.

3.1. Sistema de hidroponía

En una primera fase se determinó la planta a utilizar para realizar las pruebas, se buscó que fuera de fácil adquisición y manejo, y que no presentara problemas de clima grave a la hora de germinación, esto debido a que se realizó la siembra en época de otoño, la especie que se determinó fue la *Lactuca Sativa* o lechuga común. Se consiguieron 2 variedades de la misma especie; la lechuga larga o romana y la lechuga *great lakes*. Una vez habiendo seleccionada la planta, se sembraron en un almacigo 50 semillas; 25 semillas de lechuga larga y 25 semillas de lechuga *great lakes*. Fueron regadas durante 4 semanas por medio de un aspersor, de los días del 2 de octubre del 2018 a 26 de octubre de 2018 con una solución nutritiva balanceada la cual cuenta con todos los nutrientes necesarios para un óptimo crecimiento. Una vez transcurridas las 4 semanas y con las plantas ya germinadas fueron trasplantadas al sistema de hidroponía.

El sistema de hidroponía contó con dos contenedores con 75 lts cada uno (ver Figura 3.1), el primer contenedor se situó a un metro por encima del suelo (cama flotante), mientras que el segundo se situó al nivel del suelo (tanque de recuperación), ambos contenedores conectados entre sí por dos mangueras para que exista un flujo de agua, el cual se precipita y es devuelto por medio de bombas. Se preparó una solución nutritiva para los 150 lts contenidos en los dos recipientes. También dentro del primer recipiente se colocaron dos bombas de aire para airear el sistema y un calentador de agua para días de frío extremo.



Figura 3.1. Sistema de hidroponía.

Una vez instalado el sistema se trasplantaron 8 lechugas del almacigo (4 de cada especie), se seleccionaron las 8 lechugas más sanas y se colocaron en sus canastillas, cada lechuga contó con una separación entre ellas a la misma distancia, y a su vez las canastillas se colocaron en la cama flotante a la que se le realizaron los orificios para poder colocar las canastillas (Figura 3.2). Se programó el sistema de hidroponía con un temporizador para que cada 3 horas comenzara el funcionamiento de las bombas durante 30 minutos. Se le hicieron pruebas de conductividad y de pH para llevar un control del sistema y que este no fuera a tener ni un desbalance en los nutrientes ya fuera por su consumo de la propia planta o por la evaporación de la solución nutritiva que se pudiera generar.



Figura 3.2. Lechugas en el sistema de hidroponía.

3.2. Pruebas de conductividad

Durante casi 3 meses, de los días del 26 de octubre de 2018 al 12 de diciembre de 2018 se tomaron pruebas de conductividad y de pH al sistema de hidroponía, con el fin de tener un monitoreo de la solución nutritiva y que los nutrientes no fueran a decaer o aumentar drásticamente y que pudiera afectar el desarrollo del cultivo y en caso de que hubiera un cambio en el las mediciones hacer el correcto ajuste ya sea agregando más agua o más solución nutritiva para permanecer en el punto medio.

Las pruebas de conductividad se realizaron con un sensor que mide los sólidos disueltos en partes por millón, se realizó una medición inicial a la solución la cual se tomaría como punto medio en la que debería permanecer la solución a la largo del crecimiento de las lechugas.

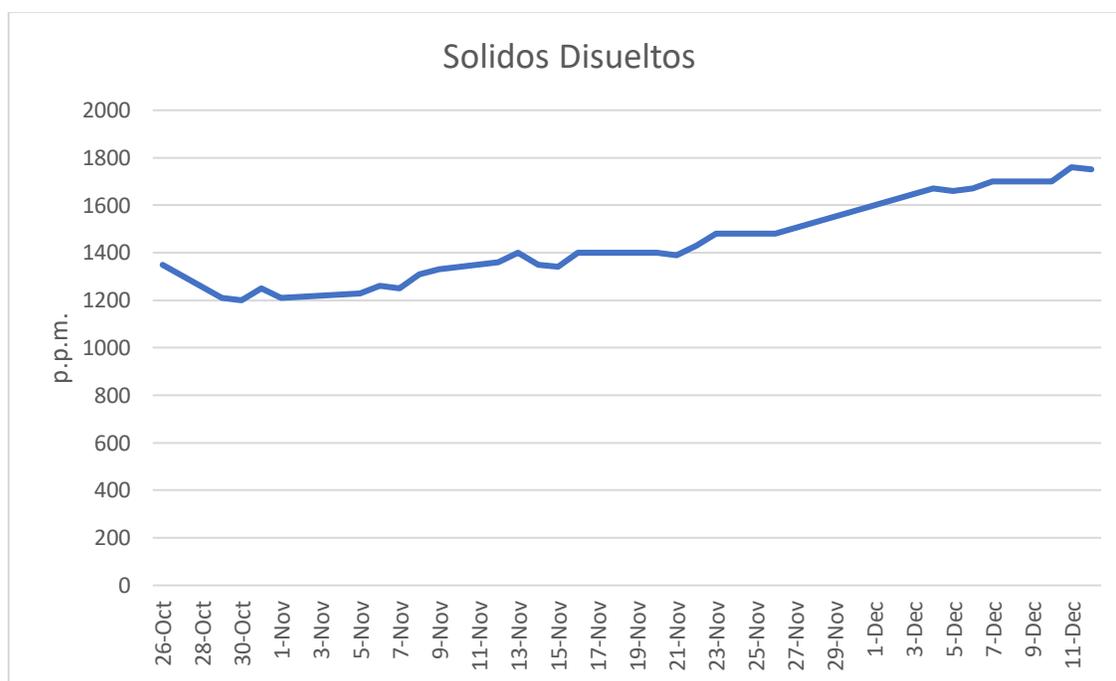


Figura 3.3. Gráfica del comportamiento de la conductividad en el sistema de hidroponía.

En las pruebas de conductividad (ver Figura 3.3) se puede apreciar un ligero incremento, esto es debido a la evaporación que presentaba el agua del sistema de hidroponía, sin embargo, este incremento en la conductividad no tuvo efectos en el cultivo.

3.3. Pruebas de espectroscopia

Las primeras pruebas espectrales se realizaron con un espectrómetro de la marca Ocean Optics modelo USB4000-VIS-NIR (ver Figura 3.4), cuenta con un rango de longitud de onda de los 350 nm a los 1000 nm. Una vez que las primeras lechugas del sistema de hidroponía contaron con un crecimiento óptimo se tomaron muestras a 8 lechugas (3 hojas de cada una) con una solución balanceada de nutrientes y se tomaron también 8 muestras de hojas que tuvieron un desarrollo atípico, por ejemplo aquellas que fueron privadas de suficiente luz solar y se fueron marchitando como se puede ver en la Figura 3.5.



Figura 3.4. Espectrómetro empleado en el experimento.



Figura 3.5. Hoja no sana debido a la falta de luz.

3.4. Arreglo experimental

El arreglo experimental (ver Figura 3.6) consistió en la adquisición de 32 tomas espectrales de hojas de lechugas, de las cuales 12 pertenecen a lechugas de tipo *great lakes*, 12 a lechugas de tipo largas, 4 a hojas no sanas de tipo *great lakes* y 4 a hojas no sanas de tipo largas. Se utilizó una superficie blanca con una capacidad de reflejar la luz del 99% como blanco de referencia.

Se colocó cada una de las hojas a una distancia de entre 5 cm y 10 cm con respecto a la fibra óptica del espectrómetro. Después se procedió a tomar la captura de los datos con el software proporcionado por Ocean Optics, de esta forma se tomaron 32 tomas espectrales.

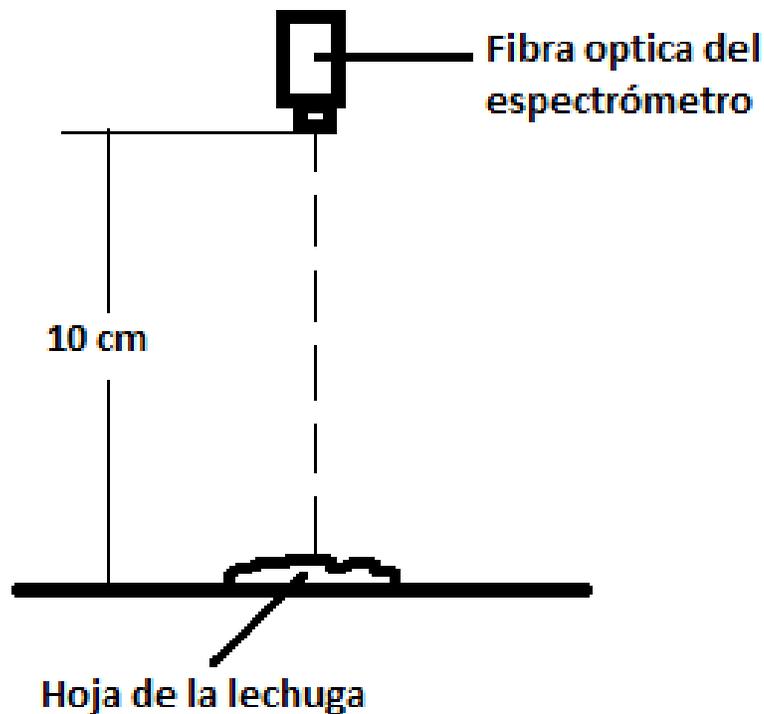


Figura 3.6. Arreglo experimental del espectrómetro.

Los datos de reflectancia arrojados por el espectrómetro (ver Figura 3.7) lograron demostrar una diferencia entre la reflectancia de una hoja sana con la de una hoja no sana (ver Figura 3.8).

