

Caracterización morfológica y térmica de plantas de arroz usando
campos de luz y espectro infrarrojo

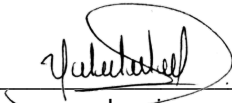
Brayan Ricardo Jurado Getial

Nota de Aceptación

Certificamos que el presente Trabajo de Grado Satisface,
en alcances y calidad, todos los requisitos que demanda
un Trabajo de Grado de Maestría.

Hernán Benítez

Director


Jurado


Jurado

Aprobado en cumplimiento de los requisitos exigidos por la
Pontificia Universidad Javeriana Cali, para optar el título de
Magister en Ingeniería.

Camilo Rocha

HERNÁN CAMILO ROCHA NIÑO Ph. D.
Decano Facultad de Ingeniería y Ciencias


JUAN CARLOS MARTÍNEZ ARIAS
Director Posgrados de Ingeniería y Ciencias



Acta de Correcciones al Documento de Trabajo de Grado

Santiago de Cali, 06 de septiembre de 2023

Autor: Brayan Ricardo Jurado Getial

Título del Trabajo de Grado: Caracterización morfológica y térmica de plantas de arroz usando campos de luz y espectro infrarrojo

Director:

Como indica el artículo 2.13 de las Directrices para Trabajo de Grado de Maestría, he verificado que el estudiante indicado arriba ha implementado todas las correcciones que los Jurados del Proyecto de Trabajo de Grado definieron que se efectuaran, como consta en el Acta de Evaluación correspondiente.

Hernán Benítez

Firma del director del Trabajo de Grado

Juan F. Flórez O.

Firma del codirector del Trabajo de Grado



Maestría en Ingeniería
Facultad de Ingeniería y Ciencias

FICHA RESUMEN
TRABAJO DE GRADO DE MAESTRÍA

TITULO: “Caracterización morfológica y térmica de plantas de arroz usando campos de luz y espectro infrarrojo”

1. ÉNFASIS: Electrónica
2. TIPO DE PROYECTO: Investigación
3. ÁREA DE TRABAJO: Visión artificial
4. ESTUDIANTE (S): Brayan Ricardo Jurado Getial
5. CORREO ELECTRÓNICO: Brayanjurado13@javerianacali.edu.co
6. DIRECCIÓN Y TELÉFONO: CL 80D1 #26C – 102 cel: 3145764021
7. DIRECTOR: Hernán Darío Benítez Restrepo
8. VINCULACIÓN DEL DIRECTOR (en la universidad): Planta
9. CORREO ELECTRÓNICO DEL DIRECTOR: hbenitez@javerianacali.edu.co
10. CO-DIRECTOR(ES) (Si aplica): Juan Felipe Flórez Ospina
11. GRUPO O EMPRESA QUE LO AVALA (Si aplica):
12. OTROS GRUPOS O EMPRESAS:
13. PALABRAS CLAVE (al menos 5): Fenotipado, cámara plenoptica, imagen infrarroja, calentamiento global, nube de puntos, PointNet.
14. ODS QUE APLICA EL PROYECTO (Agenda 2030):
15. FECHA DE INICIO (Desarrollo del proyecto): 14/01/2022
16. RESUMEN (máximo 400 palabras).

Este proyecto se enfoca en evaluar cómo las plantas de arroz responden a altas temperaturas nocturnas y desarrollar herramientas automáticas para caracterizarlas tanto en términos de su aspecto físico como de su respuesta térmica. Esto es relevante para entender el estado de las plantas y seleccionar variedades eficientes y resistentes a condiciones ambientales adversas y respetuosas con el medio ambiente.

Para caracterizar la morfología de las plantas, se utilizó una cámara especializada llamada Raytrix 42, capaz de capturar imágenes en 3D al medir la dirección de la luz. Asimismo, se emplearon cámaras infrarrojas en un experimento de estrés térmico para obtener información sobre la respuesta de las plantas de arroz a las altas temperaturas nocturnas.

Se desarrolló un algoritmo basado en PointNet para segmentar la nube de puntos obtenida, lo que permitió calcular variables como el número de hojas, la longitud de la vaina y el ángulo axial de las hojas. Se emplearon métodos de teoría de grafos y análisis de clusters para realizar estos cálculos.

Este proyecto contribuye al conocimiento científico al investigar el impacto de las altas temperaturas nocturnas en las plantas de arroz, un tema poco estudiado hasta ahora. Los resultados validaron la relación entre la variedad de arroz y su resistencia a dichas condiciones. Los protocolos y el diseño experimental establecidos sirven como referencia para futuros experimentos.

Además, se identificaron las limitaciones de los algoritmos utilizados para extraer variables morfológicas a partir de la reconstrucción 3D de las plantas de arroz. El análisis de los resultados también permitió determinar las condiciones en las que los algoritmos mostraron mayor confiabilidad. Estos hallazgos sentaron las bases para futuros avances en este campo y ofrecen oportunidades para mejorar y perfeccionar los algoritmos utilizados.



Pontificia Universidad
JAVERIANA
Cali

Caracterización morfológica y térmica de plantas de arroz usando campos de luz y espectro infrarrojo

Brayan Ricardo Jurado Getial

Director: Hernan Dario Benitez Restrepo Ph.D.

Codirector: Juan Felipe Flórez Ospina Ph.D.

Pontificia Universidad Javeriana Cali
Facultad de Ingeniería y Ciencias.
Maestría en Ingeniería
Trabajo de Grado.

2023

Resumen

El objetivo principal de este proyecto es evaluar la respuesta de las plantas de arroz a las altas temperaturas nocturnas y desarrollar herramientas que permitan la caracterización fenotípica y térmica de las plantas de forma automática. Esto desempeña un papel importante en la evaluación del estado de las plantas, así como en la selección de especies eficientes y robustas frente a condiciones ambientales y respetuosas con el medio ambiente.

Para la caracterización morfológica de las plantas, se estableció un protocolo de calibración y captura de imágenes de campo de luz utilizando la cámara Raytrix 42. Una cámara plenóptica especializada en capturar información adicional sobre la dirección de la luz del objeto, lo que permite obtener una imagen 3D en diferentes formatos. Por otra parte, para la caracterización térmica, se capturó información sobre la respuesta de las plantas de arroz a las altas temperaturas nocturnas mediante el uso de cámaras infrarrojas en un experimento de estrés térmico llevado a cabo en el CIAT. Con las imágenes obtenidas, se extrajeron datos de temperatura de las panículas de las variedades evaluadas. Asimismo, se desarrolló un algoritmo basado en PointNet para la segmentación de la nube de puntos obtenida, lo que permitió calcular variables como el número de hojas, la longitud de la vaina y el ángulo axial de las hojas. Estos cálculos se realizaron utilizando diversos métodos de teoría de grafos y análisis de clusters.

Cabe destacar que el efecto del incremento de la temperatura sobre las panículas de arroz ha sido principalmente estudiado durante el día, por lo que se espera contribuir al conocimiento científico al investigar el efecto de las altas temperaturas nocturnas. Los resultados obtenidos en la caracterización de la respuesta de las plantas a las altas temperaturas validaron la relación entre la variedad y su resistencia a estas condiciones. Además, los protocolos utilizados y el diseño experimental se establecieron como referencia para los siguientes experimentos en el campo. Por otro lado, los resultados obtenidos en la extracción de variables morfológicas mediante la reconstrucción 3D de las plantas de arroz permitieron identificar las limitaciones de los algoritmos desarrollados. El análisis de estos resultados también ayudó a determinar las condiciones en las que los algoritmos demostraron mayor confiabilidad.

Adicionalmente, nuestro trabajo generó un repositorio Github de código en Python que permite la replicación de cada uno de los pasos de nuestra metodología y a su vez los resultados experimentales, ofreciendo oportunidades para mejorar y refinar los algoritmos diseñados. Asimismo, se obtuvieron conclusiones importantes sobre la relación entre las plantas de arroz y las altas temperaturas, y también sobre las posibilidades y limitaciones de los algoritmos utilizados para la extracción de variables morfológicas. Estos hallazgos servirán de guía para futuras investigaciones y contribuirán al avance de la comprensión de la respuesta de las plantas a las condiciones ambientales y su impacto en la productividad agrícola.

Palabras Clave: Fenotipado, cámara plenoptica, imagen infrarroja, calentamiento global, nube de puntos, PointNet.

Abstract

The main objective of this project is to evaluate the response of rice plants to high night temperatures and to develop tools that allow for automatic phenotypic and thermal characterization of plants. This plays an important role evaluating of plant condition, as well as in the selection of efficient and robust species for environmental.

For the morphological characterization of the plants, a protocol of calibration and capture of light field images was established using the Raytrix 42 camera, a specialized type of camera that captures additional information about the direction of the light of the object, which allows obtaining different images at different depths and 3D image in different formats. The information obtained was segmented using PointNet averaging to obtain the desired morphological variables. On the other hand, for thermal characterization, information on the response of rice plants to high night temperatures was captured using infrared cameras in a heat stress experiment conducted at CIAT. Using the images obtained, temperature data were extracted from the panicles of the varieties evaluated. In addition, a PointNet-based algorithm was developed for the segmentation of the obtained point cloud, which allowed the calculation of variables such as the number of leaves, sheath length, and axial angle of the leaves. These calculations were accomplished using various methods of graph theory and cluster analysis.

It should be noted that the effect of temperature increase on rice panicles has been mainly studied during the day, so it is expected to contribute to scientific knowledge by investigating the effect of high night temperatures. The results obtained in the characterization of plant response to high temperatures validated the relationship between variety and its resistance to these conditions. In addition, the protocols used and the experimental design were established as a reference for the following experiments in the field. On the other hand, the results obtained in the extraction of morphological variables through 3D reconstruction of rice plants allowed identifying the limitations of the developed algorithms. The analysis of these results also helped to determine the conditions under which the algorithms demonstrated greater reliability.

Additionally, our work will follow a Github repository of code in Python that allows the replication of each one of the steps of our methodology and to turn the experimental results, offering opportunities to improve and refine the algorithms designed. Likewise, important conclusions will be drawn about the relationship between the plants of rice and high temperatures, and also about the possibilities and limitations of algorithms used for the extraction of morphological variables. These results will serve as a guide for future investigations and will contribute to the advancement of the understanding of the response of plants to environmental conditions and their impact on agricultural productivity.

Key Words: Phenotyping, plenoptic, infrared imaging, global warming, point cloud, PointNet.

Índice

1. Introducción	1
1.1. Antecedentes	2
1.1.1. Análisis de la respuesta de las plantas de arroz a las altas temperaturas nocturnas.	2
1.1.2. Captura de información morfológica usando imágenes 3D	3
1.2. Planteamiento del Problema	6
1.3. Justificación	9
1.4. Formulación	10
1.5. Sistematización	10
1.6. Objetivos	10
1.6.1. Objetivo general	10
1.6.2. Objetivos específicos	10
1.7. Estructura del documento.	11
2. Respuesta a las altas temperaturas nocturnas.	12
2.1. Diseño Experimental	12
2.2. Implementación	14
2.2.1. Materiales	14
2.2.2. Procedimiento	15
2.2.3. Ejecución	16
2.2.4. Consideraciones Importantes	18
2.2.5. Dificultades	19
2.3. Extracción de información	20
2.3.1. Datos de entrada	20
2.3.2. Selección de sección de interés	20
2.3.3. Segmentación de datos	22
2.3.4. Información Ambiental	23
2.4. Resultados y análisis	23
2.4.1. Comparación por secciones	25
2.4.2. Resultados de productividad	29
3. Captura de información morfológica usando imágenes 3D	32
3.1. Adquisición de información 3D	32
3.1.1. Materiales	32
3.1.2. Montura de cámara	33
3.1.3. Calibración de cámara	34
3.2. Captura de nube de puntos.	36

3.3.	Preparación de la nube de puntos	37
3.3.1.	Reconstrucción de planta con diferentes nubes de puntos.	37
3.3.2.	Etiquetado de nube de puntos	38
3.3.3.	Lectura y creación de dataframe	39
3.4.	PointNet para la segmentación de nube de puntos	40
3.4.1.	Preprocesamiento de datos	40
3.4.2.	Implementación de PointNet	41
3.4.3.	Entrenamiento	42
3.4.4.	Resultados	42
3.5.	Estimación de propiedades morfológicas.	43
3.5.1.	Extraer, transformar y cargar (ETL)	44
3.5.2.	Cálculo de número de hojas	45
3.5.3.	Cálculo de ángulos	47
3.5.4.	Cálculo de longitud	51
3.6.	Validación y error de estimación.	53
3.6.1.	Conteo de número de hojas	53
3.6.2.	Medición de longitud de hojas	54
3.6.3.	Medición de ángulo axial	55
3.7.	Resultados y Análisis.	55
3.7.1.	Cálculo del número de hojas	56
3.7.2.	Cálculo de ángulo axial	58
3.7.3.	Cálculo de longitud de las hojas	59
4.	Conclusiones Generales	60
4.1.	Dificultades y limitaciones	61
4.2.	Trabajos Futuros	62
	Bibliografía	64
A.	Figuras adicionales	67
A.1.	Materiales:Análisis de la respuesta de las plantas de arroz a las altas temperaturas nocturnas	67
A.2.	Ejemplo de plantas con diferentes número de hojas.	68
A.3.	Gráficas de medidas de temperatura.	70
B.	Protocolo de captura de imágenes térmicas	75
C.	Protocolo de calibración de cámara plenoptica	78
D.	Resultados de calculo de ángulo axial	82
E.	Resultados de medición de longitud de las hojas.	84

F. Repositorios GitHub	86
F.1. Extracción de datos de temperatura de las panículas a partir de imágenes térmicas.	86
F.2. Implementación de PointNet para la segmentación de nube de puntos de la planta de arroz.	86
F.3. Cálculo del número de hojas.	86
F.4. Cálculo del ángulo axial de las hojas.	86
F.5. Cálculo de la longitud de las hojas.	86

Índice de figuras

1.1. Definición geométrica de la longitud de la hoja y el ángulo de elevación para el cálculo de la elongación de la planta de Arabidopsis con una nube de puntos 3D [1].	4
1.2. Uso de cámara plenoptica para el cálculo de la altura de las plantas basado en la distancia mínima del objeto [2].	5
1.3. Resultados de la implementación del modelo Panicle-3D basado en PointNet para la segmentación de panículas [3].	6
1.4. Aumento de temperatura durante la noche y el día. Las áreas coloreadas ilustran dónde se ha producido un calentamiento de $>0,5$ °C más durante el día (rojo) o durante la noche (azul)[4]	7
1.5. Aumento de temperatura en zona arrocera colombiana [5]	8
1.6. Efecto de las altas temperaturas nocturnas sobre las plantas de arroz, (Comparación de producción por número de noches de calor por temporada de cultivo en diferentes variedades) [6]	8
2.1. Vista aérea de los cultivos y el vivero móvil donde se lleva a cabo el experimento de estres térmico nocturno en las plantas de arroz.	13
2.2. Diseño de parcelas e intervalo de siembra de las diferentes variedad para el experimento de estrés térmico nocturno dentro del invernadero (Estrés) y fuera de este (control).	13
2.3. Ubicación de genotipos seleccionados, N22 como variedad resistente a las altas temperaturas y FED 50 como variedad susceptible.	15
2.4. Marcación de tallos seleccionados con cinta reflectante.	15
2.5. Ejemplo de imagen MSX. Derecha: Imagen RGB Centro: Imagen térmica Derecha: Imagen térmica con bordes obtenidos de imagen RGB	17
2.6. Visual de opciones de configuración de la cámara por pantalla	17
2.7. Partes de la cámara Térmica FLIR T420 desde la vista frontal.	18
2.8. a. Foto RGB de panícula marchita b. Foto térmica de la panícula	19
2.9. Comparación de temperatura entre FED 50 BRAD y N22	20
2.10. Selección de panícula de interés desde la pantalla de Matlab.	21
2.11. valores de temperatura tomados desde archivo csv usando como referencia la mascara seleccionada de la imagen en la Figura 2.10.	21
2.12. Muestreo de número de datos de información de temperatura de la panícula.	22
2.13. División de panícula en tres secciones usando el método de k-vecinos.	22
2.14. Temperatura promedio de la panícula de las plantas de arroz por variedad.	23
2.15. Diferencia entre temperatura ambiente y temperatura promedio.	24
2.16. División de panícula en tres secciones.	25

2.17. Diferencia entre temperatura ambiente y temperatura promedio en de la sección inferior de la panícula.	26
2.18. Diferencia entre temperatura ambiente y temperatura promedio en de la sección central de la panícula.	27
2.19. Diferencia entre temperatura ambiente y temperatura promedio en de la sección superior de la panícula.	28
2.20. Peso promedio de las del grano de las panículas seleccionadas.	29
2.21. Componentes de rendimiento de las panículas seleccionadas para el experimento. . .	30
2.22. Porcentaje promedio de fertilidad de las panículas seleccionadas.	31
3.1. Estructura de montaje para cámara plenóptica.	33
3.2. Configuración de la cámara plenóptica y objeto en la estructura de la Figura 3.1 . .	34
3.3. Lente de calibración para calibración de imagen gris.	34
3.4. Diferentes resultados en calibración de imagen gris.	35
3.5. Proceso de calibración métrica de la cámara plenóptica.	35
3.6. Visual de calibración en software Raytrix Live para definición de profundidad. . . .	36
3.7. Planta capturada desde 4 ángulos.	36
3.8. Diferencia en la configuración de llenado.	37
3.9. Izquierda: <i>Nube de pintos con Ruido</i> . Derecha: <i>Nube de puntos filtrada</i>	37
3.10. Almacenamiento de archivos .txt de una nube de puntos.	38
3.11. Estructura de almacenamiento de datos	39
3.12. Bloques del proceso de entrenamiento de red neuronal.	40
3.13. Depuración de nube de puntos.	40
3.14. Muestreo de la nube de puntos.	41
3.15. Normalización de la nube de puntos.	41
3.16. Segmentación de nube de puntos usando PointNet.	42
3.17. Gráficas de Precisión y Loss en entrenamiento y validación del modelo.	43
3.18. Bloques del proceso de captura de información morfológica.	43
3.19. Salida de bloque ETL.	44
3.20. Separación de nube de puntos en diferentes vectores dependiendo de la clasificación de los puntos por el modelo de segmentación.	45
3.21. Selección de puntos cercanos al tallo.	45
3.22. Vista lateral de puntos cercanos seleccionados.	46
3.23. Implementación del método del codo para identificar el número de hojas.	46
3.24. Bloques del proceso de cálculo del ángulo axial.	47
3.25. Ángulo axial.	47
3.26. Separación de secciones por altura.	48
3.27. Separación de secciones por hoja.	48
3.28. Selección de puntos de referencia	49
3.29. Selección de puntos de interés.	49
3.30. Cálculo de ángulos por posición en el eje Z	50

3.31. Cálculo de ángulo axial por hoja.	50
3.32. Bloques del proceso de cálculo de la longitud de las hojas.	51
3.33. Muestreo del vector Hoja para el cálculo de longitud de las hojas.	51
3.34. Grafo creado a partir de nube de puntos.	52
3.35. Selección de puntos para cálculo de longitud.	52
3.36. Hojas distribuidas en papel milimétrico.	54
3.37. Resultados de cálculo de número de hojas en el Escenario 1.	56
3.38. Resultados de cálculo de número de hojas en el Escenario 2.	57
3.39. Resultados de cálculo de número de hojas en el Escenario 3.	57
3.40. Diagrama de caja del error absoluto del calculo del ángulo axial en los tres escenarios.	58
3.41. Diagrama de caja del error absoluto del calculo de la longitud de las hojas en los tres escenarios.	59
A.1. Cámara FLIR T420.	67
A.2. Termómetro Infrarrojo tipo pistola.	67
A.3. Termocupla	67
A.4. Ejemplo de plantas con diferentes número de hojas.	68
A.5. Temperatura promedio de la panícula de las plantas de arroz por variedad.	70
A.6. Diferencia entre temperatura ambiente y temperatura promedio.	71
A.7. Diferencia entre temperatura ambiente y temperatura promedio en de la sección inferior de la panícula.	72
A.8. Diferencia entre temperatura ambiente y temperatura promedio en de la sección central de la panícula.	73
A.9. Diferencia entre temperatura ambiente y temperatura promedio en de la sección superior de la panícula.	74
D.1. Resultado de medidas de ángulo axial para el caso 1.	82
D.2. Resultado de medidas de ángulo axial para el caso 2.	82
D.3. Resultado de medidas de ángulo axial para el caso 3.	83
E.1. Resultado de medidas de longitud de vaina de la hoja para el caso 1.	84
E.2. Resultado de medidas de longitud de vaina de la hoja para el caso 2.	85
E.3. Resultado de medidas de longitud de vaina de la hoja para el caso 3.	85

Índice de cuadros

2.1. Materiales necesarios para la captura de información térmica.	14
3.1. Materiales necesarios para la captura de información morfológica.	33
3.2. Equivalencia de etiquetado de nube de puntos.	38
3.3. Estructura de datos etiquetados	38
3.4. Equivalencia de etiquetado One-Hot	39
3.5. Estructura de dataframe para aplicar el método Dijkstra	53

Introducción

La agricultura mundial se enfrenta a desafíos significativos debido a la creciente población y las condiciones ambientales adversas. En este contexto, la fenómica y el fitomejoramiento de plantas se presentan como soluciones clave para asegurar la producción de alimentos en el futuro. Sin embargo, la identificación de variantes con características favorables y el fenotipado de plantas para evaluar su rendimiento son cuellos de botella en la producción de nuevas variedades [7].

Dentro del proyecto OMICAS ¹, en particular los proyectos P4 ² y P6 ³, surge la necesidad de desarrollar métodos que permitan el fenotipado de las plantas y evaluar su comportamiento ante diferentes estímulos ambientales que puedan afectar su crecimiento como por ejemplo los cambios en la temperatura o la humedad. Es crucial contar con métodos no invasivos que brinden evaluaciones precisas sin interferir en el crecimiento de las plantas, a diferencia de los métodos directos que requieren interacción o incluso sacrificio de ejemplares para realizar mediciones.

En el análisis de características morfológicas, como el tamaño o el número de hojas de una planta, es común emplear imágenes en dos dimensiones (2D) [8] para evitar la manipulación directa de la planta que puede ocasionar efectos negativos sobre su crecimiento y sobre los resultados de mediciones futuras. Sin embargo, estos enfoques a veces presentan limitaciones en términos de precisión debido a que una imagen 2D no es capaz de captar las partes de la planta ocultas al foco de la Cámara. Por este motivo, la adopción de la reconstrucción tridimensional (3D) de las estructuras vegetales surge como una alternativa más precisa para obtener datos morfológicos detallados. En este contexto, la utilización de imágenes obtenidas a partir de la técnica de campo de luz, que permiten hacer dicha reconstrucción 3D, son una solución que permite superar las limitaciones causadas por el uso de imágenes 2D, ya que permite capturar incluso los pliegues más sutiles de las hojas y otros componentes que no resultan claramente discernibles en imágenes planas.

Además, el análisis de la respuesta de las plantas al ambiente resulta fundamental para contrarrestar los efectos del cambio climático en los cultivos. En el caso del arroz, las condiciones climáticas

¹El programa de investigación Optimización Multiescala In-silico de Cultivos Agrícolas Sostenibles (OMICAS) busca, a través de siete proyectos, desarrollar e implementar estrategias científico-tecnológicas para el mejoramiento de variedades agrícolas con el objetivo de aportar a la seguridad alimentaria y una producción sostenible a nivel mundial.

<https://www.omicas.co/>

²Plataforma para Fenotipificación Multiescala de Alta Resolución

³Desarrollo de nuevas variedades de cultivo con mayor eficiencia en el uso de recursos, adaptación al cambio climático y resistencia a enfermedades, mediante tecnologías ómicas – seguridad alimentaria

adversas pueden provocar esterilidad o baja producción de las panículas. Aunque el arroz cuenta con mecanismos de adaptación, no todas las variantes presentan una buena respuesta a las altas temperaturas [9]. Por lo tanto, es crucial identificar la respuesta de las diferentes variantes y clasificar aquellas más resistentes a las altas temperaturas nocturnas. En este contexto, el uso de cámaras de espectro infrarrojo es una herramienta comúnmente empleada para estudiar estos fenómenos.

1.1. Antecedentes

1.1.1. Análisis de la respuesta de las plantas de arroz a las altas temperaturas nocturnas.

La agricultura se enfrenta a desafíos significativos debido al cambio climático y las condiciones ambientales adversas. Entre estos desafíos, las altas temperaturas nocturnas representan una preocupación particular en el cultivo del arroz, uno de los principales alimentos básicos en muchos países [10]. Las altas temperaturas nocturnas tienen un impacto negativo en el desarrollo y rendimiento de las plantas de arroz [11]. Durante las horas nocturnas, las plantas experimentan un estrés térmico que puede provocar daños en las estructuras celulares, alteraciones en el metabolismo y disminución en la producción de las panículas o frutos, lo que afecta la calidad y cantidad del rendimiento agrícola [12].

El desarrollo de técnicas de análisis no invasivas y de alta precisión son una herramienta importante para el estudio de la respuesta de las plantas de arroz a las altas temperaturas u otros factores ambientales que puedan afectarlas. La utilización de cámaras de espectro infrarrojo ofrece la posibilidad de monitorear la temperatura de las plantas y obtener datos morfológicos detallados sin afectar el crecimiento y desarrollo de estas [13]. Para determinar el efecto de las altas temperaturas sobre las plantas de arroz, se han realizado diversos estudios que han destacado la importancia de comprender cómo el cambio climático afecta el desarrollo y rendimiento de las plantas de arroz y sobre qué variedades tiene un mayor efecto [14].

En este contexto, un ejemplo de este tipo de investigaciones es el artículo de J. P. Vargas et. al. titulado *El arroz y su medio ambiente*, el cual aborda la relación entre el cultivo de arroz y su entorno ambiental, destacando los factores ambientales que pueden afectar su desarrollo y productividad. El artículo no se centra específicamente en las altas temperaturas nocturnas, pero proporciona una base importante para comprender el contexto general de la interacción entre el arroz y su medio ambiente, principalmente, permite evaluar cómo el estrés térmico nocturno puede afectar a las plantas de arroz [15].

Por otra parte, López Hernández et. Al. en su artículo *Tolerancia a sequía y calor en arroz* (*Oryza sativa*) del año 2018 examina la tolerancia del arroz a la sequía y el calor. En su estudio se detalla cómo estas condiciones estresantes afectan el crecimiento, desarrollo y rendimiento del cultivo, destacando los mecanismos de adaptación y respuesta de las plantas de arroz a la sequía y el calor, analizando la respuesta de la planta de arroz frente a diferentes factores que definen su productividad como emergencia de panícula, floración y llenado del grano. Durante la evaluación las plantas se

expusieron a diferentes niveles de temperatura, humedad y riego, sometiendo la planta a diferentes tipos de estrés, verificando su respuesta por medio de cámaras infrarrojas, analizando los resultados y clasificando los resultados de las diferentes variedades a diversos escenarios planteados [16].

En otro ejemplo, el artículo de Durán M. y Ramos L. titulado *Imagen térmica y sensores de termopares para estimar el índice de estrés hídrico del cultivo de arroz bajo riego por goteo* con el fin de medir la respuesta térmica de las plantas de arroz al aumento de la evapotranspiración que se estima debido al cambio de temperatura a nivel global, se hizo un seguimiento usando una cámara térmica FLIR y una red de sensores de temperatura y humedad, sobre un cultivo de riego por goteo, las imágenes obtenidas y el procesamiento previo permitieron identificar una correlación significativa entre el aumento de evapotranspiración y el aumento en la temperatura de la planta [17].

Estos estudios proporcionan una base sólida para comprender el efecto del estrés térmico en el cultivo de arroz, tanto en términos de altas temperaturas diurnas como de condiciones de sequía y estrés hídrico, aun así, estos se basan principalmente en estudiar la producción final obtenida en un cultivo o planta, y en pocas ocasiones se evalúa la respuesta de la planta para un estrés térmico durante la noche. Además, este estudio de la respuesta de las plantas de arroz a las altas temperaturas nocturnas es importante para validar la resistencia de las variedades que hasta el momento se consideran más resistentes al estrés térmico.

En resumen, el análisis de la respuesta de las plantas de arroz a las altas temperaturas nocturnas es crucial para comprender cómo el cambio climático puede afectar la producción agrícola y la seguridad alimentaria. Cerrar esta brecha de conocimiento proporcionará información valiosa para el desarrollo de estrategias de manejo y selección de variedades de arroz más resistentes al estrés térmico nocturno, lo que contribuirá a garantizar la productividad y sustentabilidad del cultivo en un entorno cambiante.

1.1.2. Captura de información morfológica usando imágenes 3D

La captura de información morfológica de las plantas es un aspecto importante en la investigación agrícola y el fitomejoramiento. En los últimos años, se han desarrollado tecnologías innovadoras que permiten una evaluación no invasiva y precisa del crecimiento y desarrollo de las plantas. Entre estas tecnologías se encuentra la captura de imágenes 3D utilizando cámaras plenópticas, las cuales han demostrado ser una herramienta prometedora en el campo de la extracción de información morfológica de las plantas. Para la captura de información morfológica usando modelos 3D creados a partir de imágenes de campo de luz no solo es necesario tener un buen método de extracción de información sino también de captura de imágenes. Este último depende en parte del ambiente donde se vaya a desarrollar la toma de datos. En el estudio realizado por Apelt et al. titulado *Fito-tipado4d: un sistema de imágenes de campo luminoso para la monitorización no invasiva y precisa del crecimiento espaciotemporal de las plantas* se presenta el sistema de imágenes Phytotyping4D, basado en cámaras de campo de luz (plenópticas), que permite el monitoreo no invasivo y preciso del crecimiento espaciotemporal de las plantas. En el artículo se muestran los estudios realizados relacionados a la obtención de información morfológica a partir de imágenes 3D tomadas con cámara plenóptica, la captura de las imágenes se hizo con ayuda de un robot que mueve la cámara en el

eje X y Y, el estudio se llevó a cabo en varios especímenes de la planta, realizándose una captura de datos cada determinado tiempo de forma automática, la cámara de campo de luz usada retorna dos imágenes una de enfoque y una de profundidad, para cada planta se capturaron imágenes desde el mismo punto y con diferente distancia de foco y de fondo con el fin de poder armar una imagen completa de la planta.