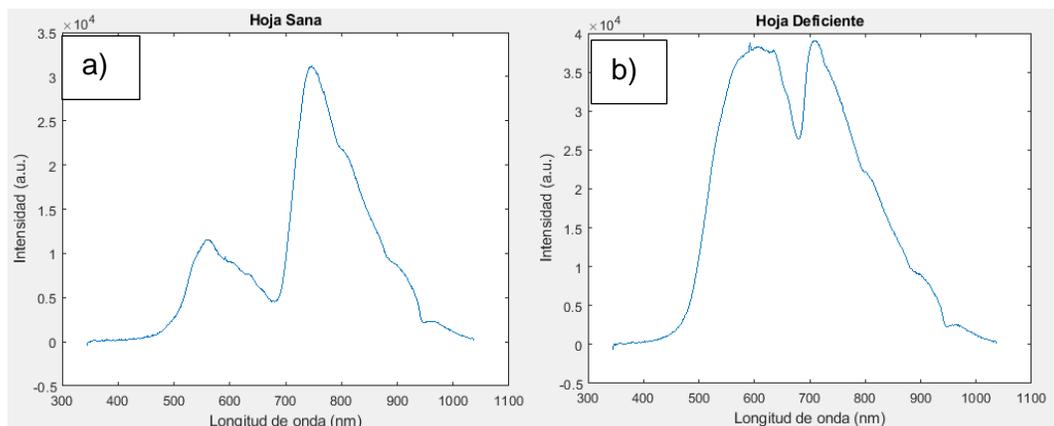


Figura 3.7. a) Gráfica de reflectancia de una hoja sana, b) Gráfica de reflectancia de una hoja no sana.

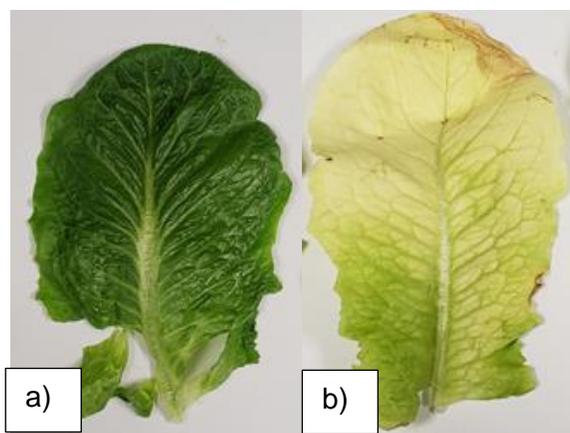


Figura 3.8. a) Hoja sana, b) Hoja no sana.

Una vez graficados los datos obtenidos con el espectrómetro se pudo comprobar la viabilidad del experimento, al ver en las gráficas de las firmas espectrales de las hojas de las lechugas una diferencia considerable en la región visible entre las hojas sanas con las hojas no sanas, por lo que se consideró factible para continuar el experimento realizando el análisis de los datos obtenidos.

CAPÍTULO IV.

PORCEDIMIENTO EXPERIMENTAL DE PRUEBAS CON IMÁGENES HIPERESPECTRALES

Para caracterizar el sistema de imágenes hiperespectrales se cultivaron las plantas en un régimen de nutrientes controlados. Se prepararon 9 contenedores de cultivo hidropónico, uno para el experimento de control con solución balanceada y 8 para los experimentos con cantidades reducidas de macronutrientes. Se desarrolló un arreglo experimental para capturar las imágenes hiperespectrales, el cual contó con una cámara y un sistema de iluminación proporcionado por ledes que cuenta con 12 bandas en el espectro visible (de los 400 a los 700 nm), con este sistema se realizaron capturas a las hojas de las lechugas para después analizar los datos obtenidos.

4.1. Niveles reducidos de nutrientes.

Se definieron las cantidades controladas de nutrientes en función de una combinación de distintas proporciones de los compuestos originales de la fórmula de referencia, para 4 de los macronutrientes fue posible controlar de manera independiente sus niveles dentro de la solución. Para cada uno de ellos se usó la cantidad mínima posible y la cantidad media entre el mínimo y el máximo posible. Lo anterior se hizo para poder tener una diferencia notoria a la hora de realizar las pruebas. En total se emplearon ocho contenedores con las soluciones nutritivas modificadas y un contenedor con la solución balanceada como referencia.

4.1.1. Distribución de las cantidades de nutrientes

La solución nutritiva balanceada empleada como referencia fue elaborada utilizando los compuestos químicos mostrados en la tabla 4.1. Para el experimento final se prepararon 4 soluciones con bajo contenido de nutriente específico, 4 con un nivel medio y además la solución con un nivel balanceado de referencia. La forma en la que se estableció el contenido de nutrientes fue; modificando la cantidad de cada compuesto en la solución, de esta forma al reducir o aumentar el contenido de un compuesto se reducían o aumentaban proporcionalmente los elementos (nutrientes) presentes en el compuesto, de esta forma se probó con todos los compuestos reduciéndolos y aumentándolos para buscar disminuir solo un nutriente sin afectar

a los demás, si se modificaba un nutriente no deseado se modificaban las cantidades de los demás compuestos para balancear el contenido de ese nutriente.

La modificación se realizó en cada uno de los compuestos para reducir el nutriente deseado de acuerdo con la distribución con la que cuenta cada fertilizante de la Tabla 4.1. Los cambios constaron de una reducción o aumento en la cantidad fertilizante en la solución para reducir o eliminar el nutriente deseado. De esta forma se contó con 8 soluciones cada una con su cantidad controlada de nutriente y una solución balanceada para utilizarla de referencia (ver Tabla 4.2).

Tabla 4.1 Fertilizantes de la solución nutritiva y distribución de los macronutrientes.

Compuesto	Formula	Distribución (N-P-K-S-Ca-Mg)	Catión	Anión
Nitrato de potasio	KNO ₃ (K ₂ SO ₄)	12-0-46-0-0-0	K ⁺	NO ₃ ⁻
Nitrato de amonio	NH ₄ NO ₃	33-3-0-0-0-0	NH ₄ ⁺	NO ₃ ⁻
Fósforo monopotásico	KH ₂ PO ₄	0-52-34-0-0-0	KH ₂ ⁺⁺⁺	PO ₄ ⁻⁻⁻
Sulfato de Magnesio	MgSO ₄ +7H ₂ O	0-0-013-0-16.3	MgO	S
Nitrato de calcio	Ca(NO ₃) ₂	15.5-0-0-0-26.5-0	Ca ⁺⁺	NO ₃ ⁻

Tabla 4.2 Porcentaje de contenido de nutrientes en las soluciones nutritivas.

Solución	N	P	K	Ca	Mg	S
1	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2	100%	2.5%	100%	100%	100%	100%
3	100%	50%	100%	100%	100%	100%
4	100%	100%	25%	100%	100%	100%
5	100%	100%	62.5%	100%	100%	100%
6	100%	100%	100%	0%	100%	100%
7	100%	100%	100%	50%	100%	100%
8	100%	100%	100%	100%	0%	0%
9	100%	100%	100%	100%	50%	50%

Debido a la composición de los fertilizantes, en el nitrógeno no fue posible establecer una deficiencia, ya que está presente en casi todos los compuestos y un desbaste de ese nutriente ocasionaba el desabasto de algún otro nutriente no deseado sin poder ajustar los valores de los demás compuestos, también los macronutrientes de azufre y magnesio no fueron posibles separarse entre si ya que se encuentran en un solo compuesto y la reducción de uno afectaba directamente al otro.

La distribución de las cantidades controladas de nutrientes que se utilizó en este proyecto viene dada en el ANEXO A, en el cual se puede apreciar cómo está distribuido el contenido en

gramos de cada uno de los nutrientes para cada una de las soluciones por cada 40 lts de agua en cada uno de los 8 contenedores para su respectiva cantidad controlada de nutrientes.

4.2. Sembrío de lechugas para pruebas con un nivel de nutrientes controlados

Con las cantidades controladas de nutrientes establecidas, se sembraron 120 semillas de lechuga en el almacigo (60 lechugas largas y 60 *great lakes*), se regaron durante dos semanas con una solución balanceada, el primer sembrío tuvo baja germinación (presumiblemente debido a un lote viejo de semilla) por lo que se consiguió un lote nuevo para aumentar al número de plantas disponibles para realizar las pruebas. Se regaron con una solución balanceada durante dos semanas más hasta tener el desarrollo suficiente para poder ser trasplantadas al sistema de hidroponía.

4.3. Sistema de hidroponía final

Se acondicionó el sistema de hidroponía para las nuevas lechugas, se crearon 8 nuevos contenedores con capacidades de 40 litros cada uno, a cada uno de los contenedores se le proporcionó la solución con deficiencias previamente establecidas, en cada uno de estos contenedores se colocaron 4 en sus respectivas canastillas y con su respectiva cama flotante, finalmente se agregaron las bombas de aire a los contenedores. A su vez se continuó con el uso del contenedor original, el cual se llenó con una solución balanceada, dando un total de 9 contenedores (ver Figura 4.1).



Figura 4.1. Sistema de hidroponía final.

4.4. Segunda toma de conductividad

Una vez establecidas las concentraciones de nutrientes en el nuevo sistema, se realizaron las pruebas de conductividad (ver Figura 4.2), para llevar un control de los niveles de los nutrientes y que estos no fueran alterados más allá de las medidas iniciales. Al detectar un incremento en la conductividad de la solución (normalmente producido por la evaporación del agua) se reponía el nivel de agua de los contenedores para regresar a las muestras iniciales. Las tomas de conductividad se realizaron con una frecuencia de 2 veces por semana.

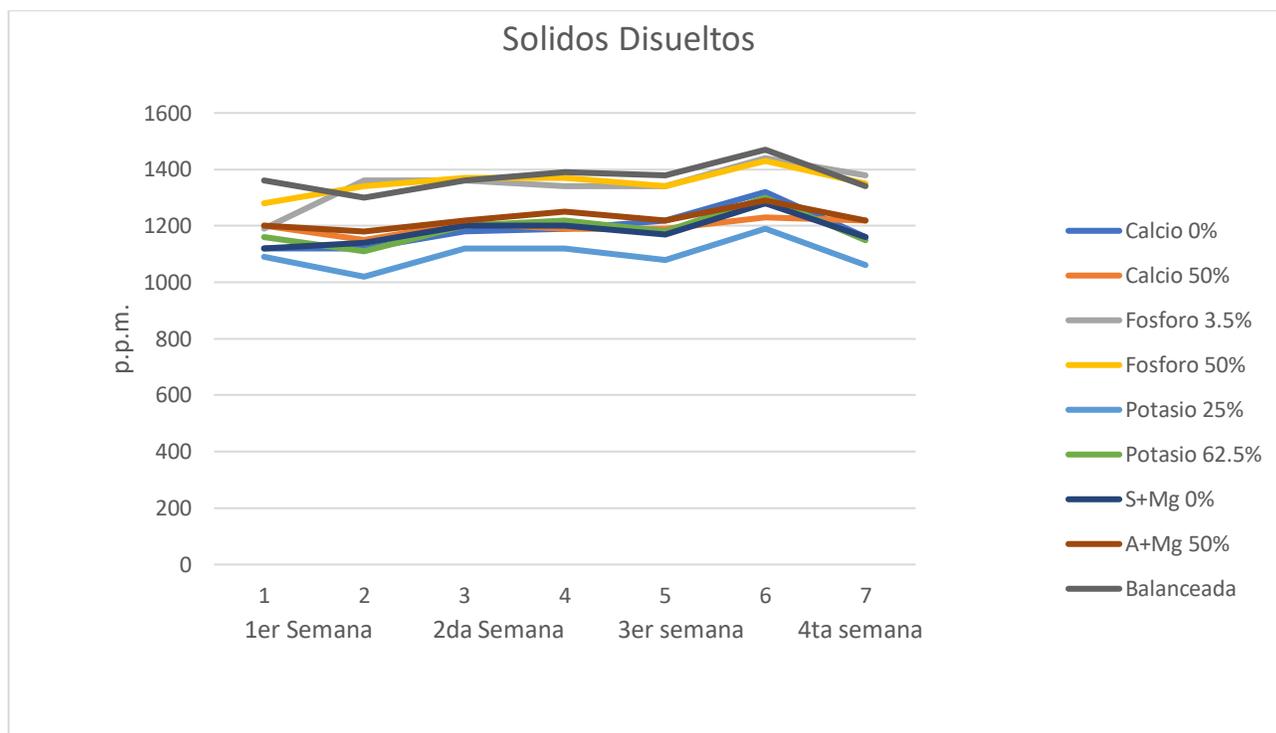


Figura 4.2. Gráfica del comportamiento de conductividad de las soluciones en el sistema de hidroponía.

Las deficiencias tanto de calcio como de fósforo fueron muy agresivas para las plantas, las lechugas con estas deficiencias no lograron sobrevivir, quedando solos las que se alimentaron con niveles bajos de potasio, azufre más magnesio y las balanceadas (ver Tabla 4.3). Por una situación ajena y fuera de control, se suspendió el suministro de energía eléctrica en el invernadero. Los cultivos se trasladaron a un nuevo espacio, en donde concluyó el experimento hasta llegar a la madurez de las plantas.

Tabla 4.3 Tabla de contenido de nutrientes en las soluciones nutritivas (En verde las soluciones de las plantas que lograron llegar a su maduración para realizar las pruebas).

Solución	N	P	K	Ca	Mg	S
1	100%	100%	100%	100%	100%	100%
2	100%	2.5%	100%	100%	100%	100%
3	100%	50%	100%	100%	100%	100%
4	100%	100%	25%	100%	100%	100%
5	100%	100%	62.5%	100%	100%	100%
6	100%	100%	100%	0%	100%	100%
7	100%	100%	100%	50%	100%	100%
8	100%	100%	100%	100%	0%	0%
9	100%	100%	100%	100%	50%	50%

4.4.1. Sistema de iluminación de bandas de ledes

Para elegir las distintas componentes del sistema de iluminación para la toma de imágenes hiperespectrales se definió que las bandas a utilizar abarcaran todo el espectro visible y tuvieran un ancho de banda lo más estrecho posible. Fue posible implementar un total de 12 bandas de iluminación con ledes disponibles de forma comercial. Las 12 bandas cuentan con los siguientes valores de pico de onda: 405, 430, 475, 501, 535, 555, 575, 596, 605, 630, 660 y 700 nm. Los anchos de banda medios de los ledes empleados son: 396-411, 408-502, 458-482, 493-519, 505-540, 546-567, 568-581, 589-603, 615-631, 625-639, 650-670 y 654-739 nm respectivamente (ver Figura 4.3).

Una vez adquiridos los ledes, éstos se montaron en una tablilla de tal manera que forman un anillo de iluminación para cada banda, la tablilla cuenta con un orificio de inspección para poder tomar la captura de imagen. El modelo y la cantidad de ledes utilizados en cada banda se muestran en la Tabla 4.4. Como la intensidad y el flujo luminoso de cada modelo de led son diferentes, se usó una cantidad distinta de ledes para cada banda para poder lograr la mayor uniformidad de intensidad en todas las bandas.

Tabla 4.4 Ledes utilizados por banda seleccionada.

Banda	Modelo	Pico de longitud de onda (nm)	Cantidad utilizada
1	SSL-LX5093HD	700	10
2	LTL-4263	660	6
3	C503B-RAN-CZ0C0AA1	630	3
4	C503B-ACN-CY0Z0252-030	605	3
5	C5SMF-GJF-CV0Y0791	596	3
6	C5SMF-BJF-CR0U0352	575	3
7	HLMP-EJ30-NR0DD	555	10

8	HLMP-CE34-Y1CDD	535	3
9	LTL2R3KGKNN	501	3
10	3BWD-S	475	3
11	VAOL-5GUV0T4	430	4
12	SSL-LX5093PGD	405	3

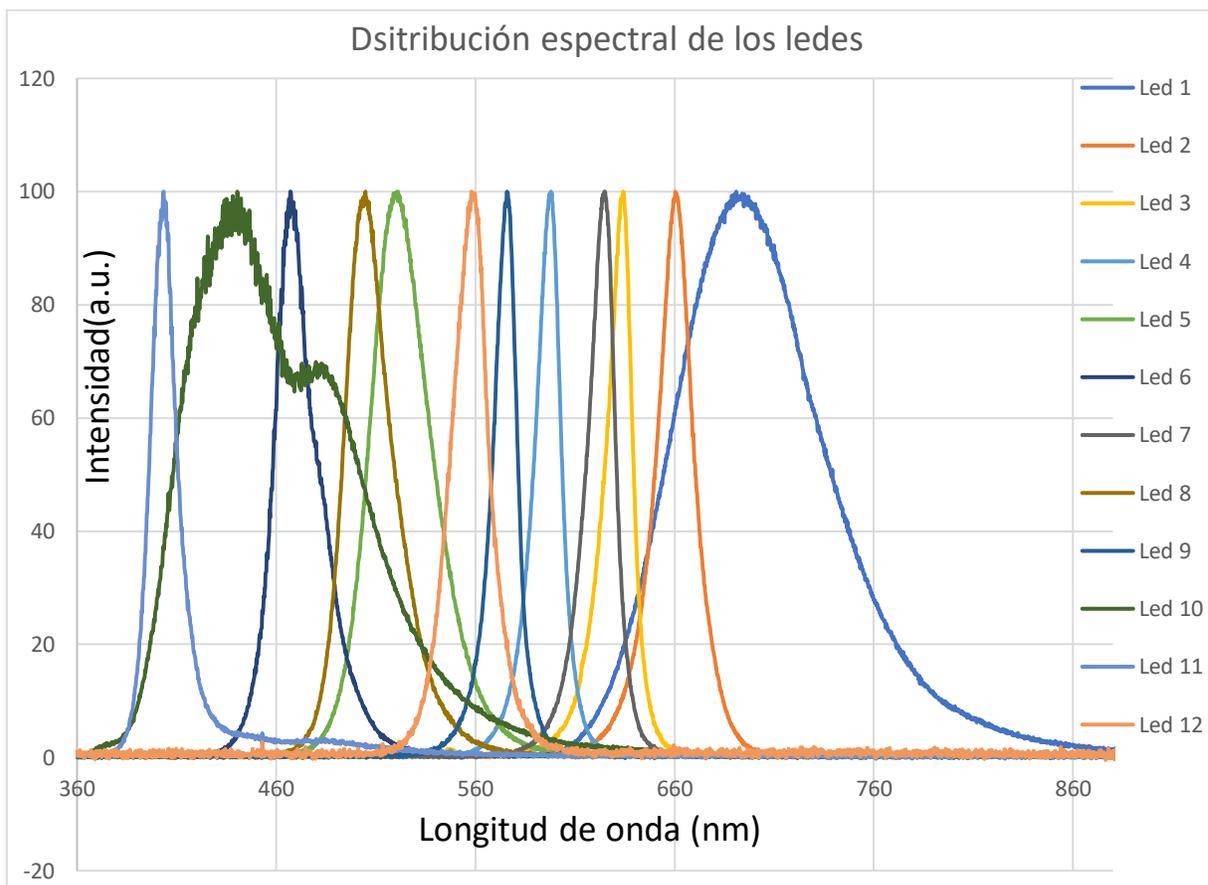


Figura 4.3. Gráfica de distribución espectral de los ledes.

Los ledes se distribuyeron en forma de anillo alrededor del orificio de la tablilla, los ledes de menor intensidad de la misma banda se colocaron cercano al orificio y mientras fuera aumentando la intensidad de los ledes de sus respectivas bandas estos se iban colocando de forma más alejada al orificio, los ledes de una misma banda se distribuyeron en la circunferencia de tal forma que lograra cubrir la mayor área posible con la misma intensidad de luminiscencia. La parte interna de la tablilla que contiene a los anillos de iluminación se recubrió para que su contara con una elevada reflectancia difusa, el sistema de iluminación se aprecia en la Figura 4.4.

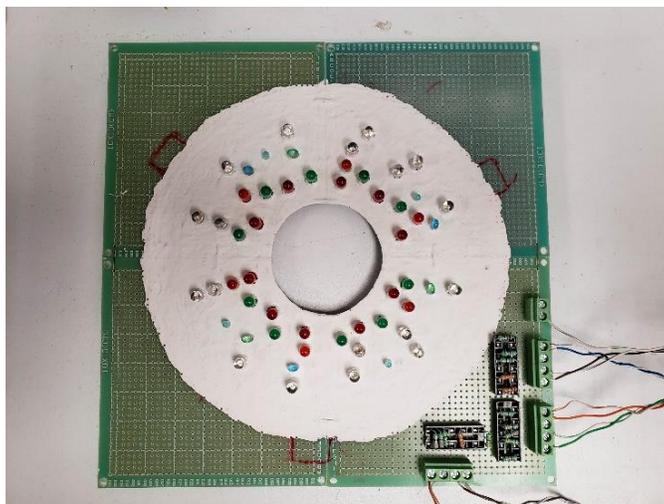


Figura 4.4. Sistema de iluminación.