La investigación realizada por Apelt y colaboradores se centra en el análisis del crecimiento de las plantas a través de la recopilación de datos espacio-temporales. Utilizan imágenes capturadas mediante campos de luz para generar representaciones tridimensionales (3D). El artículo resalta la limitación de las imágenes en 2D debido a la complejidad tridimensional de la arquitectura de las plantas. Para superar esta limitación, se implementó un método que permite extraer con precisión datos morfológicos de las plantas. Este enfoque se basa en el análisis de las cuencas hidrográficas de la planta, lo que posibilita determinar de manera más precisa la ubicación y el número de hojas en cada planta [18].

En el estudio realizado por Dornbusch et al. en el 2014 revela la importancia de la regulación coordinada entre el ritmo circadiano y la luz en el crecimiento y los movimientos de las hojas en *Arabidopsis*. El artículo se describe el proceso ejecutado para analizar el movimiento de las hojas a lo largo del día, a través del análisis al cambio de los ángulos de la hoja. Como se observa en la Figura 1.1 para obtener los ángulos de la hoja se usan como referencia 3 puntos, la parte de unión con el tallo (P_0), la punta de la hoja (P_T) y el punto de unión de las dos partes de la hoja (P_p), con estos puntos se forma un triángulo y se obtienen los ángulos, al ser una imagen 3D la distancia entre cada punto es más cercano al real que usando una imagen en 2D, las pruebas se realizaron a diferentes horas del día y con diferente intensidad de luz por lo que es necesario que se realicen ajustes en cada caso [1]. Los hallazgos encontrados resaltan la complejidad de los mecanismos de crecimiento de las plantas y la necesidad de técnicas de captura de imágenes que puedan capturar y analizar estos procesos de manera no invasiva.

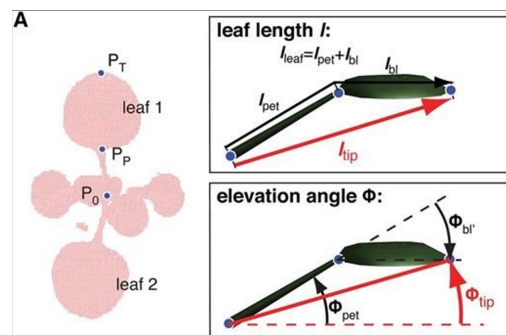


Figura 1.1: Definición geométrica de la longitud de la hoja y el ángulo de elevación para el cálculo de la elongación de la planta de *Arabidopsis* con una nube de puntos 3D [1].

En relación con el uso de cámaras plenópticas, Schima et al. describe el proceso completo del uso de cámaras plenópticas en la extracción de información morfológica de un cultivo en campo, empezando por la metodología de calibración de la cámara, un proceso fundamental para obtener información fiable, este proceso puede ejecutarse por medio de rutinas que permitan una calibración automática. En este método se usaron algunas impresiones con indicadores para mejorar la precisión en la calibración que busca desde un principio tener como foco la sección con mayor altura de la planta y como fondo el suelo, de esta manera se puede calcular con mayor facilidad la altura de la planta, al compararse la distancia de la cámara con la distancia de la parte superior de la planta como se observa en la Figura 1.2. Para medir el dosel de las plantas se realizó un filtrado de verde, eliminando el rastro del suelo, posteriormente se implementó un filtro que elimina los rastros de maleza, que no se eliminaron en el paso anterior, para finalmente calcular el dosel de la planta teniendo en cuenta la distancia de cada segmento calculado [2].

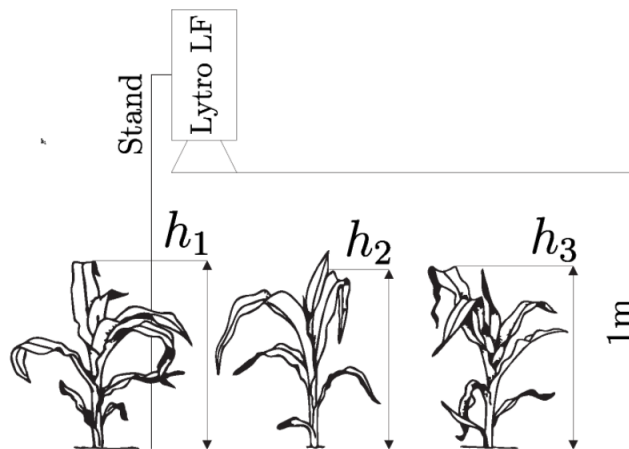


Figura 1.2: Uso de cámara plenóptica para el cálculo de la altura de las plantas basado en la distancia mínima del objeto [2].

Estos avances técnicos y tecnológicos, que permiten la captura de imágenes 3D con el uso de cámaras plenópticas y técnicas de análisis basadas en redes neuronales, han abierto nuevas opciones de extracción de variables morfológicas de las plantas, por ejemplo Liang Gong et. Al. en su artículo “Panicule-3D: herramienta de fenotipado eficiente para la segmentación semántica precisa de la nube de puntos de la panícula de arroz ” propone una herramienta de fenotipificación llamada Panicule-3D, que combina técnicas de procesamiento de imágenes y aprendizaje automático para lograr una segmentación semántica precisa de las nubes de puntos de las panículas de arroz basada en PointNet, para analizar y clasificar las diferentes estructuras presentes en las panículas de arroz obteniendo resultados como los que se muestran en la Figura 1.3 [3].

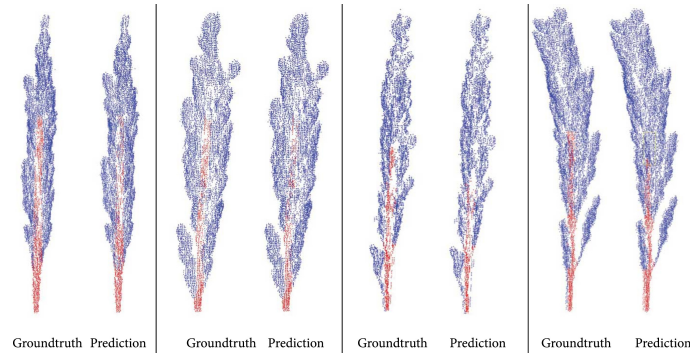


Figura 1.3: Resultados de la implementación del modelo Panicle-3D basado en PointNet para la segmentación de panículas [3].

Este estudio es relevante para el campo de la caracterización morfológica de plantas de arroz y sirvió en gran medida para el desarrollo del trabajo de grado, ya que proporciona una herramienta eficiente y precisa para la segmentación semántica de las panículas que puede escalarse a la segmentación de la planta completa.

En conclusión, el uso de cámaras plenópticas y la captura de imágenes 3D representan avances significativos en la captura de información morfológica de las plantas. Estas tecnologías permiten una evaluación más precisa que con el uso de imágenes 2D y que no destruye las plantas como en el método tradicional, permitiendo hacer un seguimiento de todo su avance.

1.2. Planteamiento del Problema

La agricultura del siglo XXI se enfrenta a un gran desafío a raíz del acelerado crecimiento de la población y con menor disponibilidad de mano de obra, se prevé que para 2050 la producción deberá aumentar en un 70 % [19]. Como lo sugiere el programa OMICAS, una forma de aumentar la producción es aprovechar las variedades agrícolas que presenten un mayor rendimiento y menor huella ambiental [20]. Sin embargo, la selección de dichas variedades de plantas en la actualidad representa un cuello de botella puesto que depende de su caracterización morfológica y fenotípica que involucra mano de obra experta y muchos procesos manuales [21].

Uno de los principales problemas del fenotipado de las plantas y el análisis del crecimiento de los diferentes órganos externos usando el método tradicional, es la naturaleza destructiva de este método en el que es necesario el sacrificio de diferentes muestras para extraer información como longitud, tamaño y ancho de las hojas, entre otros.

En el mejor de los casos si bien no es necesario sacrificar diferentes plantas en cada etapa, es necesario tener un contacto con estas. Estos métodos invasivos pueden ocasionar que el crecimiento futuro de estas muestras se vea afectado [22]. Además, hay carencia de personal especializado como biólogos que sean capaces de caracterizar cada muestra.

Una forma de evitar el contacto con las plantas y automatizar el proceso de caracterización es estimar la información morfológica y fenotípica de las plantas a partir del procesamiento de imágenes

de alta definición. En los últimos años se han logrado avances importantes en esta dirección. Sin embargo, los métodos de extracción de información fenotípica a partir de procesamiento de imágenes pueden afectarse por problemas derivados de la naturaleza 3D de la planta ([23]). Específicamente, este problema se da a raíz de la hiponastia, que hace referencia al comportamiento que tiene una de las caras de un órgano que crece a mayor velocidad que su contraparte, lo que ocasiona curvatura en las hojas y cambios de concavidad [24]. Esto hace que una imagen plana no pueda capturar información correcta de estos órganos de la planta.

Para crear métodos que son robustos a la hiponastia, en este trabajo se propone usar imágenes de campo de luz pues estas proporcionan información suficiente para reconstruir un modelo tridimensional, o 3D, de la planta. Y en consecuencia, se podría hacer un mejor seguimiento a la forma de la hoja que es fundamental en el fenotipado. No obstante, para poder usar dichas imágenes es preciso establecer modelos que tengan como insumo las nubes de puntos asociadas a una imagen de campo de luz y produzcan un estimado del parámetro fenotípicos de interés. Para conseguir esto, se exploraron modelos basados en aprendizaje de máquina y para ello se construirá una base de datos de plantas de arroz con información suficiente para entrenar dichos modelos.

Por otra parte, el uso de imágenes infrarrojas permitirá estudiar el comportamiento de la temperatura de la panícula en las plantas bajo diferentes estímulos térmicos sin entrar en contacto directo con las plantas. En la actualidad, se ha observado que las temperaturas nocturnas están aumentando a mayor velocidad que las temperaturas diurnas, y estos cambios son más evidentes en los trópicos, como se observa en la Figura 1.4 [25].

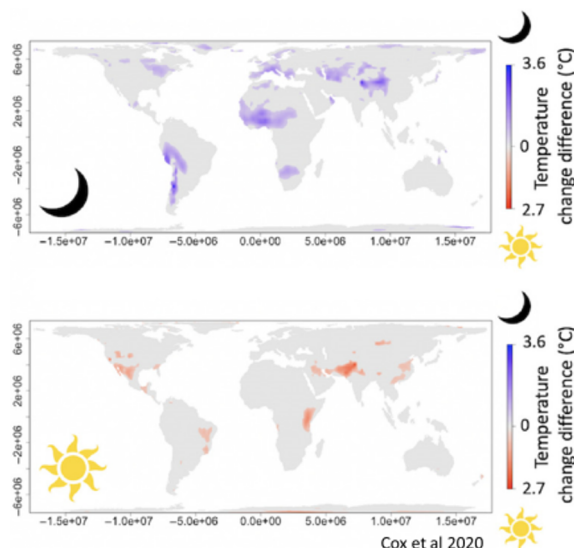


Figura 1.4: Aumento de temperatura durante la noche y el día. Las áreas coloreadas ilustran dónde se ha producido un calentamiento de $>0,5$ °C más durante el día (rojo) o durante la noche (azul)[4]

En Colombia desde 2012, la región arrocera central ha ganado $1,5$ °C por la noche como se muestra en la Figura 1.5. El fenómeno del niño disminuye los rendimientos de granos, ya que en

este periodo hay un incremento en las altas temperaturas nocturnas [5].

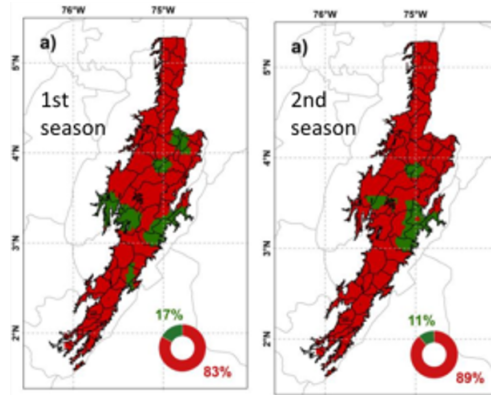


Figura 1.5: Aumento de temperatura en zona arrocera colombiana [5]

Como se puede observar en la Figura 1.6, la susceptibilidad de cultivares endogámicos de arroz o híbridos comerciales expuestos a altas temperaturas nocturnas puede ocasionar [26]:

- Reducción del 10 % del rendimiento del arroz
- Reducción del 15 % del rendimiento de molienda.
- Reducción del 23 % de los ingresos de molienda.

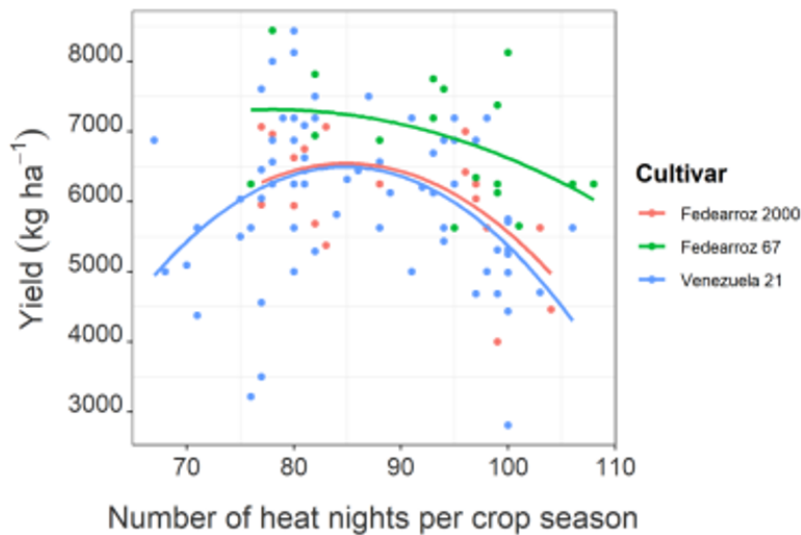


Figura 1.6: Efecto de las altas temperaturas nocturnas sobre las plantas de arroz, (Comparación de producción por número de noches de calor por temporada de cultivo en diferentes variedades) [6]

En este sentido, el procesamiento de imágenes infrarojas permitirá determinar los cambios de temperatura que sufren las panículas durante las altas temperaturas nocturnas y determinar cuáles panículas son especialmente susceptibles a dichos cambios. Estas variaciones causan esterilidad de las espinguillas, afectando la producción de un cultivo como se mencionó anteriormente. Particularmente, las herramientas de fenotipado infrarrojo automatizado se usarán en ensayos controlados durante la noche para observar diferencias entre genotipos y tratamientos ([15]). Este proyecto busca complementar el experimento realizado por CIAT en el mes de octubre de 2021 y marzo de 2022 donde se obtuvieron resultados preliminares acerca del efecto de las altas temperaturas nocturnas sobre la productividad y calidad de diferentes variedades de plantas de arroz.

1.3. Justificación

La extracción de datos morfológicos de las plantas es fundamental para lograr los objetivos planteados por el programa OMICAS. Este trabajo de grado se sitúa dentro de los objetivos planteados en los proyectos P4 y P6, buscando la integración de tecnologías de captura de imagen infrarroja y de campo de luz para identificar características de la planta tanto morfológicas como de su respuesta a condiciones desfavorables.

En este sentido, el estudio de las aplicaciones de la cámara plenóptica en la extracción morfológicos en plantas, en este caso se han definido tres variables morfológicas que pueden darnos información valiosa sobre la etapa de crecimiento de la planta, su salud y problemas que pueden estarla afectando.

El número de hojas de la planta puede proporcionar información acerca de su etapa de crecimiento, permitiendo determinar la edad de la planta, también permite identificar el estado de salud de la planta ya que un número bajo de hojas podría representar problemas de salud y alguna deficiencia nutricional en la planta, lo que podría tener problemas en el rendimiento y productividad de la planta [27].

Por otra parte, la longitud de las hojas puede darnos una idea del índice nutricional de la planta, ya que el déficit de algunos nutrientes puede causar hojas más cortas de lo normal [28], un efecto que también puede ser ocasionado por el estrés de la planta ante condiciones externas del ambiente, por lo que conocer la longitud de las hojas de una planta puede ayudarnos a reconocer y mitigar alguno de estos inconvenientes [29].

En cuanto al ángulo axial de las hojas de arroz puede servirnos para indicar su nivel de estrés, ya que el estrés ambiental puede ocasionar que las plantas ajusten el ángulo axial [30], también permite evaluar la eficiencia del uso de la luz solar que reciben las plantas ya que el ángulo axial influye en la cantidad de luz que recibe la planta [31].

Adicionalmente, es importante destacar que el estudio de las respuesta de las plantas de arroz a las altas temperaturas nocturnas, ocasionadas por el cambio climático, es un tema poco abordado de momento, ya que, a pesar de que la respuesta de las altas temperaturas durante el día ha sido ampliamente documentado, es crucial entender el comportamiento de las plantas en las noches debido a la sensibilidad de la panícula a altas temperaturas y la poca información que se tiene acerca de los sistemas de defensa de la panícula a las altas temperaturas nocturnas con el fin de garantizar su

supervivencia y reproducción [32].

1.4. Formulación

¿Cómo implementar un sistema que permita capturar y analizar imágenes de campo de luz e infrarrojas para obtener información morfológica y térmica de la planta de arroz?

1.5. Sistematización

- ¿Que métodos permiten la captura de imágenes de campo de luz de la planta de arroz?
- ¿De qué manera se puede crear y analizar un modelo 3D de la planta de arroz para obtener datos de número de hojas y longitud de la lámina de la hoja?
- ¿Qué procedimiento nos permite determinar la temperatura de las panículas a través de imágenes de espectro infrarrojo?
- ¿Cuáles métricas permiten comparar los resultados obtenidos en el cultivo experimental y en el testigo?

1.6. Objetivos

1.6.1. Objetivo general

Desarrollar e implementar métodos para la captura y análisis de imágenes de campo de luz e infrarrojas con el objetivo de obtener información morfológica y térmica de la planta de arroz.

1.6.2. Objetivos específicos

- Implementar un método de captura de información tridimensional utilizando una cámara plenóptica que permita obtener datos morfológicos precisos, como el número de hojas y el ángulo axial, en modelos 3D de la planta de arroz.
- Construir un modelo 3D detallado de la planta de arroz a partir de las imágenes capturadas, permitiendo la extracción precisa de datos morfológicos y facilitando el análisis de su estructura y desarrollo.
- Desarrollar e implementar un método de medición de temperatura utilizando una cámara infrarroja, permitiendo la obtención de datos térmicos de las panículas de la planta de arroz.
- Realizar un análisis de la variación de temperatura en las panículas de la planta de arroz durante la noche mediante el uso de una cámara infrarroja, proporcionando información relevante sobre la respuesta de la planta a las altas temperaturas nocturnas y su impacto en la producción.

1.7. Estructura del documento.

El desarrollo del proyecto está dividido en dos partes, la primer parte corresponde al Capítulo 2, en esta se trata lo relacionado al análisis de la respuesta de las plantas de arroz a las altas temperaturas nocturnas, donde se describe el experimento desarrollado en CIAT y la metodología de captura de imágenes térmicas que se realizó, las variedades que se trabajaron y porque se usaron estas, también se describe el proceso de extracción de información a partir de las imágenes obtenidas y el análisis que realizo con esta información. La segunda parte, que corresponde al Capítulo 3, describe el proceso que se llevó a cabo para la estimación de datos morfológicos de la planta a partir de su reconstrucción 3D, se empieza describiendo los métodos de captura de imágenes con la cámara plenóptica, incluyendo el protocolo de calibración. Luego, se explica el tratamiento que se debe hacer sobre las imágenes 3D obtenidos para su reconstrucción y posterior análisis. Con base en la reconstrucción 3D, o nube de puntos, de la planta, se diseña un algoritmo de segmentación basado en PointNet para asignar cada puntos de la nube a una categoría que incluye hoja, tallo, entre otras. La nube 3D etiquetada se usa finalmente para la estimación de las diferentes variables morfológicas de la planta. El capítulo final contiene las conclusiones, dificultades y limitaciones del estudio y sugiere posibles trabajos futuros.

Respuesta a las altas temperaturas nocturnas.

Se llevó a cabo un análisis de la respuesta de las plantas de arroz a las altas temperaturas nocturnas como parte de un experimento realizado en el CIAT. En este proyecto, se seleccionaron dos variedades contrastantes para evaluar la respuesta del arroz. Se capturaron imágenes térmicas de las panículas de las plantas 12 días después de iniciado el estrés térmico, tanto en las variedades sometidas a estrés como en el cultivo de control.

Se desarrolló un protocolo de captura para las imágenes térmicas y se creó un algoritmo en Matlab para extraer la información de interés. Este algoritmo permitió segmentar la panícula en tres partes y obtener un promedio de la temperatura en cada sección. Se implementó esta segmentación debido a que se observó que las panículas presentaban diferentes respuestas según la distancia de la sección a la base de la panícula y su etapa de desarrollo.

Finalmente, se realizó un análisis de la respuesta de las variedades al estrés térmico y se validó la existencia de diferencias entre ellas. Estas diferencias también se reflejaron en el análisis de productividad de las panículas seleccionadas, lo cual proporcionó una base sólida para llevar a cabo experimentos posteriores.

2.1. Diseño Experimental

Localización y material genético

El experimento se ejecutó durante el periodo de abril a octubre de 2022 en el invernadero High Tunnel Movil (Four Season Tools), ubicado en CIAT, Palmira. El invernadero tiene un área de 127.6 metros cuadrados (14.5 m de largo x 8.8 m ancho) que se puede observar en la Figura 2.1 y cuenta con una calefacción a gas ubicada en uno de sus extremos que permite incrementar la temperatura en promedio 7.8 °C durante la noche con respecto a la temperatura ambiente. En el experimento, 43 genotipos de arroz son evaluados para estudiar el efecto de las altas temperaturas nocturnas sobre el rendimiento y sus componentes. De los 43 genotipos, cuatro genotipos (N22, CG14, MG12 y 121127) fueron incluidos por mostrar tolerancia a este estrés abiótico en condiciones de cámara de crecimiento; mientras que las variedades FEDEARROZ 67, FEDEARROZ 60, FEDEARROZ 2000 y FEDEARROZ 50 (FED50 BRAD) son utilizados como controles comerciales. Para la evaluación de imágenes a partir de la cámara térmica, se tomaron dos variedades contrastantes FED50 BRAT y N22.



Figura 2.1: Vista aérea de los cultivos y el vivero móvil donde se lleva a cabo el experimento de estrés térmico nocturno en las plantas de arroz.

Diseño experimental

El experimento se estableció bajo un diseño de bloque completos al azar a través de ambientes con repeticiones por cada ambiente donde cada variedad cuenta con 3 repeticiones. Cada unidad experimental tiene un área de 0.6 m² (0.6 m x 1 m), con 3 surcos y 5 plantas por cada surco (15 plantas por parcela) como se observa en la Figura 2.2 los dos cultivos, tanto estrés como control, cuentan con una misma distribución, aunque la ubicación de las variedades no es exactamente igual.

ESTRES			
BLOQUE 4			
Borde	Borde	Borde	Borde
154	SWARNA	N22-2	155
153	SUDOWEE	UPL R1 7	24
152	NAM SA GUI 19	WAS 62	25
151	CHANG CH SANG	FED07	158
150	LAGEADO	CT16308	159
149	TSIAMPOETRY	GI2A 178	160
148	CT16329	FL08242	161
147	ELWEE	FED 2000	162
146	Moroberekan	FED00	163
145	NORUNKAN	IR6	164
144	CT16301(1)	Sahel 108	165
143	GODA HEENATI	IR 64-21	166
142	PCT 25	CT16322	167
141	CAIAPD	FL17939	168
140	PTB 25	CT16356(1)	169
139	MG 2	FED00 BRAT	170
138	CT16342	FL 11045	171
137	VANDANA	MG12	172
136	RAY NABIA	N22	173
135	CG14	LONG 21 1	174
134	Kinandang Patong	CT16298	175
133	CT12175-F4	CT23073	176
Borde	Borde	Borde	Borde

ESTRES			
BLOQUE 5			
Borde	Borde	Borde	Borde
196	RAY NABIA	N22	199
197	CG14	LONG 21 1	200
196	N22-2	FED07	201
195	MG 2	FED00 BRAT	202
194	TSIAMPOETRY	CT16308	203
193	CT16329	GI2A 178	204
192	PTB 25	FL17939	205
191	CAIAPD	CT16356(1)	206
189	CT16342	FL08242	208
188	ELWEE	FED 2000	209
187	Moroberekan	FED00	210
186	NORUNKAN	IR6	211
185	CT16301(1)	LAGEADO	212
184	SWARNA	MG12	213
183	VANDANA	UPL R1 7	214
182	WAS 62	SUDOWEE	215
181	NAM SA GUI 19	CHANG CH SANG	216
180	GODA HEENATI	IR 64-21	217
179	PCT 25	Sahel 108	218
178	Kinandang Patong	CT23073	219
177	CT12175-F4	CT16298	220
Borde	Borde	Borde	Borde

ESTRES			
BLOQUE 6			
Borde	Borde	Borde	Borde
242	PTB 25	CT16322	243
241	CAIAPD	FL17939	244
240	N22-2	CT16356(1)	245
239	TSIAMPOETRY	GI2A 178	246
238	CT16308	CT16308	247
237	ELWEE	FL08242	248
236	Moroberekan	FED 2000	249
235	NORUNKAN	FED00	250
234	CT16301(1)	IR6	251
233	VANDANA	MG12	252
232	CT16342	FL 11045	253
231	GODA HEENATI	IR 64-21	254
230	PCT 25	Sahel 108	255
229	RAY NABIA	N22	256
228	CG14	LONG 21 1	257
227	LAGEADO	SWARNA	258
226	SUDOWEE	FED07	259
225	NAM SA GUI 19	WAS 62	260
224	CHANG CH SANG	UPL R1 7	261
223	MG 2	FED00 BRAT	262
222	CT12175-F4	CT23073	263
221	Kinandang Patong	CT16298	264
Borde	Borde	Borde	Borde

CONTROL			
BLOQUE 1			
Borde	Borde	Borde	Borde
22	SWARNA	N22-2	23
21	SUDOWEE	UPL R1 7	24
20	NAM SA GUI 19	WAS 62	25
19	CHANG CH SANG	FED07	26
18	LAGEADO	CT16308	27
17	TSIAMPOETRY	GI2A 178	28
16	CT16329	FL08242	29
15	ELWEE	FED 2000	30
14	Moroberekan	FED00	31
13	NORUNKAN	IR6	32
12	CT16301(1)	Sahel 108	33
11	GODA HEENATI	IR 64-21	34
10	PCT 25	CT16322	35
9	CAIAPD	FL17939	36
8	PTB 25	CT16356(1)	37
7	MG 2	FED00 BRAT	38
6	CT16342	FL 11045	39
5	VANDANA	MG12	40
4	RAY NABIA	N22	41
3	CG14	LONG 21 1	42
2	Kinandang Patong	CT16298	43
1	CT12175-F4	CT23073	44
Borde	Borde	Borde	Borde

CONTROL			
BLOQUE 2			
Borde	Borde	Borde	Borde
65	PTB 25	CT16322	67
64	CAIAPD	FL17939	68
63	N22-2	CT16356(1)	69
62	TSIAMPOETRY	GI2A 178	70
61	CT16329	CT16308	71
60	ELWEE	FL08242	72
59	Moroberekan	FED 2000	73
58	NORUNKAN	FED00	74
57	CT16301(1)	IR6	75
56	VANDANA	MG12	76
55	GODA HEENATI	IR 64-21	78
54	PCT 25	Sahel 108	79
53	RAY NABIA	N22	80
52	CG14	LONG 21 1	81
51	LAGEADO	SWARNA	82
50	SUDOWEE	FED07	83
49	NAM SA GUI 19	WAS 62	84
48	CHANG CH SANG	UPL R1 7	85
47	MG 2	FED00 BRAT	86
46	CT12175-F4	CT23073	87
45	Kinandang Patong	CT16298	88
Borde	Borde	Borde	Borde

CONTROL			
BLOQUE 3			
Borde	Borde	Borde	Borde
110	RAY NABIA	N22	111
109	CG14	LONG 21 1	112
108	N22-2	FED07	113
107	MG 2	FED00 BRAT	114
106	TSIAMPOETRY	CT16308	115
105	CT16329	GI2A 178	116
104	PTB 25	FL17939	117
103	CAIAPD	CT16356(1)	118
102	CT16342	FL 11045	119
101	CT16342	FL08242	120
100	ELWEE	FED 2000	121
99	Moroberekan	FED00	122
98	NORUNKAN	IR6	123
97	CT16301(1)	LAGEADO	124
96	SWARNA	MG12	125
95	VANDANA	UPL R1 7	126
94	WAS 62	SUDOWEE	127
93	NAM SA GUI 19	CHANG CH SANG	128
92	GODA HEENATI	IR 64-21	129
91	PCT 25	Sahel 108	130
90	CT12175-F4	CT23073	131
89	Kinandang Patong	CT16298	132
Borde	Borde	Borde	Borde

Figura 2.2: Diseño de parcelas e intervalo de siembra de las diferentes variedad para el experimento de estrés térmico nocturno dentro del invernadero (Estrés) y fuera de este (control).