4.5. Arreglo experimental

4.5.1. Hemisferio integrador

Se creó el hemisferio inferior de una esfera integradora mediante una impresión en 3D con una dimensión de 15 cm de radio, este hemisferio fue recubierto en su interior con un material de color blanco de alta reflectancia difusa, el cual actúa en sustitución del espectralón (comúnmente utilizado en las esferas integradoras), debido a que no se contó con este último. El hemisferio inferior de la esfera actúa como una superficie lambertiana reflejando la luz de manera difusa y haciendo que se disperse lo más uniforme posible a lo largo de toda la superficie de la hoja de la lechuga, la cual se encuentra dentro del hemisferio integrador, a su vez el hemisferio es cubierto con el sistema de iluminación para no dejar incidir iluminación externa, de esta forma la muestra en el interior de la esfera reciba la misma cantidad de radiación a lo largo de su superficie proveniente únicamente del sistema de iluminación.

4.5.2. Sistema de adquisición de imágenes

Las imágenes fueron capturadas por una cámara de la marca BASLER modelo acA2500-14gc, tiene un sensor de tipo CMOS, cuenta con una resolución de 5 MP que brinda una imagen RGB y se conecta al ordenador conecta mediante el puerto ethernet, las especificaciones completas de la cámara están dadas en la Tabla 4.5. Se desarrolló un programa en LabView para

controlar el sistema de iluminación y la captura de imágenes, mediante el kit de herramientas LIFA (*LabView to Arduino Interface*) se controló un Arduino UNO para encender la secuencia de ledes que representa a cada banda y de esta forma iluminar a la muestra.

Tabla 4.5 Especificaciones de la cámara.

Sensor	MT9P031
Tipo de sensor	CMOS
Tamaño del sensor	5.7 mm x 4.3 mm
Resolución (HxV)	2590 px x 1942 px
Resolución	5 MP
Tamaño del píxel	2.2 μm x 2.2 μm
Cuadros por segundo	14 fps
Color	RGB

La interfaz de usuario del programa en LabView (ver Figura 4.5) cuenta con 6 entradas las cuales el usuario debe seleccionar: Puerto para establecer la comunicación del programa con la tablilla, tablilla a utilizar para el control de iluminación (tablilla Arduino uno en este caso), periférico de adquisición de imágenes (en este caso fue por puerto ethernet), carpeta en donde se guardarán las imágenes capturadas, número de imágenes a capturar (12 imágenes), y tiempo de espera entre cada captura.

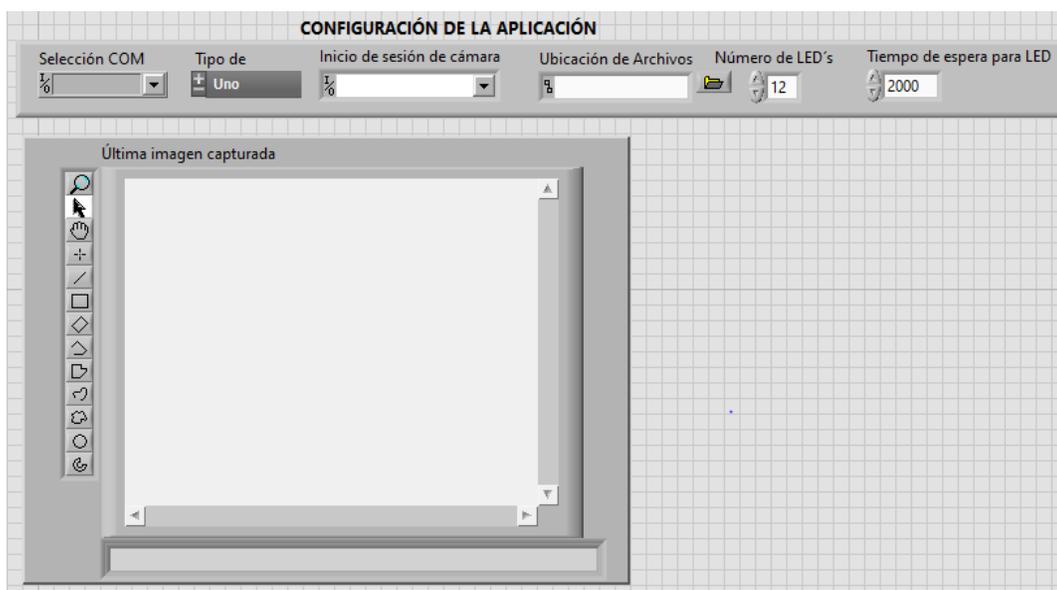


Figura 4.5. Interfaz de usuario en LabView para la captura de imágenes.

4.5.3. Captura de imágenes

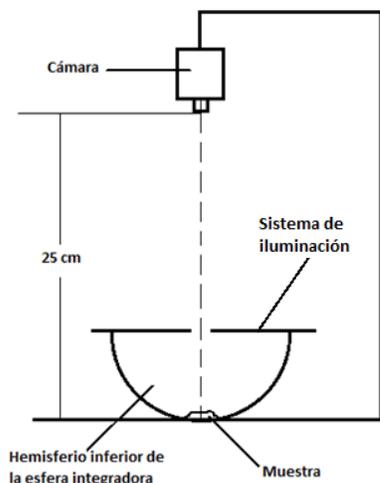


Figura 4.6. Diagrama del arreglo experimental de la cámara hiperespectral.

Se acoplaron todas las partes para formar el arreglo experimental (ver Figura 4.6), la cámara se colocó a una distancia de 25 cm con respecto a la muestra, se colocó la muestra dentro del hemisferio integrador y se cubrió con el sistema de iluminación (ver Figura 4.7).

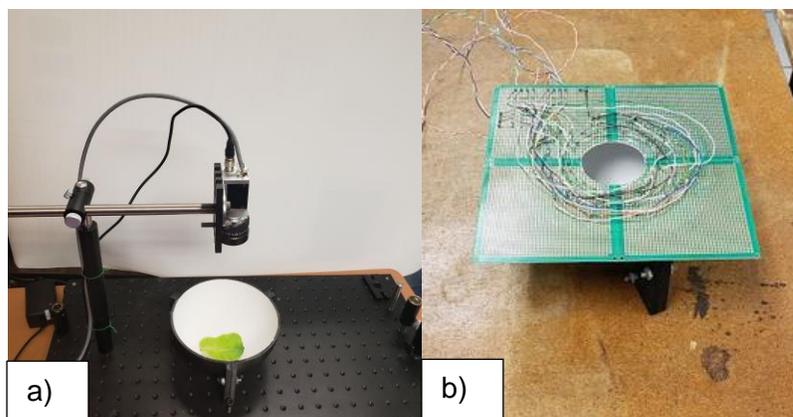


Figura 4.7. Arreglo experimental. a) Arreglo con el hemisferio integrador sin cubierta con la muestra. b) Hemisferio integrador con la cubierta del sistema de iluminación.

Se desarrolló una rutina de LabView que realiza una secuencia de encendido de ledes y captura de imagen, obteniendo 12 imágenes por cada muestra, el diagrama de flujo se muestra en la Figura 4.8.



Figura 4.8 Diagrama a bloques de la secuencia de adquisición de imágenes.

Para realizar las capturas de las muestras, se seleccionó una hoja de cada lechuga de su solución correspondiente, esta hoja fue cortada de tal forma que al ser colocada dentro de la esfera la cámara captara toda el área de la muestra a través del orificio con el que cuenta el sistema de iluminación, una vez realizadas las capturas de la muestra ésta se removía del hemisferio integrador y se colocaba la siguiente muestra de forma manual. Se realizaron las capturas de la muestra en un ambiente lo más oscuro posible, para que solo la iluminación de cada banda iluminara la muestra.

Se realizaron un total de 30 capturas con las muestras de cada solución correspondientes (ver Tabla 4.6), así como una toma de blanco de referencia la cual se realizó sin muestra. En la Figura 4.9 se puede observar cómo se ven las capturas de una muestra en las 12 bandas.

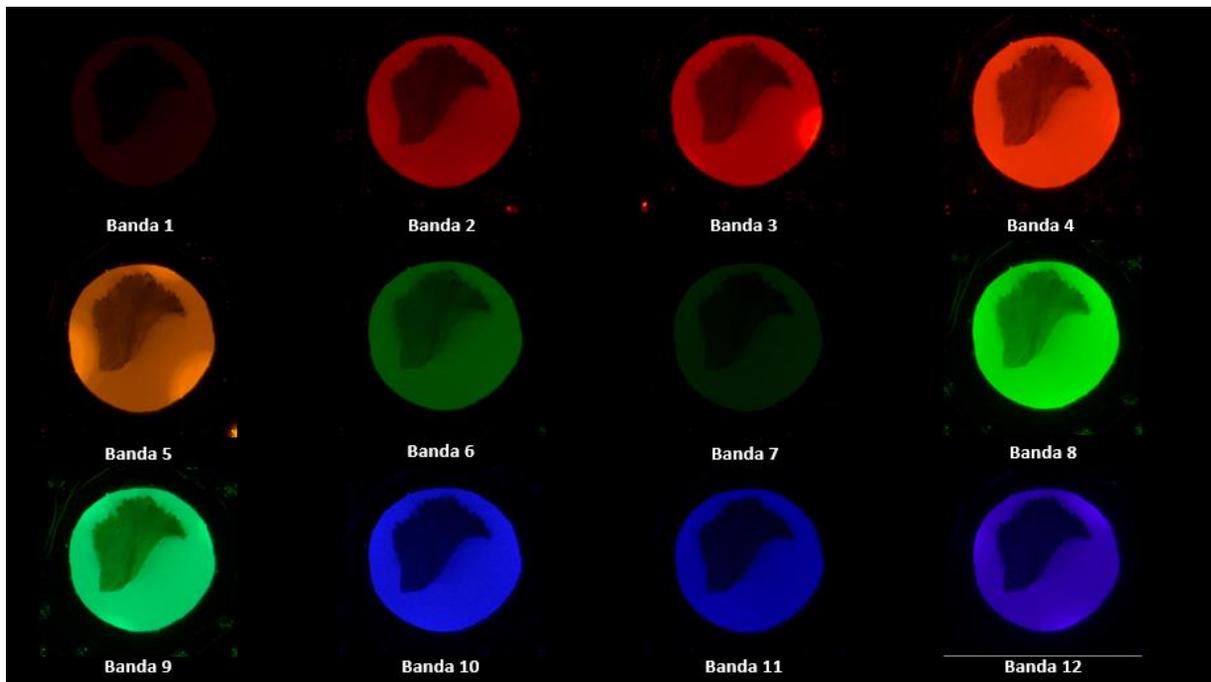


Figura 4.9. Capturas en las 12 bandas de una muestra.