La siembra en campo se realizará por el método de trasplante a una distancia 0.2 m entre plantas y 0.2 entre surcos. La siembra de los genotipos se realizó escalonada en bandejas por intervalos de siembra y clúster según su ciclo fenológico (iniciando con los más tardíos y finalizando con los más precoces) y altura de planta para sincronizar la floración. En el estado de embuchamiento se dará inicio al tratamiento de altas temperaturas. A las 5:00 pm el invernadero es desplazado hacia el cultivo que esta bajo tratamiento de estrés y la calefacción será encendida hasta las 6:00 am para incrementar la temperatura en 7.8 °C con respecto a la temperatura ambiente. Este tratamiento es mantenido durante la fase de maduración hasta la cosecha de los genotipos. Las variables climáticas dentro y fuera del invernadero serán monitorizadas con sensores de temperatura, humedad relativa y radiación instalados en una estación meteorológica (HOBO® U30 USB Weather Station Data Logger; Onset Computer Corporation, Bourne, Massachusetts, USA).

Manejo agronómico

En el experimento el riego de las plantas se hará por inundación evitando el estrés hídrico en las plantas. La aplicación de fertilizante se hizo en tres fraccionamientos aplicándose las siguientes cantidades: 200 kg ha⁻¹ N como urea, 60 kg ha⁻¹ de P₂O₅ como fosfato diamónico, 132 kg ha⁻¹ K₂O como cloruro de potasio y 63 kg ha⁻¹ Fe como sulfato ferroso heptahidratado. También fue necesario realizar un control de malezas e insectos, para evitar que estas afectaran los resultados en la cosecha, para esto se aplicó Butaclor en el momento del trasplante y Cipermetrina (Cipermetrina) para el control de insectos fitofagos. Para evitar daño de aves, ambos tratamientos (control y estrés) se cubrieron con una malla antipájaros verde desde la etapa de floración hasta la cosecha.

2.2. Implementación

2.2.1. Materiales

Los materiales que fueron utilizados para el desarrollo de la captura de imágenes térmicas se describen en la Tabla 2.1

Material		Descripción
Cámara T420 [A.1]	FLIR	Es una cámara infrarroja que cuenta adicionalmente con cámara de luz visible. Adicionalmente cuenta con calibración automática, puntero láser e iluminación led. Cada captura tiene como resultado una imagen térmica de 320 x 240, una imagen de luz visible de igual tamaño y una matriz .csv con la información térmica de cada píxel.
Termómetro Láser [A.2]	Infrarrojo Pistola	Un termómetro láser con rango entre - 50°C A +380°C, funciona a batería, cuenta con puntero láser, se usa para realizar validaciones en los resultados obtenidos con la cámara térmica.
Termocupla [A.3]		Son los sensores de temperatura simples, robustos y de bajo costo

Cuadro 2.1: Materiales necesarios para la captura de información térmica.

2.2.2. Procedimiento

Muestreos

Para la captura de datos se seleccionaron dos genotipos contrastantes, la N22 y la FED 50 BRAT, La captura de información se realizó en las 6 repeticiones de cada variedad, 3 en el cultivo estresado y 3 en el cultivo de control, ubicadas como se muestra en la Figura 2.3

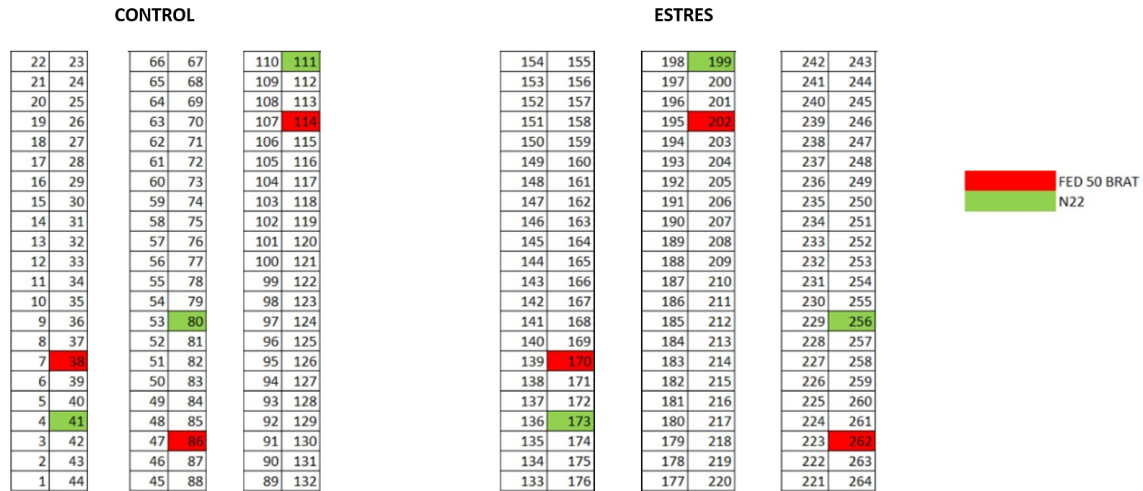


Figura 2.3: Ubicación de genotipos seleccionados, N22 como variedad resistente a las altas temperaturas y FED 50 como variedad susceptible.

La selección de las panículas de muestra se hizo justo después de la emergencia de la hoja bandera, correspondiente al estado 8 de las etapas de crecimiento de la planta, de cada repetición se seleccionaron 4 tallos para capturar información, estas se marcaron con cinta reflectante para identificarlas con mayor facilidad durante la noche, como se observa en la Figura 2.4



Figura 2.4: Marcación de tallos seleccionados con cinta reflectante.

Las actividades de captura de imágenes con la cámara térmica se realizaron una semana después de la selección de las plantas a evaluar, las actividades de captura de imágenes térmicas iniciaron 12 días después de iniciado el estrés durante los días:

- Inicio: 31 de agosto 6:00 PM - Fin: 01 de septiembre 6:00 AM
12 días después de iniciado el estrés.
- Inicio: 05 de septiembre 6:00 PM - Fin: 06 de septiembre 6:00 AM
17 días después de iniciado el estrés.
- Inicio: 07 de septiembre 6:00 PM - Fin: 08 de septiembre 6:00 AM
19 días después de iniciado el estrés.
- Inicio: 16 de septiembre 6:00 PM - Fin: 17 de septiembre 6:00 AM
28 días después de iniciado el estrés.

La captura se realizó una vez cada dos días debido a que la dificultad de movilidad y número de imágenes a capturar no permitían hacer el experimento con mayor frecuencia, las actividades iniciaron a las 6:00 PM y finalizaron a las 6:00 AM,

2.2.3. Ejecución

Al iniciar las actividades es necesario ajustar el horario de la cámara para tener un registro adecuado de los datos de captura, es importante contar con baterías de repuesto para el uso de la cámara, ya que esta puede descargarse a mitad de un recorrido, la luz externa nos permite identificar con mayor facilidad las parcelas y plantas que se desean capturar como se muestra en la Figura 2.4.

Protocolo de captura de imagen

Una vez identificadas las panículas, es necesario que se despeje el campo de visión entre la cámara y la panícula evitando el contacto directo con la planta para evitar que el calor corporal deje una huella de calor que afecte los resultados. La cámara debe ubicarse a una distancia entre 20 cm y 100 cm para estar dentro del rango óptimo de captura, se recomienda emplear un trípode que permita mantener la cámara fija ya que el tiempo de captura es de alrededor de 6 segundos y la cámara debe mantenerse quieta durante ese tiempo.

Para facilitar la calibración de la imagen y posteriormente la extracción de datos, como veremos en la sección 2.3, es necesario tener activa la visual MSX que muestra la imagen térmica con información extraída de la Imagen RGB (en este caso los bordes) como se observa en la Figura 2.5.

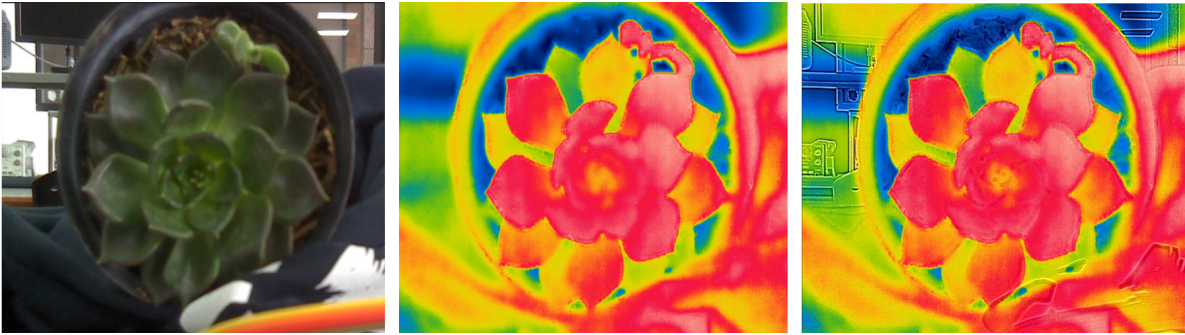


Figura 2.5: Ejemplo de imagen MSX. Derecha: Imagen RGB Centro: Imagen térmica Derecha: Imagen térmica con bordes obtenidos de imagen RGB

Esta visual se puede activar desde la Pantalla táctil de la cámara con la opción de **Botón de barra de herramientas de modo de imagen** que se observa en la Figura 2.6 como la opción 9, desde esta misma opción es posible acceder a la de visual térmica y la visual de luz visible.

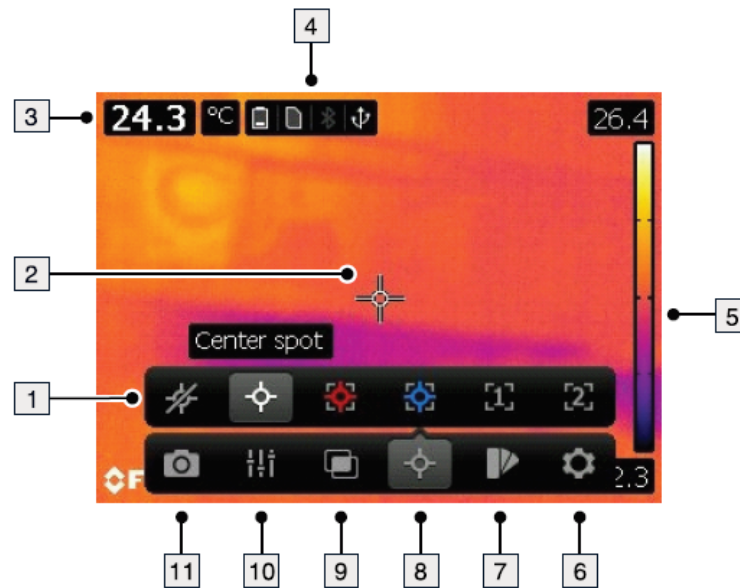
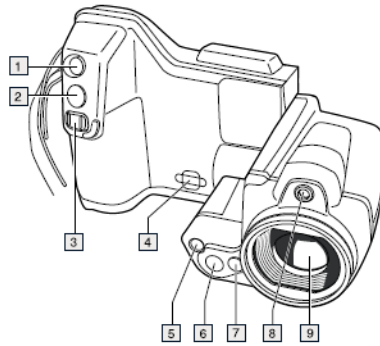


Figura 2.6: Visual de opciones de configuración de la cámara por pantalla .

Posteriormente se pasa a enfocar la imagen, esta cámara cuenta con dos opciones, el enfoque automático que se observa como la opción 2 en la Figura 2.7, mismo botón que también sirve para capturar la imagen, el enfoque automático se hace con un leve pulso enfocando la sección media de la pantalla. Si el enfoque automático no es el deseado, se debe usar el enfoque manual con la palanca de enfoque, que se muestra como la opción 3 en la Figura 2.7 hasta que la imagen térmica coincida con los bordes de la imagen de luz visible, como se muestra en la Figura 2.5.



6.3.2 Explicación

1. Botón de puntero láser. Púlselo para activar el puntero láser.
2. Botón de enfoque automático/guardar.
3. Botón de enfoque. Muévelo a la izquierda o a la derecha para enfocar la cámara.
4. Punto de sujeción de la correa para el cuello.
5. Luz de la cámara.
6. Cámara digital.
7. Botón de desbloqueo para lentes de infrarrojos adicionales.
8. Puntero láser.

Figura 2.7: Partes de la cámara Térmica FLIR T420 desde la vista frontal.

Es importante tener en cuenta que para obtener una imagen de luz visible se debe contar con una iluminación, la cámara cuenta con una luz led que se puede activar con la opción **5. Luz de la cámara**.

Posterior a la captura de cada imagen es importante registrar la variedad a la que pertenecen, en el caso de esta cámara permite agregar una nota a cada imagen posterior a la captura, de esta manera se identificó cada imagen capturada para su posterior análisis.

Finalmente se realiza la validación de temperatura usando el termómetro láser o la termocupla, permitiendo validar la calibración de la cámara, en caso de que la información no sea correcta es necesario ajustar los valores de calibración con la opción 10 que se muestra en la pantalla táctil.

2.2.4. Consideraciones Importantes

Manipulación de plantas: En ocasiones la panícula objetivo se encuentra cubierta por hojas o plantas, es necesario evitar el contacto con las manos directamente de las plantas y en especial de las panículas, ya que la temperatura corporal deja una marca de calor que tarda en desaparecer y puede causar información errada en la captura de las imágenes.

Luz adicional: Como se mencionó una luz externa es indispensable para facilitar la movilidad y captura de imágenes en el ambiente de experimentación, aun así, es importante asegurar que esta no emita calor o que este sea menor al del ambiente, ya que esto también puede causar error en las mediciones.

2.2.5. Dificultades

Dentro de la captura de datos se presentaron algunos inconvenientes que hicieron que no se pudiera tomar datos de algunos tallos, como por ejemplo una de las panículas seleccionadas tomo un tono blanco y apariencia de marchitamiento, como se observa en la Figura 2.8, esta panícula presentaba un comportamiento diferente a las demás panículas de la misma repetición por lo que desde que tomo esta apariencia no se volvió a tener en cuenta, los datos correspondientes a esta panícula aparecen en la tabla de datos como NaN.

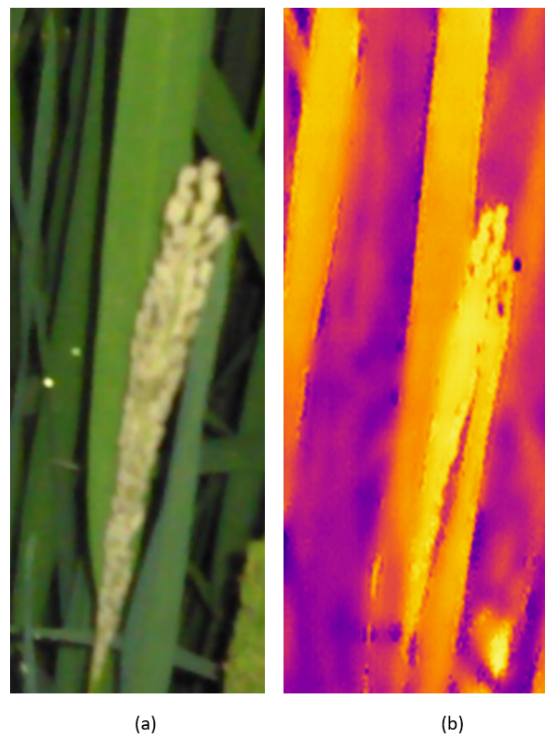


Figura 2.8: a. Foto RGB de panícula marchita b. Foto térmica de la panícula

Adicionalmente a esto en los últimos días del experimento se presentaron dos inconvenientes adicionales, en primer lugar la marca de algunos tallos se cayeron y fue imposible volver a identificarlas, por otra parte el volcamiento de algunas plantas vecinas también dificultó la captura de algunas de las muestras, estos datos también se identificaron como NaN.

2.3. Extracción de información

Durante la primera revisión los datos obtenidos se identificó que en la variedad FED 50 BRAD hay una diferencia de temperatura aparentemente notable entre la base de la panícula y la parte superior como se muestra en la Figura 2.9.

Por lo que se decidió realizar una extracción de información por separado de la panícula y dividirlo en tres partes, para facilitar esta tarea se realizó un algoritmo en Matlab que permita facilitar obtener la información y se puede encontrar en el Anexo F.1

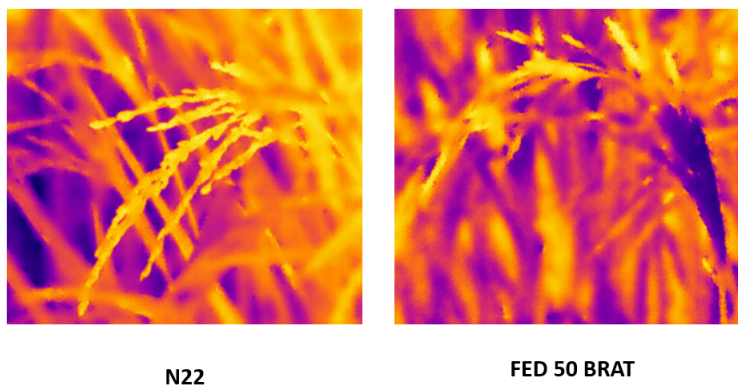


Figura 2.9: Comparación de temperatura entre FED 50 BRAD y N22

2.3.1. Datos de entrada

Para la extracción de los datos de información térmica, se usa un algoritmo en Matlab que tiene como insumos las imágenes térmicas, RGB y un archivo csv que contiene los valores térmicos, la imagen tiene un tamaño de 480x640, equivalente al tamaño de la matriz del archivo csv, la imagen térmica se carga usando la función *imread*.

2.3.2. Selección de sección de interés

La variable que guarda la imagen térmica (También podría usarse la imagen RGB de referencia) se denomina *Tem*, para poder crear la máscara se usa las siguientes líneas de código, abriendo una figura donde se creara el borde de la figura de manera manual, como se observa en la Figura 2.10.

`figure`

```
mascara = roipoly(Tem);
```

```
mascara = imcomplement(mascara);
```

```
imshow(mascara);
```

El resultado de se refleja en la variable máscara, una matriz binaria de 480x64.

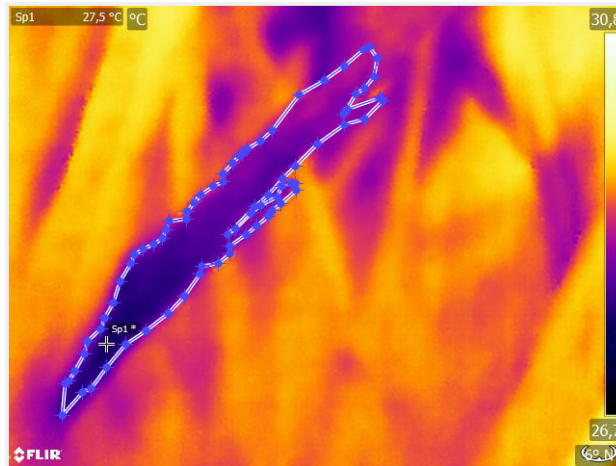


Figura 2.10: Selección de panícula de interés desde la pantalla de Matlab.

Para aplicar la máscara sobre la matriz del archivo csv (M) se usa la línea de código $M(\text{máscara}) = 0$; obteniendo como resultado una matriz de 480×640 que contiene los valores de temperatura en la máscara y 0 en los otros valores.

Posteriormente, la matriz M se convierte en una nube de puntos en X, Y, Z donde X y Y son las coordenadas y Z son los datos de temperatura, dando como resultado una nube de puntos que se almacena en la variable $Data$.

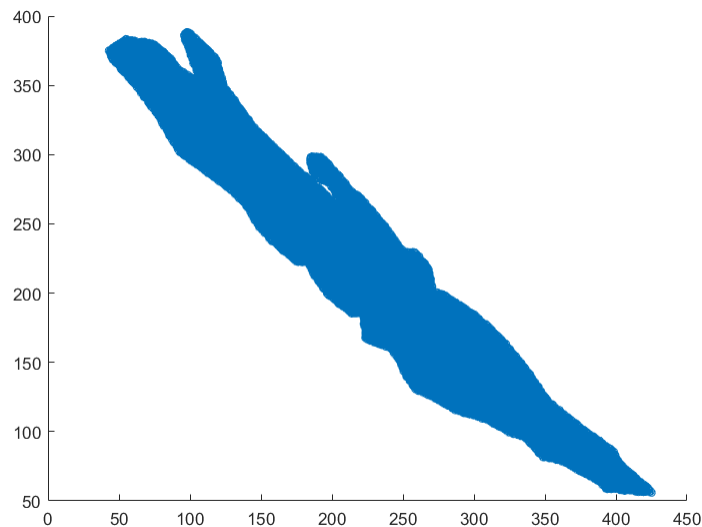


Figura 2.11: valores de temperatura tomados desde archivo csv usando como referencia la máscara seleccionada de la imagen en la Figura 2.10.

Debido a la gran cantidad de puntos se usa la función `Datamuestra= datasample(Data,150)` para muestrear la variable y obtener un muestreo de los datos de temperatura, como se observa en la Figura 2.12.

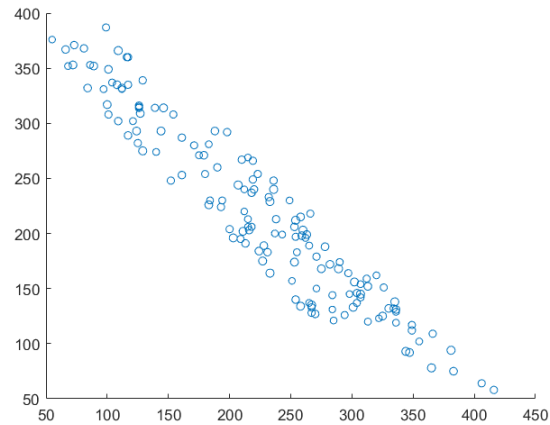


Figura 2.12: Muestreo de número de datos de información de temperatura de la panícula.

2.3.3. Segmentación de datos

Con estos datos se uso el método de k-vecinos para segmentar la panícula en tres secciones como se observa en la Figura 2.13, una vez creados los clusters se saca el promedio de cada uno de estos para así obtener la temperatura en la parte inferior, media y superior de la planta.

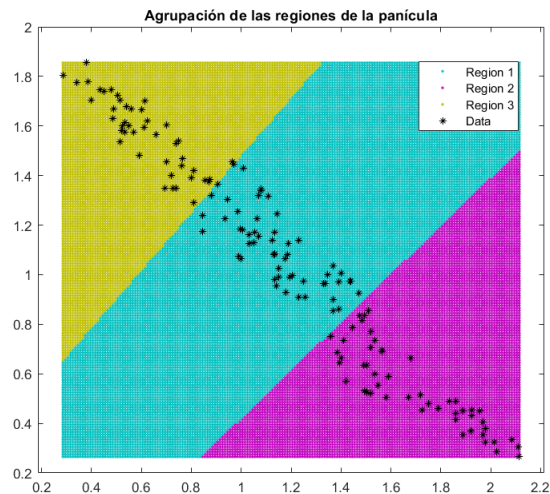


Figura 2.13: División de panícula en tres secciones usando el método de k-vecinos.

Con la información del promedio por secciones los datos se registran en una [tabla de datos de Excel](#), la asignación de cada clustes a una sección de la panícula se hizo de forma visual.

2.3.4. Información Ambiental

Los datos de temperatura y humedad del cultivo experimental y del testigo se obtienen de la estación meteorológica que se menciona en el Capítulo 2, igualmente con los valores de temperatura y humedad se obtuvieron los datos de déficit de presión de vapor (VPD) dentro y fuera del invernadero.

2.4. Resultados y análisis

Se analizaron los datos de temperatura de las plantas y la temperatura ambiental registrados por horas en una [tabla de datos de Excel](#). A partir de estos datos, se generaron gráficas que muestran el promedio de temperatura por días, como se ilustra en la [Figura A.5](#), donde se observa un aumento general de la temperatura durante los días de septiembre.

Al comparar los cultivos en estrés, no se aprecian diferencias significativas en el promedio de temperatura entre las diferentes variedades hasta el último día donde si hay una mayor diferencia. Los cultivos de control tampoco muestran variaciones en el promedio de temperatura a lo largo de los días analizados, ni siquiera en el último día a diferencia del cultivo experimental.

Además, se observa una diferencia en la temperatura entre el interior del invernadero y las panículas a las 6:00 a.m. En este momento, el estrés de las plantas ha finalizado y el invernadero comienza a abrirse. Esta diferencia de temperatura se refleja en los resultados posteriores, donde se calcula una mayor disparidad entre la temperatura de las panículas y la del invernadero.

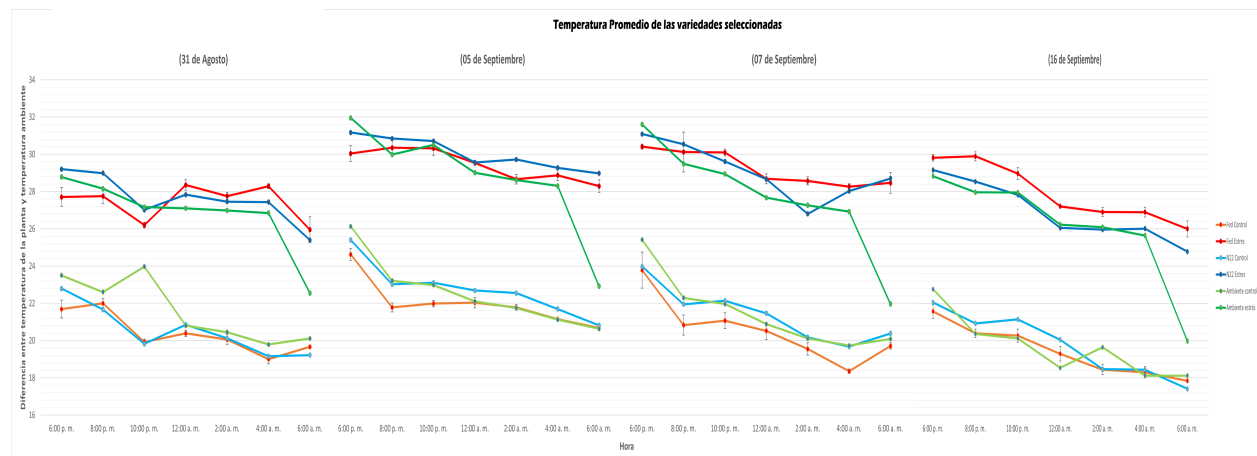
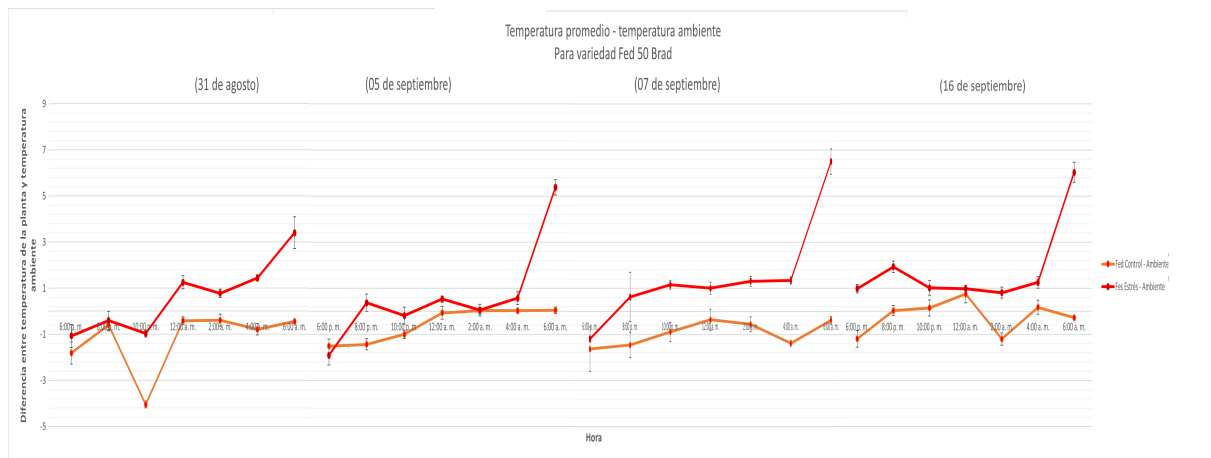


Figura 2.14: Temperatura promedio de la panícula de las plantas de arroz por variedad.

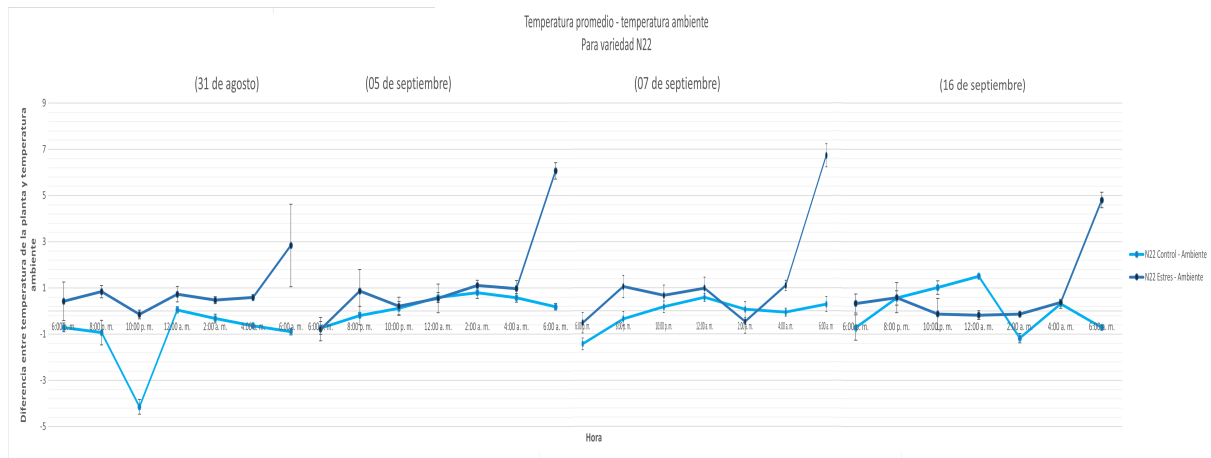
En la [Figura A.6a](#) se observa la diferencia entre la temperatura ambiental y la temperatura de

la planta para la variedad FED 50 BRAD para el cultivo sometido a estrés térmico (Rojo) y para el cultivo de control (Anaranjado), para este caso la diferencia entre las panículas sometidas a estrés y la temperatura del invernadero por lo general aumentó después de las 10:00 p.m. al compararse con el cultivo de control la diferencia iba aumentando a medida que los días avanzaban.