Una vez obtenidas las capturas de las imágenes de las hojas de las lechugas con sus distintos niveles de concentración de nutrientes en todas las 12 bandas, se procedió a realizar el análisis de los datos.

Tabla 4.6 Distribución de las capturas de las hojas de lechuga.

Solución	# de capturas
Nutrientes al 100%	6 (3 de cada variedad)
K al 25%	6 (3 de cada variedad)
K al 62.5%	6 (3 de cada variedad)
S+Mg al 0%	6 (3 de cada variedad)
S+Mg al 50%	6 (3 de cada variedad)

CAPÍTULO V ANÁLISIS Y RESULTADOS

5.1. Análisis de correlación de las pruebas de reflectancia

En esta sección se muestra un análisis de la información de reflectancia obtenida del primer lote de lechugas cultivado, cuyo procedimiento está descrito en el Capítulo 3. En este primer lote solamente se clasifican las hojas como sanas y no sanas y los espectros de reflectancia se obtienen a través del espectrómetro y éstos abarcan solo una región puntual de cada hoja.

Una vez obtenidos los datos de reflectancia arrojados por el espectrómetro de las hojas de las lechugas, tanto las sanas como las no sanas, se eliminaron los datos de reflectancia en las bandas del infrarrojo y ultravioleta, se tomaron los valores de reflectancia del espectro visible y se agruparon en las 12 bandas que corresponden las bandas de emisión de los ledes, ver Tabla 5.1.

Tabla 5.1. Bandas y rango de cada banda.

Banda	Nombre comercial	Código	Rango	
1	Azul profundo	DB	439	461
2	Azul	BL	455	480
3	Azul-verde	GB	490	515
4	Verde real	RG	510	540
5	Verde	GR	555	580
6	Amarillo	YL	585	603
7	Naranja	OR	600	620
8	Ámbar	AM	615	633
9	Rojo	RE	625	645
10	Rojo super	SR	637	650
11	Rojo hiper	HR	650	665
12	Rojo lejano	FR	710	735

Una vez agrupados estos datos, se obtienen los valores de reflectancia representativos para cada banda mediante el promediado de los mismos. Se procede entonces a analizar cuáles de las bandas presentan las diferencias más significativas entre las hojas sanas y las no sanas. De la Figura 3.7 se puede observar que las diferencias entre los espectros son notables entre los 550 y

700 nm. También se observa que para cada tipo de hoja algunos espectros son de mayor amplitud que otros pero conservan la misma forma.

Para evitar que los cambios de amplitud afectaran el análisis de los resultados, se normalizan dividiendo entre sí dos valores de reflectancia para la misma muestra, obteniendo como resultado la proporción relativa entre las reflectancias de esas bandas de la muestra. Se clasificaron numéricamente las hojas sanas con un valor de 1 y las hojas no sanas con un valor de 0. se obtienen los valores de reflectancia representativos para cada banda mediante el promediado de los mismos. Se procede entonces a analizar cuáles de las bandas presentan las diferencias más significativas entre las hojas sanas y las no sanas. (5.1).

$$\text{Correlación} = \frac{C}{\sqrt{\text{Var}_1 * \text{Var}_2}} \quad (5.1)$$

Donde:

C = Covariancia entre el valor de las hojas sanas y no sanas y el valor de las bandas divididas.

Var₁ = Varianza de las hojas sanas y no sanas.

Var₂ = Varianza de las bandas.

5.2. Resultados de las pruebas de reflectancia

Con los valores de varianza y correlación obtenidos se seleccionaron las bandas donde los valores de correlación y varianza fueran lo más alto posible, para así encontrar valores diferenciales entre los datos obtenidos de una hoja sana con los de una hoja no sana, de esta forma se observaron cuales bandas fueron más favorables a la investigación. Los resultados más representativos se obtuvieron en las combinaciones de bandas 1/9, 1/11 y 4/9 de forma directa. En la Figura 5.1 se puede apreciar la diferencia de los datos agrupados obtenidos de una hoja sana con los de la hoja no sana, estando los valores de las bandas 1/9 de la hoja sana en un rango de 0.05 a 0.077 (grupo 1), mientras que las hojas no sanas obtuvieron valores más bajos, entre el 0.039 a 0.045 (grupo 2). Para las bandas 1/11 los valores de la hoja sana se agruparon entre los 0.075 a 0.103, mientras que los valores de la hoja no sana fueron de 0.041 a 0.057. Para la

banda 4/9 los valores de la hoja sana estuvieron entre 0.85 y 0.104 y los de la hoja no sana fueron de 0.059 a 0.073.

Las anteriores combinaciones de bandas muestran resultados directamente proporcionales al estado de salud de la hoja, es decir, entre mayor el resultado, mejor la salud de la hoja, y en particular en estas 3 combinaciones de bandas se puede establecer un umbral para cada una de ellas que permite clasificar sin error los tipos de hojas en sanas y no sanas.

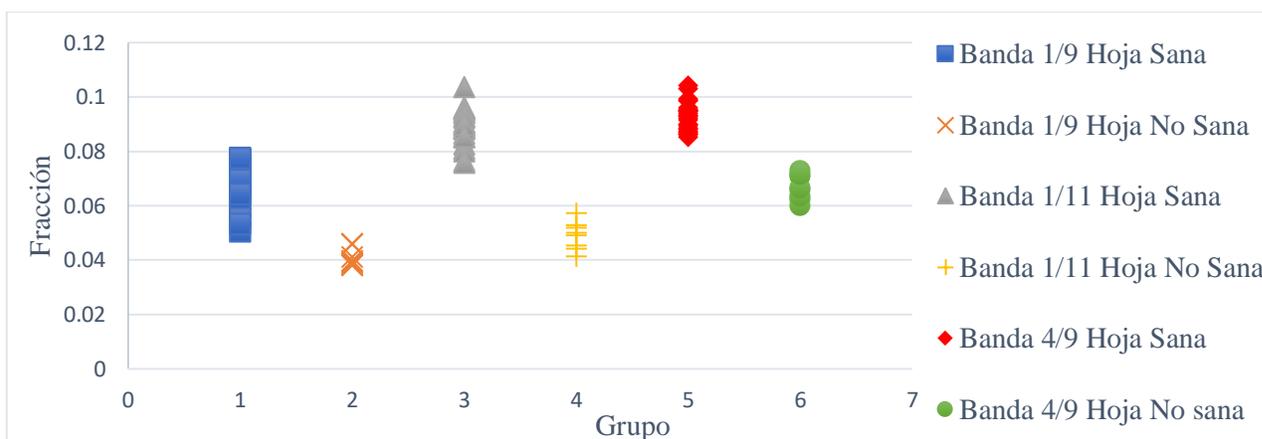


Figura 5.1. Comparación directa entre bandas de una hoja sana y una hoja no sana.

Por otra parte, las bandas 4/12, 7/12, 8/12, 9/12, 10/12 y 11/ 12 arrojaron buenos resultados de correlación forma inversa (ver Figura 5.2). Lo anterior significa que entre mayor el valor numérico del cociente, menor la salud de la hoja. En la relación de las bandas 4/12 los valores para una hoja sana se agruparon entre 0.2 y 0.38 y los de la hoja no sana estuvieron entre 0.46 y 0.71. Para las bandas 7/12 los valores de la hoja sana fueron de 0.24 a 0.5 y los de la hoja no sana de 0.7 a 1.18. Para las bandas 8/12 en la hoja sana los datos rondaron valores entre 0.22 y 0.46 y los de la hoja no sana entre 0.66 y 1.19. Para las bandas 9/12 los resultados para la hoja sana se ubicaron entre 0.2 y 0.44 y los de la hoja no sana entre 0.63 y 1.19. Para las bandas 10/12 los datos de la hoja sana estuvieron entre 0.19 a 0.39 y los de la hoja sana entre 0.59 a 1.18. Por último los datos para las bandas 11/12 de la hoja sana fueron de 0.15 a 0.31 y los de la hoja sana de 0.47 a 1.13.

De la misma manera estas 6 combinaciones de bandas arrojan resultados que permiten establecer un umbral de manera personalizada para el cociente de bandas y diferenciar entre las hojas sanas y no sanas.

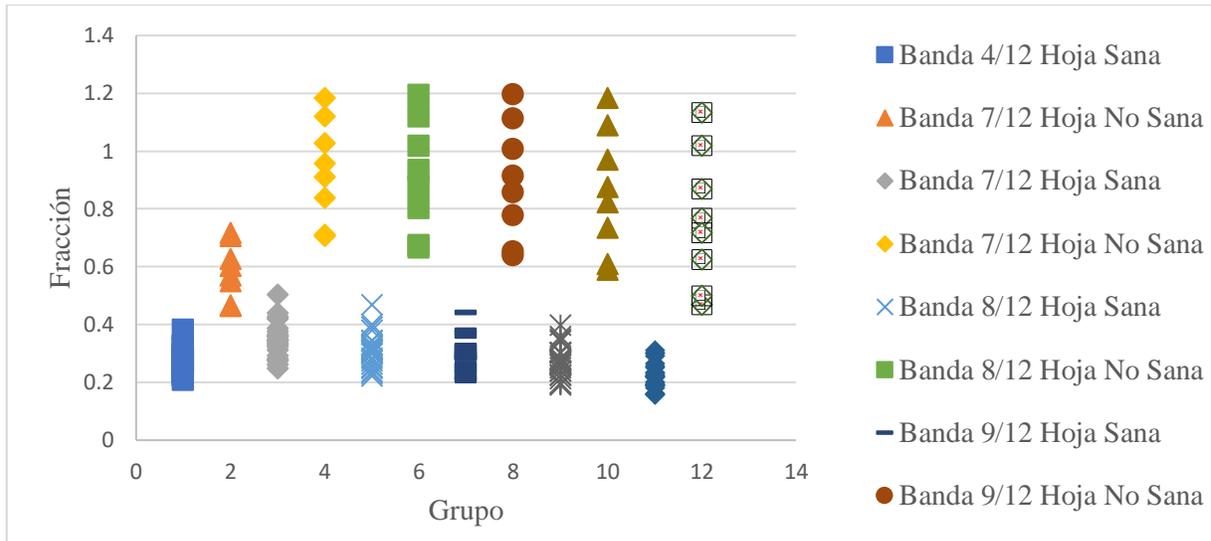


Figura 5.2. Comparación inversa entre bandas de una hoja sana y una hoja no sana.

En el resto de las combinaciones de bandas, tanto de relación directa como inversa, se presentan traslapes entre los resultados de los grupos de hojas sanas y no sanas, por lo que no es posible diferenciar claramente a través de un indicador numérico el estado de salud de la hoja.

5.3. Análisis de las pruebas con imágenes hiperespectrales

En esta sección se muestra un análisis de las imágenes hiperespectrales obtenida del segundo lote de lechugas cultivado, cuyo procedimiento se describe en el Capítulo 4. En este segundo lote se obtienen 12 imágenes de cada muestra de hoja, cada imagen en una banda distinta del espectro visible y los resultados son representativos de toda la hoja y no solamente de una región puntual.

El software utilizado para realizar el análisis de datos fue MATLAB y Excel. En MATLAB se realizó un procesamiento de la imagen que consta de una segmentación de la hoja para después promediar todos los valores de los píxeles de la hoja ya segmentada, con este promedio y a su vez dividiendo el valor obtenido entre el valor de los píxeles promediados de la imagen

de referencia se obtuvo el valor de reflectancia, este proceso se realizó para cada una de las muestras de las 30 capturas.

5.3.1. Proceso de segmentación

Para realizar la segmentación de la imagen primero se realizó una máscara (ver Figura 5.3), la misma máscara se utilizó para todas las bandas de la misma muestra, de esta forma se contó solo con una máscara por cada muestra.

5.3.1.1. Máscara en MATLAB

Para la creación de la máscara la imagen se transforma a escala de grises con la función *rgb2grey*, la imagen en escala de grises a su vez es binarizada con la función *imbinarize* utilizando un umbral adaptativo con una sensibilidad de 0.7. Con la imagen binarizada se rellenaron los huecos con la función *imfill*, al momento de llenar los huecos la región de interés fue eliminada, por lo que se utilizó la función *imsubtract* para sustraer la imagen con los huecos rellenados con la imagen binarizada, esto para invertir los valores de la imagen y obtener solo los valores de la región de interés, de nuevo se volvió a rellenar los huecos ahora de la imagen invertida y se utilizó la función *bwareaopen* para eliminar valores que no correspondieron a los valores de la hoja, quedando la máscara para la primera muestra como se aprecia en la Figura 5.3.



Figura 5.3. Máscara utilizada para la segmentación.

5.3.1.2. Segmentación

Se utilizó directamente la ecuación que utiliza Matlab al utilizar función *rgb2grey* para convertir la imagen RGB a escala de grises, esto debido a que en algunas bandas hubo poca iluminación, haciendo que los valores de los píxeles de la región de interés fueron cercanos a cero, teniendo conflicto al utilizar la función de forma directa, así al utilizar la ecuación esos píxeles fueron tomados en cuenta para la segmentación. La imagen en escala de grises se multiplicó por la máscara con la función *immultiply* y de esta forma se obtuvo la segmentación de la imagen (ver Figura 5.4).

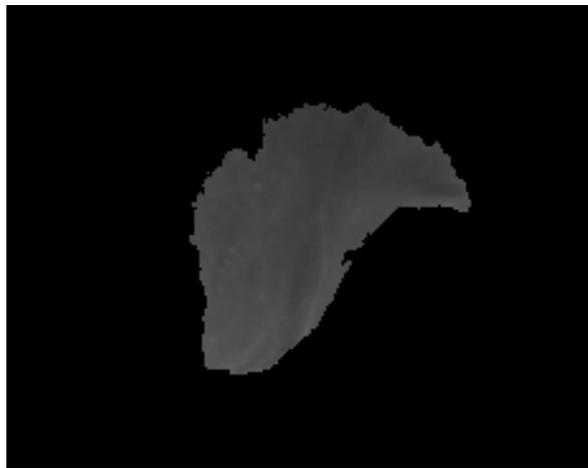


Figura 5.4. Hoja segmentada.

5.3.1.3. Promediado de la imagen y obtención de la reflectancia

Una vez segmentada la imagen se promediaron todos los valores de los píxeles de la imagen segmentada. Los valores de la imagen promediada se dividieron con los valores promediados de la imagen de referencia, los valores de promediados de referencia se obtuvieron utilizando la función *imcrop* en las imágenes de referencia, seleccionado una región de interés por banda, de esta forma se obtuvieron los valores de reflectancia de cada imagen. En el ANEXO B se aprecia el programa completo realizado en MATLAB para realizar la segmentación y promediado de la imagen.

Ya con los datos de reflectancia representativos de cada banda de cada muestra, se desarrolló el mismo análisis de correlación, pero ahora contra los niveles de K y de MgS con los que fueron alimentadas las plantas durante su desarrollo. Se replicó el procedimiento de las hojas sanas y

no sanas, pero no se obtuvieron resultados satisfactorios, por lo que se procedió a realizar un análisis más completo a través de componentes principales.

5.3.2. Análisis de componentes principales

Con los valores de reflectancia se realizó un análisis de componentes principales, este análisis se dividió en dos: un análisis para las pruebas con deficiencia de K, y un análisis para las pruebas con deficiencia de MgS.

Por medio de Excel se realizó el procedimiento de forma manual, se obtuvieron los datos de promedio, varianza y desviación estándar para cada una de las bandas. Se asignó un valor a cada muestra con un nivel de nutriente diferente, de esta forma a las muestras de K con un nivel de nutrientes balanceado (100%) se le asignó el valor de 1, a las de un nivel del 65% un valor de 0.65 y a las cultivadas solo con el 25%, un valor de 0.25. Para las muestras cultivadas con niveles controlados de MgS se le asignaron los valores 1, 0.5 y 0 para los contenidos del 100%, 50% y 0% respectivamente. Estos valores de fracción del nutriente a detectar se utilizaron para obtener la covarianza entre la información contenida en las bandas de iluminación empleadas y los valores de nivel de nutrientes, una vez obtenida la covarianza se obtuvo la correlación para cada banda con la ecuación 5.1.

Con los datos de correlación obtenidos de las 12 bandas se obtuvo la matriz de covarianza y la matriz de correlación. Se obtuvieron los eigenvalores y los eigenvectores por medio de la función *pca* en MATLAB. Se normalizaron los datos de todas las bandas restando su valor entre el promedio y dividiéndolo entre la desviación estándar. Finalmente se obtuvieron las componentes principales al multiplicar el valor normalizado por el valor de su eigenvector correspondiente. Se utilizó solo la primera componente principal (PC1) en cada caso, tanto para el análisis de K como para el MgS, ya que en ambos casos más del 96.8% de la varianza de los datos se encontró agrupada en esa componente.

5.4. Resultados

Durante el proceso de la separación de los nutrientes de la solución nutritiva se pudieron observar diversos factores, uno de ellos fue la imposibilidad de separar al nitrógeno de los fertilizantes, esto debido a que cada compuesto contaba con nitrógeno por lo que su reducción

afectaba a los demás macronutrientes. También una vez reducidos los macronutrientes tanto de calcio y de fósforo se vio que la ausencia de estos nutrientes en la planta fue demasiado agresiva y afectó al cultivo a tal grado que no llegó a su madurez y no fue posible realizar pruebas de estas deficiencias de nutrientes.

Los únicos nutrientes controlados que fue posible analizar fueron el K y el MgS, en éste último no fue posible separar los elementos. Al aplicar el análisis de componentes principales al K y al MgS solamente las plantas que fueron alimentadas con distintos niveles de K a lo largo de su desarrollo dieron resultados favorables. Las plantas que crecieron con niveles controlados de MgS no mostraron diferencias detectables a través de las imágenes hiperespectrales.

Para las muestras cultivadas con cantidades controladas de K se tiene una clara relación entre el contenido de K y el valor de la PC1, que es linealmente inversa, al crecer el contenido de K aplicado a la solución nutritiva y por consecuencia la del contenido de la planta, disminuye el valor numérico de la PC1. Para los datos graficados en la Figura 5.5 se muestra también la línea de tendencia, la cual se representa con la ecuación:

$$y = -7.1924x + 4.4832 \quad (5.2)$$

donde y es el valor de la PC1 y x es la fracción de K presente en la planta.

Al despejar la ecuación para estimar el valor de la fracción de K de la muestra a partir de la PC1 se tiene lo siguiente:

$$x = \frac{4.4832 - y}{7.1924} \quad (5.3)$$

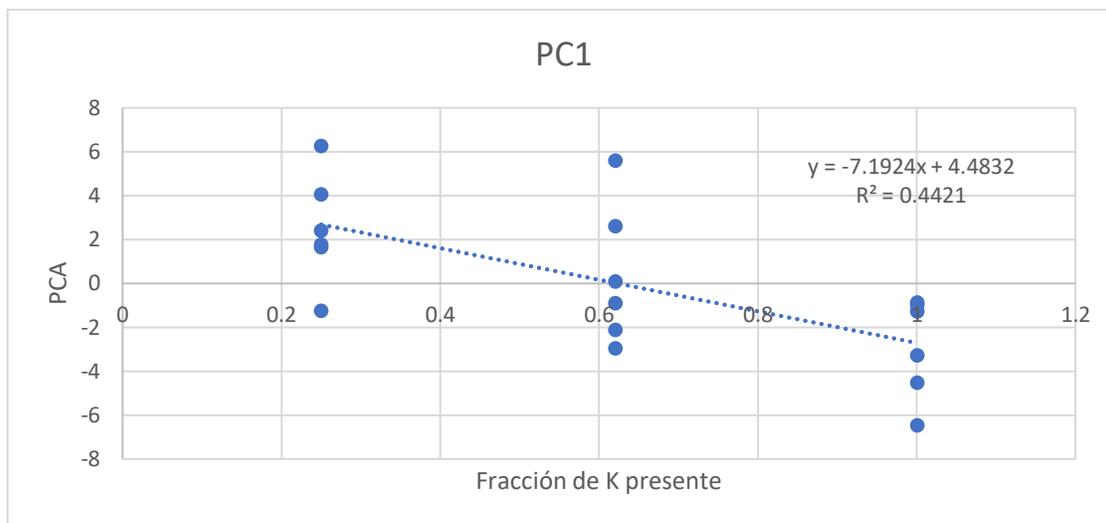


Figura 5.5. Gráfica de la línea de tendencia de la componente principal uno (PC1) del potasio.