Haciendo el mismo análisis para la variedad N22 no se observa una gran diferencia entre el cultivo experimental y el cultivo de control respecto a su diferencia con el ambiente, como se observa en la Figura A.6b.



(a) Fed 50



(b) Variedad N22

Figura 2.15: Diferencia entre temperatura ambiente y temperatura promedio.

2.4.1. Comparación por secciones

Como se mencionó en la Sección 2.3, los datos obtenidos de cada panícula se dividieron en tres partes según su proximidad a la base de la panícula, como se ilustra en la Figura 2.16. El objetivo es validar si existe una diferencia de temperatura entre las tres secciones, lo cual se percibió visualmente durante la captura de datos. Para ello, se calculará la diferencia de temperatura entre las diferentes secciones de la panícula y la temperatura ambiente, y así contrastar los resultados entre el cultivo experimental y el cultivo de control.

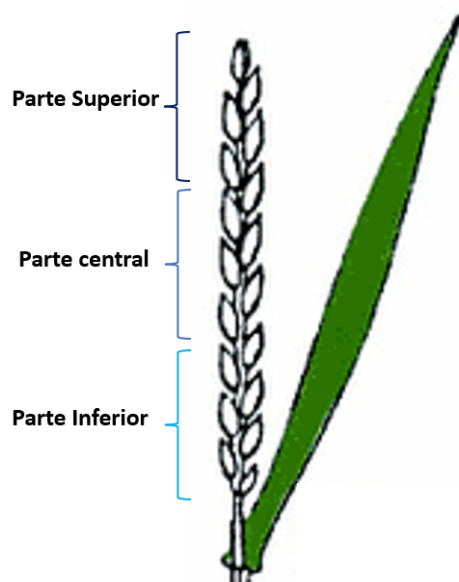
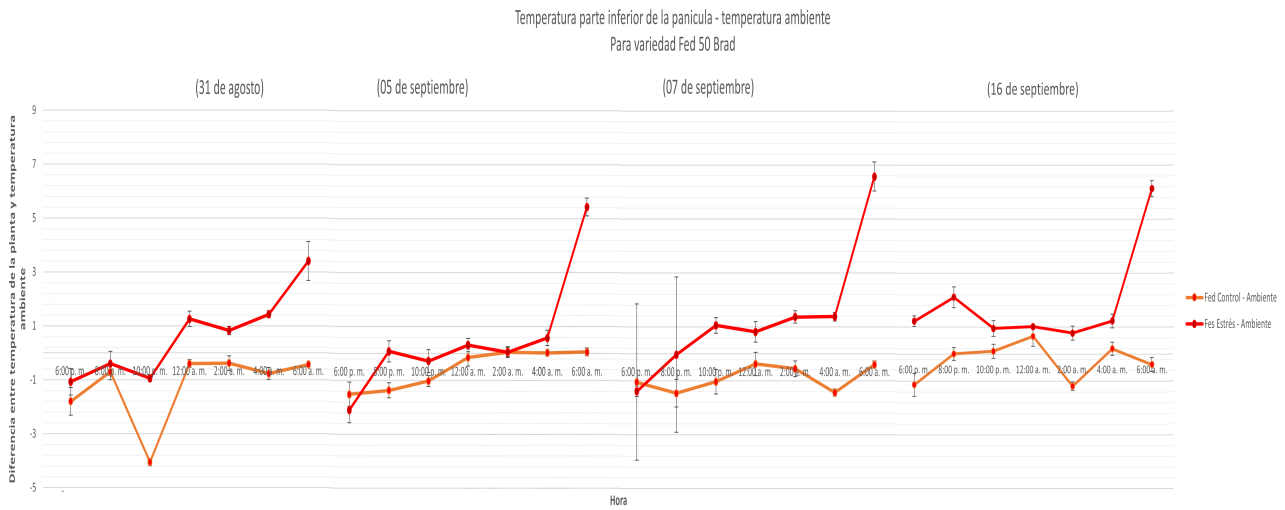


Figura 2.16: División de panícula en tres secciones.

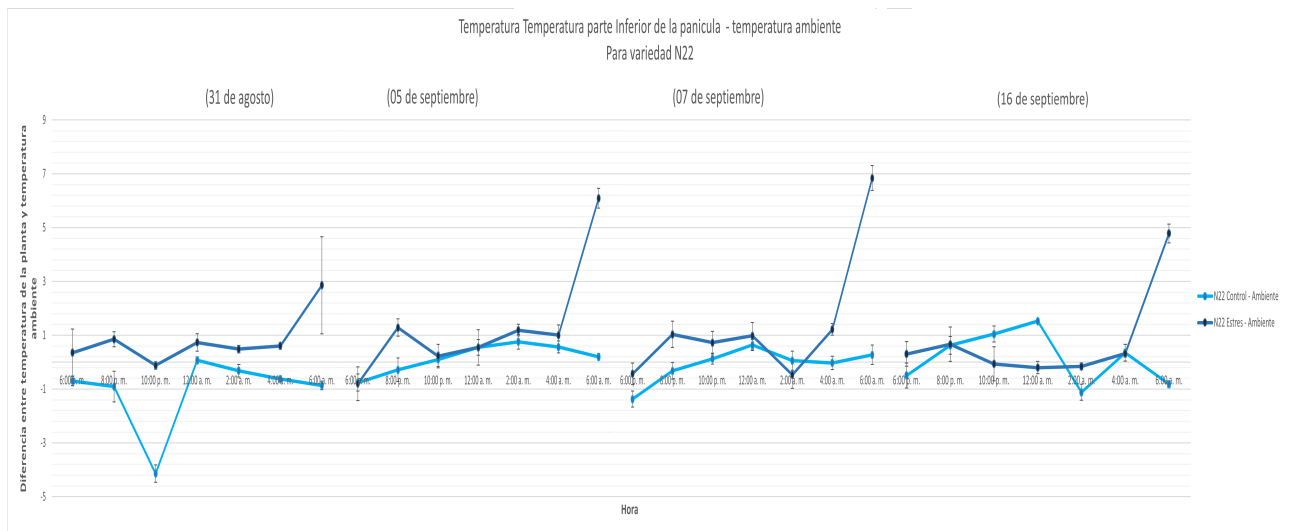
2.4.1.1. Temperatura sección inferior de la panícula

Para la variedad Fed 50, el comportamiento de la temperatura en la panícula del cultivo experimental es similar a los que se observan en para la temperatura promedio que de la Figura A.6a aunque se percibe que la diferencia entre la zona inferior de la panícula y la temperatura ambiente es menor comparada con el promedio, adicionalmente como se observa en la Figura A.7a la diferencia de la temperatura en el cultivo experimental frente al cultivo de control es mayor después de las 10:00 p.m. pero no se nota una tendencia de aumento de la diferencia entre cultivos conforme aumentan los días.

Por otra parte, la Figura A.7b nos muestra que para la variable N22 en este caso no hay una gran diferencia entre el comportamiento del cultivo experimental y el cultivo de control.



(a) Fed 50



(b) Variedad N22

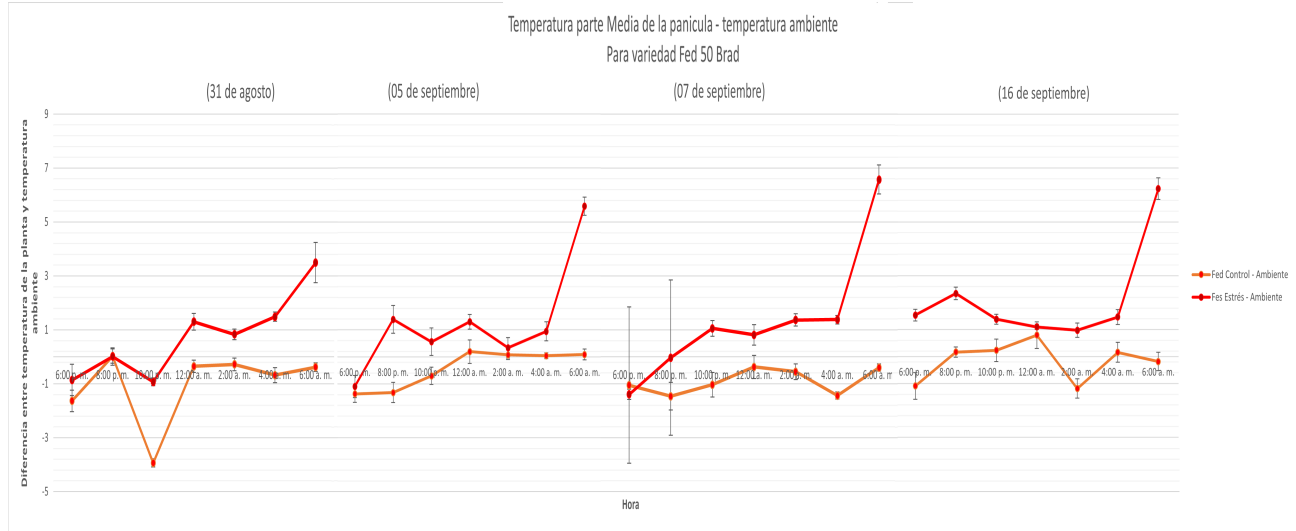
Figura 2.17: Diferencia entre temperatura ambiente y temperatura promedio en de la sección inferior de la panícula.

2.4.1.2. Temperatura sección central de la panícula

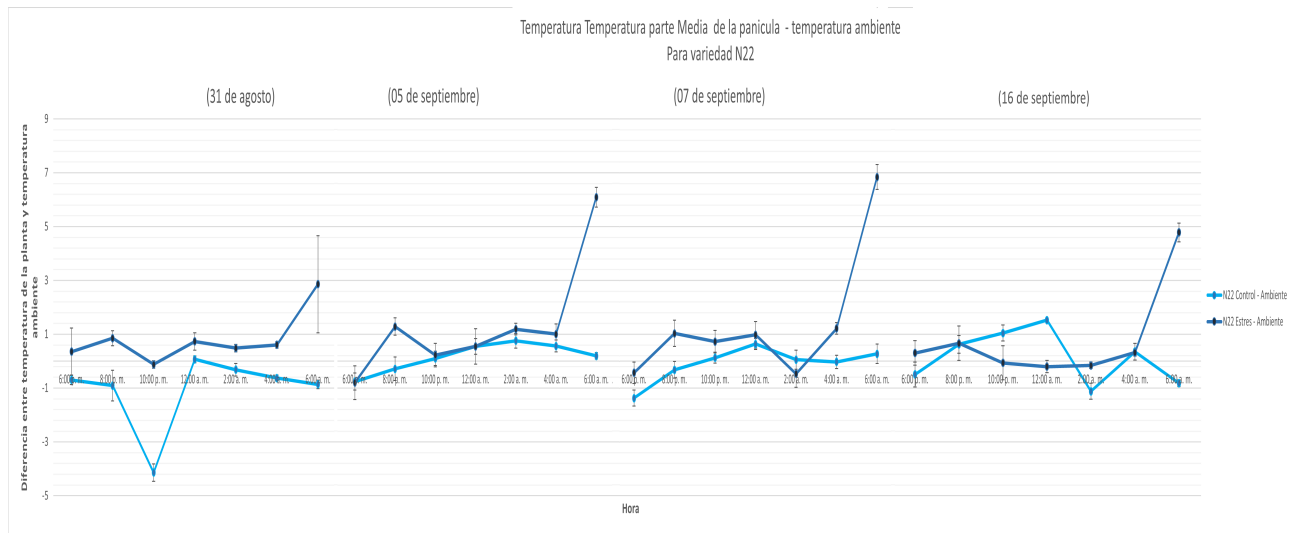
El comportamiento del cultivo experimental para la variedad Fed 50 en la sección central de la panícula es similar al promedio, aunque se observa una diferencia notable. Esta diferencia se nota principalmente después del 5 de septiembre, cuando el aumento de temperatura se hace más pronunciado, como se muestra en la Figura A.8a.

En cuanto a la variedad N22, se observa en la Figura A.8b un comportamiento similar al de la

sección inferior. Aunque existen algunas diferencias en algunos puntos, en general los valores son similares.



(a) Fed 50



(b) Variedad N22

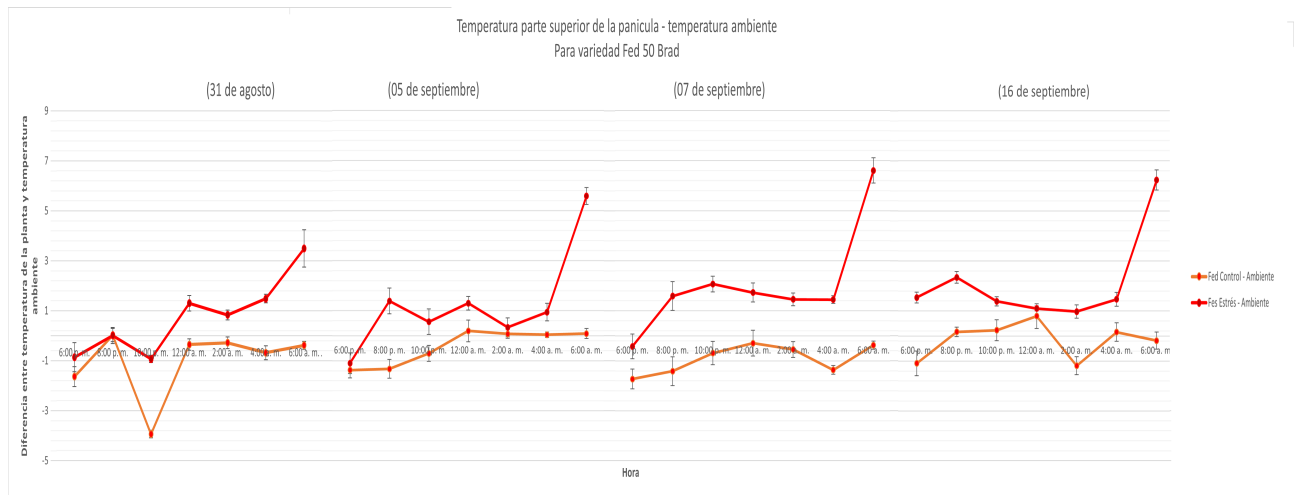
Figura 2.18: Diferencia entre temperatura ambiente y temperatura promedio en de la sección central de la panícula.