Para las muestras que se tuvieron disponibles con la cantidad controlada de K, se aplicó la ecuación 5.3 para estimar su contenido en función de la PC1. Los resultados encontrados se muestran en la Tabla 5.2:

Tabla 5.2 Error porcentual de la presencia de potasio detectado en la planta.

Porcentaje de K presente en la solución	Porcentaje de K obtenido con el análisis	Error (+/- %) detectado
100	102.54	2.54
65	56.84	8.16
25	27.61	2.61

CAPÍTULO VI. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

Con los resultados obtenidos y analizados se pueden concluir varios puntos, así como considerar puntos pendientes para el trabajo futuro y seguir avanzando en la investigación. A continuación, se establecen las conclusiones y trabajo futuro del presente trabajo.

6.1. Conclusiones

Una característica detectada desde un inicio, ya sea en una imagen o un espectro de reflectancia es la poca repetibilidad de los niveles absolutos de intensidad de los píxeles, la cual se debe principalmente a las distintas texturas presentadas por las muestras. Debido a lo anterior se estableció el procedimiento de comparación de intensidades entre dos bandas de la misma imagen o del mismo espectro mediante la división de los valores en las mismas, de tal manera que si aumenta o disminuye el valor absoluto de todos los píxeles en esa captura, esto ya no afecte en la medición resultante.

En el análisis de las imágenes hiperespectrales se optó por el análisis de componentes principales ya que la comparación de únicamente 2 bandas tuvo la capacidad de diferenciar entre hojas sanas y no sanas, pero no fue suficiente para determinar el nivel de contenido del macronutriente. Se consideró hacer comparativas entre 3 combinaciones de bandas, luego de 4 y así sucesivamente, sin embargo este análisis permite comparar la información relativa al macronutriente contenida en las 12 bandas.

Los resultados obtenidos de la presencia de macronutrientes a través del análisis por medio imágenes hiperespectrales fue parcialmente satisfactoria, debido a inconveniencias a la hora de realizar las pruebas los resultados de la detección de algunos macronutrientes no fueron los esperados. Como se aprecia en el capítulo anterior la única prueba viable que se realizó fue la del potasio.

No fue posible elaborar una solución con una cantidad controlada de nitrógeno, esto debido a que los compuestos para elaborar la solución nutritiva proporcionadas por el proveedor, en su gran mayoría eran nitratos, por este motivo si se buscaba realizar una disminución del nitrógeno en la solución afectaba de manera perjudicial a los demás nutrientes.

No fue posible de igual forma separar el azufre del magnesio debido a que solo un compuesto (Sulfato de Magnesio) proporcionaba azufre y magnesio a la solución, de esta forma ambos elementos siempre permanecieron juntos y las pruebas se realizaron con ambos elementos, sin embargo, no llegaron a tener resultados satisfactorios.

Como se pudo apreciar la detección del potasio se realizó de manera satisfactoria, sin embargo, ciertos factores como una deficiencia muy agresiva para la planta de nutrientes como el calcio y fosforo, hicieron que la planta no pudiera madurar debido a eso no permitieron realizar capturas y las pruebas necesarias para determinar un análisis.

6.2. Recomendaciones y trabajo futuro

Es posible realizar las pruebas de los nutrientes faltantes como el P y Ca a una edad más temprana donde la ausencia de estos elementos no llegue a afectar al cultivo de forma tan perjudicial. También existe la posibilidad de buscar establecer un control de nitrógeno, buscando una alternativa al utilizar compuestos para la solución nutritiva donde el nitrógeno no esté presente en su gran mayoría. De la misma forma queda trabajo abierto en la posibilidad de buscar un control de S y Mg por separado, utilizando un compuesto donde estos elementos estén presentes en diferentes fórmulas.

Queda el trabajo empírico de la utilización de más bandas hiperespectrales para observar la viabilidad y poder realizar un análisis de si es posible que al agregar más bandas los resultados arrojados puedan mejorar, así como establecer ver la viabilidad de diferentes métodos de análisis de datos, ya que son muchos los datos manejados y algún otro tipo de análisis podría favorecer los resultados.

El campo está abierto para futuras investigaciones las cuales concluyan los puntos abiertos en este trabajo como la detección de los demás macronutrientes, el arreglo experimental también presenta un campo abierto, se pueden utilizar un mayor número de bandas aún más angostas para cubrir los huecos presentes en la región espectral, de esta forma se tendría una mayor información a analizar y podría establecer una mejora en los resultados.

REFERENCIAS

- [1] A. M. Sáez, *La agricultura y su evolución a la agroecología*, vol 1. Obrapropia Editorial, S.L. pp. 1–11, 2010.
- [2] R. Nalwade, “Hydroponics Farming,” *International Conference on Trends in Electronics and Informatics*, pp. 645–650, 2017.
- [3] H. E. P. Martinez, “Manual práctico de hidroponia,” *Universidad Nacional Autónoma de México, Instituto de Biología*, pp. 7-10, 2006.
- [4] Consultora/AgroEstrategias, “Nutricion Mineral de las plantas,” *Maipu*, no. 3, pp. 1–4, 1987.
- [5] A. V. Barker and D. J. Pilbeam. *Handbook of Plant Nutrition*. vol 1. Taylor & Francis Group, 2007
- [6] M. Barbazán, “Barbazán, M. (1998). Análisis de plantas y síntomas visuales de deficiencia de nutrientes. Facultad de Agronomía, 1–27. Análisis de plantas y síntomas visuales de deficiencia de nutrientes,” *Fac. Agron.*, pp. 1–27, 1998.
- [7] Randall B. Smith, “Introduction to Remote Sensing of Environment (RSE),” *TNTmips*, pp. 1–32, 2012.
- [8] S. M. De Jong, “Basics of Remote Sensing,” *Remote Sensing Image Analysis: Including the Spatial Domain*, pp. 1–15, 2007.
- [9] Q. Weng, “Introduction Remote Sensing Systems, Data, and Applications,” *Remote Sensing of Natural Resources*, 2013.
- [10] C. Gonzalez Calvo, “Procesamiento a bordo de imágenes hiperespectrales de la superficie terrestre mediante hardware reconfigurable,” Ph.D. Thesis, Universidad Complutense de Madrid, Madrid, 2012.
- [11] A. Roman-gonzalez, N. I. Vargas-cuentas, “Análisis de imágenes hiperespectrales”

- Ingenieria & Desarrollo*, N° 35, pp. 14–17, 2013.
- [12] David M. Gates, “Spectral Properties of Plants,” *Applied Optics*, vol. 6, no. 4, 1965.
- [13] Hans-Eric Nilsson, “Remote Sensing and Image Analysis in Plant Pathology,” *Annu. Rev. Phytopath.* vol. 15, pp. 489-527, 1995.
- [14] V. C. Coffey, “Hyperspectral imaging of speleothems,” *Opt. Photonics News*, no. October, pp. 26–33, 2015.
- [15] J. M. Amigo, H. Babamoradi, and S. Elcoroaristizabal, “Hyperspectral image analysis. A tutorial,” *Anal. Chim. Acta*, vol. 896, no. October, pp. 34–51, 2015.
- [16] R. B. Smith, “Introduction to Hyperspectral Imaging”, *TNTmipset*, 2001
- [17] P. Mishra, “Close range hyperspectral imaging of plants: A review,” *Biosyst. Eng.*, vol. 164, pp. 49–67, 2017.
- [18] C. Chang, “Hyperspectral imaging requires reinventing multispectral concepts,” *SPIE*, pp. 3–5, 2008.
- [19] A. Plaza, “Algoritmos de extracción de endmembers en imágenes hiperespectrales,” *Teledeteccion*, pp. 101–105, 2004.
- [20] X. Xu, X. Yang, X. Gu, H. Yang, H. Feng, and G. Yang, “Monitoring the ratio of leaf carbon to nitrogen in winter wheat with hyperspectral measurements,” *Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture*, Beijing, China, pp. 1–5, 2015.
- [21] L. Xu and D. Xie, “Predicton for available nitrogen and available phosphorus by using hyperspectral data,” *College of Resources and Environment Southwest University*, Chongqing, China, pp. 0–3, 2012.
- [22] P. Gong, R. Pu, and R. C. Heald, “Analysis of in situ hyperspectral data for nutrient estimation of giant sequoia,” *Int. J. Remote Sens.*, vol. 23, no. 9, pp. 1827–1850, 2002.

- [23] M. S. Ansari, K. R. Young, and M. E. Nicolas, “Determining Wavelength for Nitrogen and Phosphorus Nutrients Through Hyperspectral Remote Sensing in Wheat (*Triticum aestivum* L .) Plant,” *Int. J. Bio-resource Stress Manag.*, vol. 7, no. 4, pp. 653–662, 2016.
- [24] P. Pandey, Y. Ge, V. Stoerger, and J. C. Schnable, “High Throughput In vivo Analysis of Plant Leaf Chemical Properties Using Hyperspectral Imaging,” *Front. Plant Sci.*, vol. 8, no. August, pp. 1–12, 2017.
- [25] M. Barbazán, “Análisis de plantas y síntomas visuales de deficiencia de nutrientes. Facultad de Agronomía,” *Fac. Agron.*, pp. 1–27, 1998.
- [26] J. Peñuelas and L. Filella, “Technical focus: Visible and near-infrared reflectance techniques for diagnosing plant physiological status,” *Trends Plant Sci.*, vol. 3, no. 4, pp. 151–156, 1998.
- [27] S. Ahmed and M. Ouali, “Band selection based on optimization approach for hyperspectral image classificatio,” *Egypt. J. Remote Sens. Sp. Sci.*, 2018.
- [28] M. Min *et al.*, “Design of a hyperspectral nitrogen sensing system for orange leaves,” *Computers and electronics in agriculture*, vol. 63, pp. 215–226, 2008.
- [29] N. Rivero *et al.*, “Medida de flujo luminoso en esfera de Ulbricht. Estudio de incertidumbres. Intercomparación con cálculo por integración.” pp. 1–9.
- [30] Qing Li *et al.*, “Hyperspectral Imaging Analysis for the Classification of Soil Types and the Determination of Soil Total Nitrogen,” *Sensors*, pp. 1–14, 2017.
- [31] G. Chi, J. Ma, Y. Shi, and X. Chen, “Hyperspectral remote sensing of cyanobacterial pigments as indicators of the iron nutritional status of cyanobacteria-dominant algal blooms in eutrophic lakes,” *Ecol. Indic.*, vol. 71, pp. 609–617, 2016.
- [32] D. Krezhova y E. Kirova, “Hyperspectral remote sensing of the impact of environmental stresses on nitrogen fixing soybean plants (*Glycine max* L.),” *Proc. 5th*

- Int. Conf. Recent Adv. Sp. Technol. - RAST2011*, pp. 172–177, 2011.
- [33] C. Kittas *et al.*, “A Hyperspectral Imaging System for Plant Water Stress Detection : Calibration and Preliminary Results,” no. 2008, pp. 1–4, 2011.
- [34] A. Antonov y L. Linsen, “Interactive visual analysis and classification of hyperspectral imaging data,” *J. Comput. Sci.*, vol. 26, pp. 13–21, 2018.
- [35] P. Roumet *et al.*, “Field Crops Research Potential of field hyperspectral imaging as a non destructive method to assess leaf nitrogen content in Wheat,” *F. Crop. Res.*, vol. 122, no. 1, pp. 25–31, 2011.
- [36] H. Huang, L. Liu, y M. O. Ngadi, “Recent Developments in Hyperspectral Imaging for Assessment of Food Quality and Safety,” *Sensors*, pp. 7248–7276, 2014.
- [37] P. S. Roy, “Spectral reflectance characteristics of vegetation and their use in estimating productive potential,” *Proc. Indian Acad. Sci. (Plant Sci.)*, vol. 99, no. 1, pp. 59–81, 1989.
- [38] H. Onoyama *et al.*, "Potential of Hyperspectral Imaging for Constructing a Year-invariant Model to Estimate the Nitrogen Content of Rice Plants at the Panicle Initiation Stage," *IFAC*, vol. 46, no. 18., 2013.
- [39] X. Ye, J. Li, K. Sakai and T. Zhao, "Estimation and visualizaion of nitrogen content in citrus canopy using hyperspectral imagery," *2013 5th Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS)*, Gainesville, FL, pp. 1-4., 2013
- [40] J. Wang, T. Wang, A. K. Skidmore, T. Shi, and G. Wu, “Evaluating Different Methods for Grass Nutrient Estimation from Canopy Hyperspectral Reflectance,” *Remote Sensign*, 7, 5901-5917, 2015.
- [41] A. Lowe, N. Harrison, & A. P. French, “Hyperspectral image analysis techniques for the detection and classification of the early onset of plant disease and stress,” *Plant*

Methods, vol. 13, no. 1, pp. 1–12, 2017.

- [42] R. Sensing, I. Analysis, and I. N. Plant, “Remote Sensing and Image Analysis in Plant Pathology,” *Annu. Rev. Phytopath.*, vol.15, 489-527, 1995.

ANEXOS

Anexo A. Tablas de distribución en gramos de los nutrientes

Tabla 3.6: Deficiencia de Calcio de 0%

Compuesto	Contenido del compuesto (g)	N (g)	P (g)	K (g)	S (g)	Ca (g)	Mg (g)
Nitrato de potasio	18.56	2.2272	0	8.5376	0	0	0
Nitrato de amonio	26.52	8.7516	0.7956	0	0	0	0
fósforo monopotásico	7.76	0	4.0352	2.6384	0	0	0
sulfato de magnesio	12.6	0	0	0	1.638	0	2.0538
Nitrato de calcio	0	0	0	0	0	0	0
Contenido Total	65.44	10.9788	4.8308	11.176	1.638	0	2.0538

Tabla 3.6: Deficiencia de Calcio de 50%

Compuesto	Contenido del compuesto (g)	N (g)	P (g)	K (g)	S (g)	Ca (g)	Mg (g)
Nitrato de potasio	18.2	2.184	0	8.372	0	0	0
Nitrato de amonio	17.2	5.676	0.516	0	0	0	0
fósforo monopotásico	8.28	0	4.3056	2.8152	0	0	0
sulfato de magnesio	12.6	0	0	0	1.638	0	2.0538
Nitrato de calcio	20	3.1	0	0	0	5.3	0
Contenido Total	76.28	10.96	4.8216	11.1872	1.638	5.3	2.0538

Tabla 3.6: Deficiencia de Fosforo de 3.5%

Compuesto	Contenido del compuesto (g)	N (g)	P (g)	K (g)	S (g)	Ca (g)	Mg (g)
Nitrato de potasio	24.32	2.9184	0	11.1872	0	0	0
Nitrato de amonio	5.64	1.8612	0.1692	0	0	0	0
fósforo monopotásico	0	0	0	0	0	0	0
sulfato de magnesio	12.6	0	0	0	1.638	0	2.0538
Nitrato de calcio	40	6.2	0	0	0	10.6	0
Contenido Total	82.56	10.9796	0.1692	11.1872	1.638	10.6	2.0538

Tabla 3.6: Deficiencia de Fosforo de 50%

Compuesto	Contenido del compuesto (g)	N (g)	P (g)	K (g)	S (g)	Ca (g)	Mg (g)
Nitrato de potasio	21.16	2.5392	0	9.7336	0	0	0
Nitrato de amonio	6.8	2.244	0.204	0	0	0	0
fósforo monopotásico	4.24	0	2.2048	1.4416	0	0	0
sulfato de magnesio	12.6	0	0	0	1.638	0	2.0538
Nitrato de calcio	40	6.2	0	0	0	10.6	0
Contenido Total	84.8	10.9832	2.4088	11.1752	1.638	10.6	2.0538

Tabla 3.6: Deficiencia de Potasio de 25%

Compuesto	Contenido del compuesto (g)	N (g)	P (g)	K (g)	S (g)	Ca (g)	Mg (g)
Nitrato de potasio	0	0	0	0	0	0	0
Nitrato de amonio	14.6	4.818	0.438	0	0	0	0
fósforo monopotásico	8.4	0	4.368	2.856	0	0	0
sulfato de magnesio	12.6	0	0	0	1.638	0	2.0538
Nitrato de calcio	40	6.2	0	0	0	10.6	0
Contenido Total	75.6	11.018	4.806	2.856	1.638	10.6	2.0538

Tabla 3.6: Deficiencia de Potasio de 62.5%

Compuesto	Contenido del compuesto (g)	N (g)	P (g)	K (g)	S (g)	Ca (g)	Mg (g)
Nitrato de potasio	8.8	1.056	0	4.048	0	0	0
Nitrato de amonio	11.28	3.7224	0.3384	0	0	0	0
fósforo monopotásico	8.64	0	4.4928	2.9376	0	0	0
sulfato de magnesio	12.6	0	0	0	1.638	0	2.0538
Nitrato de calcio	40	6.2	0	0	0	10.6	0
Contenido Total	81.32	10.9784	4.8312	6.9856	1.638	10.6	2.0538

Tabla 3.6: Deficiencia de S+Mg de 0 %

Compuesto	Contenido del compuesto (g)	N (g)	P (g)	K (g)	S (g)	Ca (g)	Mg (g)
Nitrato de potasio	17.8	2.136	0	8.188	0	0	0
Nitrato de amonio	8	2.64	0.24	0	0	0	0
fósforo monopotásico	8.8	0	4.576	2.992	0	0	0
sulfato de magnesio	0	0	0	0	0	0	0
Nitrato de calcio	40	6.2	0	0	0	10.6	0
Contenido Total	74.6	10.976	4.816	11.18	0	10.6	0

Tabla 3.6: Deficiencia de S+Mg de 50 %

Compuesto	Contenido del compuesto (g)	N (g)	P (g)	K (g)	S (g)	Ca (g)	Mg (g)
Nitrato de potasio	17.8	2.136	0	8.188	0	0	0
Nitrato de amonio	8	2.64	0.24	0	0	0	0
fósforo monopotásico	8.8	0	4.576	2.992	0	0	0
sulfato de magnesio	6.3	0	0	0	0.819	0	1.0269
Nitrato de calcio	40	6.2	0	0	0	10.6	0
Contenido Total	80.9	10.976	4.816	11.18	0.819	10.6	1.0269

Anexo B. Código MATLAB® para segmentación de la hoja y promediado de píxeles

```
clear all, close all, clc

%Carga de la imagen

fprintf('Selecciona la carpeta de los archivos\n');
myFolder=uigetdir(); %Obtiene la ruta de los archivos

%Verifica si la carpeta existe
if ~isfolder(myFolder)
    errorMessage=sprintf('Error: La carpeta %s no existe',myFolder);
    uiwait (warndlg (errorMessage));
    return;
end

%Obtiene una lista con los archivos del formato especificado
%filePattern=fullfile(myFolder);
theFiles=dir(myFolder);
i=length(theFiles);

fprintf('Inicio de lectura de datos\n');

for j=1:(i-2)
    theFilesNew=theFiles(j + 2);
    baseFileName{j}=theFilesNew.name;
    fullFileName=fullfile(myFolder, baseFileName);
end

for x=1:j
    filePattern2=fullfile(fullFileName{x}, '*.jpg');
    theFiles2=dir(filePattern2);
    i=length(theFiles2);

    for m=1:i
        baseFileName2=theFiles2(m).name;
        fullFileName2{j}=fullfile(fullFileName{x},baseFileName2);
        img{x,m} =imread(fullFileName2{j});
        imgGray{x,m} = rgb2gray(img{x,m});
        imgBin = imbinarize(imgGray{x,m}, 'adaptive', 'Sensitivity',0.7);
        imgFill=imfill(imgBin, 'holes');
        imgRest = imsubtract(imgFill, imgBin);
        imgFill2 = imfill(imgRest, 'holes');
        imgBware{x,m} = bwareaopen(imgFill2,500)
    end

end

fprintf('Carga exitosa de datos\n');
```

```
%Promediar los píxeles de la imagen

for y=1:j
    for n=1:i
        img2= double(img{y,n});
        imgGray2 = 0.2989*img2(:, :, 1) + 0.587*img2(:, :, 2) + 0.114*img2(:, :, 3);
        imgSegm = immultiply(imgBware{y,4},imgGray2);
        segmSum = sum(sum(imgSegm));
        bwareSum = sum(sum(imgBware{y,4}));
        imgProm(y,n) = segmSum/bwareSum;
    end
end

fprintf('Promedio realizado\n');
```