2.4.1.3. Temperatura sección superior de la panícula

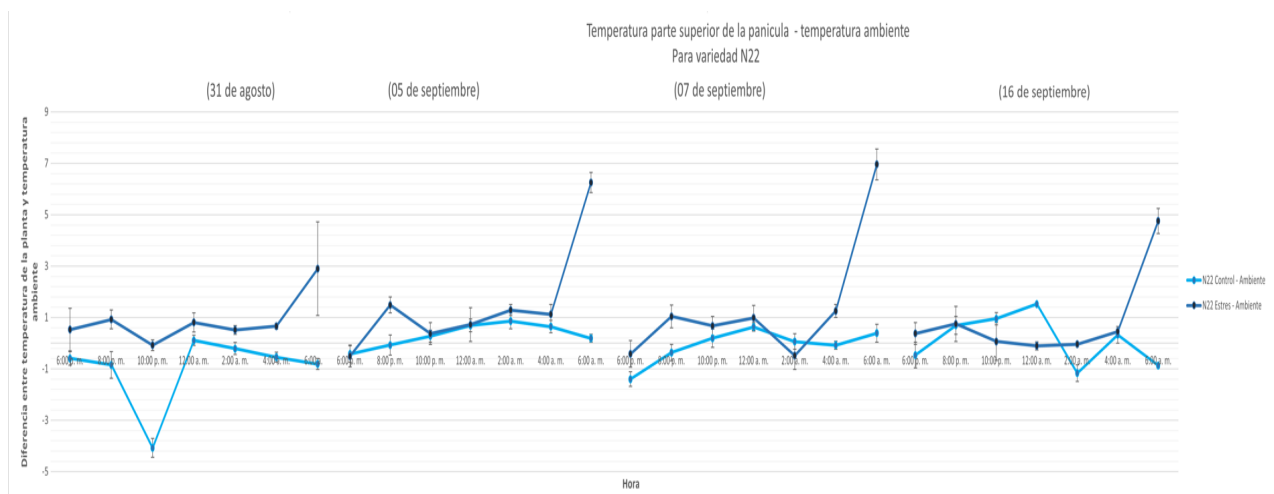
En la sección superior de la panícula de la variedad FED 50 BRAD, se observa una mayor diferencia de temperatura con respecto al ambiente en el cultivo experimental, especialmente después

del 5 de septiembre entre las 8:00 p.m. y las 12:00 a.m. Durante este período, se registra una temperatura más alta en la parte superior de la panícula en comparación con las demás secciones. En el cultivo de control, no se observa una diferencia significativa entre las diferentes secciones de la panícula, como se puede apreciar en la Figura A.9a.

En cuanto a la variedad N22, como se muestra en la Figura A.9b, no se observa una gran diferencia en comparación con las otras secciones después de las 12:00 a.m. Sin embargo, durante el intervalo de tiempo de 8:00 p.m. a 12:00 a.m., se nota una temperatura ligeramente más alta en la parte superior en comparación con las otras secciones. A pesar de esto, la diferencia no es significativa.



(a) Fed 50



(b) Variedad N22

Figura 2.19: Diferencia entre temperatura ambiente y temperatura promedio en de la sección superior de la panícula.

Finalmente se puede concluir que para el cultivo de control no hay diferencia de temperatura entre las secciones de la panícula, para el cultivo experimental esto depende de la variedad, para la N22 no se observa una gran diferencia entre las secciones, aunque la parte inferior si tiene una temperatura menor en algunos casos.

La variedad FED 50 BRAD si presentó una diferencia entre las secciones de la panícula, especialmente en la parte superior que presentaba mayor temperatura que las otras secciones, esta diferencia va incrementando a medida que avanzan los días del experimento, aun así el comportamiento de las gráficas es similar en todos los casos.

2.4.2. Resultados de productividad

Con el objetivo de evaluar el rendimiento de las panículas y determinar los efectos del estrés sobre ellas, se realizaron mediciones térmicas. Además, se midieron varios componentes de rendimiento de estas panículas, tales como el peso, el número total de granos y el número de granos llenos por panícula.

En cuanto al peso promedio del grano, en realidad no se observó una disminución en los cultivos sometidos a estrés en comparación con los cultivos de control, como se muestra en la Figura 2.20. Aunque se observa un peso promedio menor en la variedad N22 en comparación con la variedad Fedearroz 50, esta diferencia se mantiene tanto en el caso de los cultivos de control como en los cultivos sometidos a estrés térmico. Por lo tanto, no se puede llegar a una conclusión definitiva respecto a este aspecto.

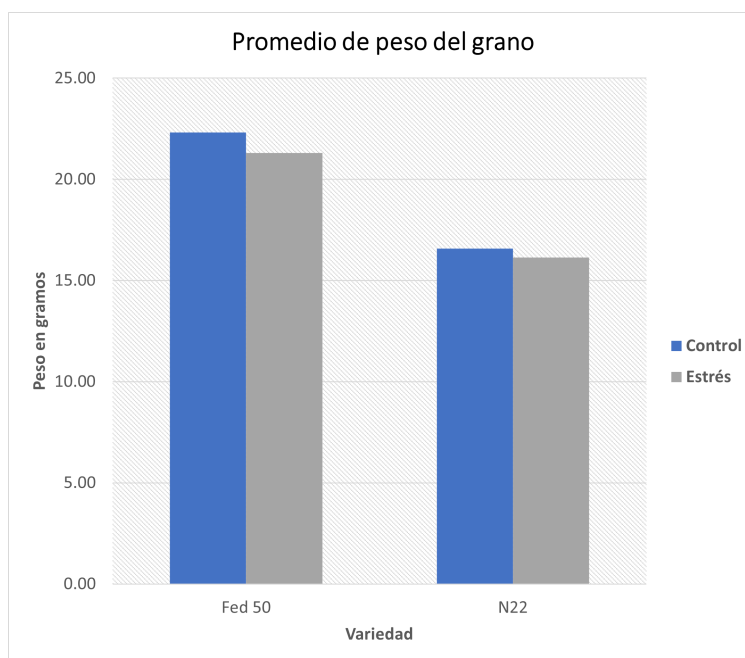
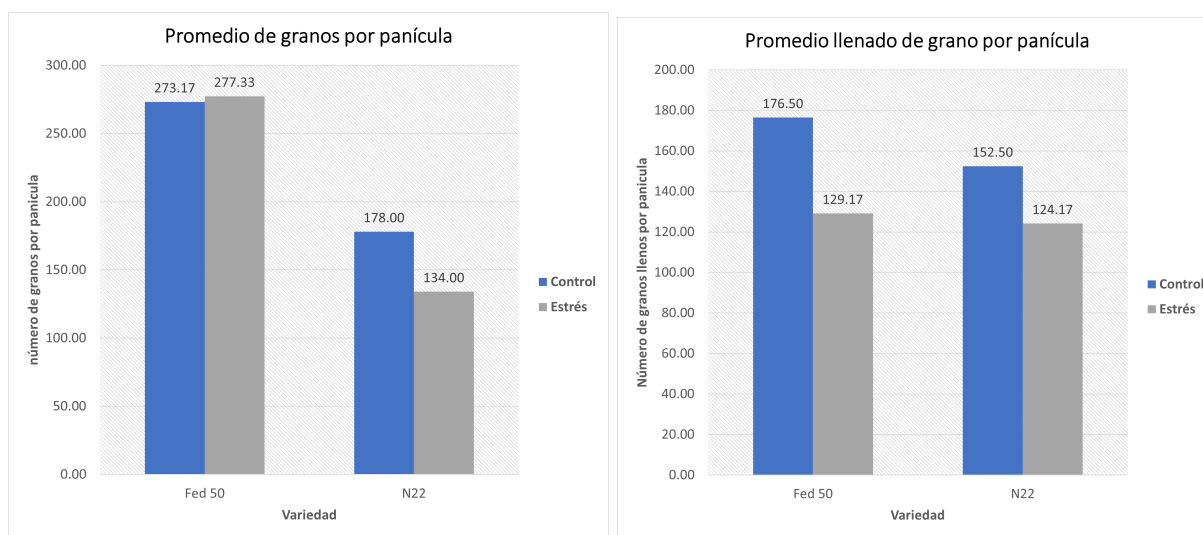


Figura 2.20: Peso promedio de las del grano de las panículas seleccionadas.

En cuanto al número de granos y al llenado del grano, se observa una diferencia entre las variedades, como se muestra en la Figura 2.21a. La variedad N22 presenta una disminución en el número promedio de granos por panícula en el cultivo sometido a estrés, mientras que la variedad Fedearroz 50 muestra un pequeño aumento, aunque este aumento no es significativo, por lo que podría considerarse que se mantuvo igual. Esto contrasta con lo observado en la Figura 2.21b, que muestra el llenado de grano por panícula. En ambas variedades, se observa una disminución en el cultivo sometido a estrés en comparación con el cultivo de control. Dado que estas dos variables están relacionadas, el comportamiento diferente en la variedad Fedearroz 50 indica que las altas temperaturas afectaron el llenado del grano de manera más pronunciada que en la variedad N22.



(a) Número promedio de granos por panícula.

(b) Número promedio de granos llenos por panícula.

Figura 2.21: Componentes de rendimiento de las panículas seleccionadas para el experimento.

Al realizar el cálculo de la porcentajes promedio de fertilidad para las dos variedades, se refuerza la conclusión previa. Como se muestra en la Figura 2.22, se observa una disminución significativa en la fertilidad de la variedad Fed 50 en el cultivo experimental en comparación con el cultivo de control. Por otro lado, la variedad N22 experimenta un ligero aumento en el porcentaje de fertilidad. Sin embargo, teniendo en cuenta la desviación de las mediciones, este aumento no puede considerarse estadísticamente significativo. Aun así, el porcentaje de fertilidad de la variedad N22 no se vio afectado por las altas temperaturas nocturnas.

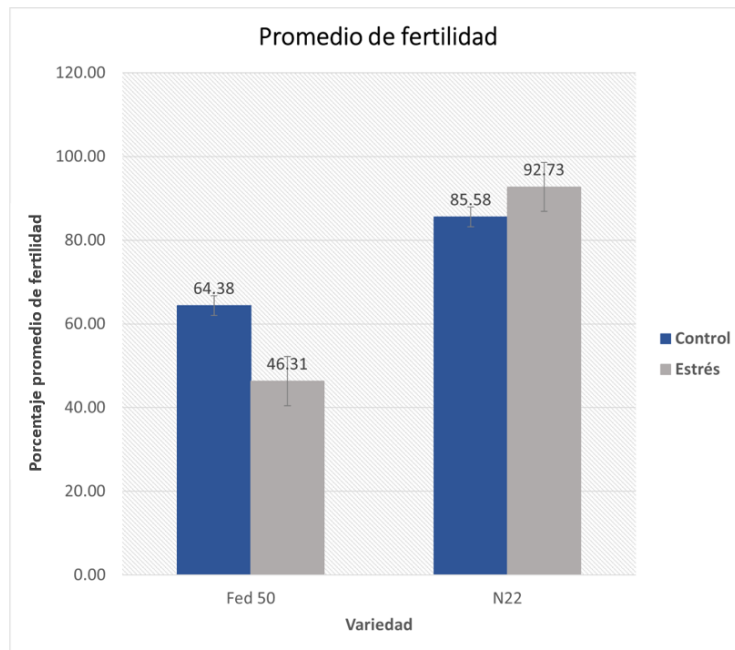


Figura 2.22: Porcentaje promedio de fertilidad de las panículas seleccionadas.

Captura de información morfológica usando imágenes 3D

La caracterización morfológica de las plantas mediante la reconstrucción 3D permite calcular variables sin afectar el crecimiento de la planta. En este estudio, se utilizó la reconstrucción 3D de las plantas mediante el uso de imágenes capturadas con una cámara de campo de luz, la cual es un tipo de cámara especializada que captura información adicional sobre la dirección de la luz que ingresa a la escena fotografiada, lo que permite obtener imágenes en 3D del objeto.

Utilizando la reconstrucción 3D de las plantas, se llevó a cabo el entrenamiento de un modelo de segmentación basado en PointNet para clasificar la nube de puntos según los diferentes órganos de las plantas. Esta clasificación se utilizó como entrada para los algoritmos de cálculo del número de hojas, ángulo axial y longitud de las hojas, que son variables muy importantes para determinar las condiciones de salud de la planta. El déficit de algunos nutrientes o de radiación solar puede afectar estas variables, por lo que su medición y análisis son fundamentales para evaluar el estado de la planta.

3.1. Adquisición de información 3D

3.1.1. Materiales

Los materiales usados para la captura morfológica por medio de nube de puntos se muestran en la Tabla 3.1

Materiales	Descripción
Cámara plenóptica	Cámaras de campo de luz 3D con sensores 4D Plenóptic RGB con una velocidad de fotogramas de 7 FPS, resolución de 10 MP y una resolución de 41.3 megarayos de campo de luz, cuenta con una montura de lentes tipo C con un lente Junon HF1218 de 12 mm de distancia focal y una relación focal entre F1.8 - F22.
Montura de la cámara	Estructura a base de perfiles estructurales que permita una correcta calibración y captura de las plantas, con el fin de lograr estabilidad y facilidad en las medidas necesarias para la calibración.
Programa	El Programa Raytrix Live para la calibración y captura de imágenes usando la cámara plenóptica. Este permite seleccionar diferentes formatos de archivos para exportar la captura 3D como XYZ, PCD, OFF, entre otros [33].

Cuadro 3.1: Materiales necesarios para la captura de información morfológica.

3.1.2. Montura de cámara

Como se menciona en la subsección 3.1.1 se creó una estructura para el montaje de la cámara permitiendo una mejor estabilidad y también la calibración de la cámara, como se observa en la Figura 3.1. La estructura esta hecha a base de perfiles de aluminio, cuenta con una base móvil que permite cambiar la distancia entre el objeto y la cámara.

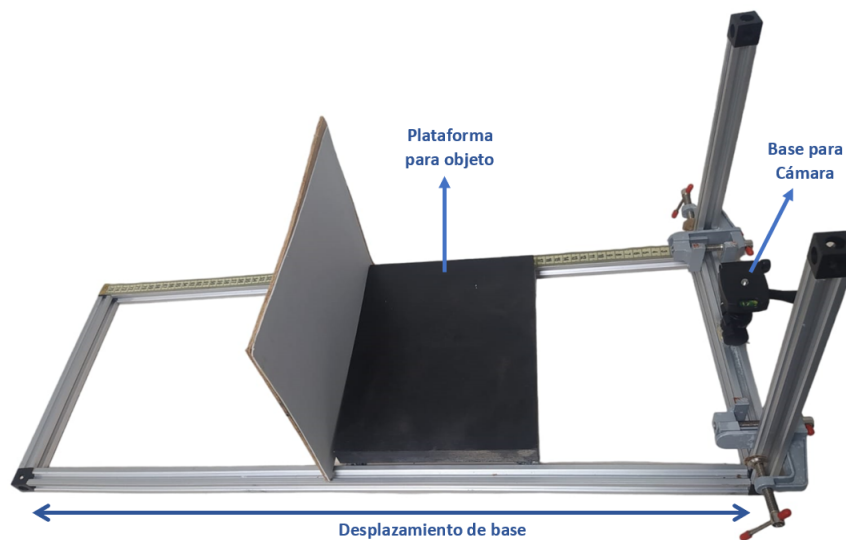


Figura 3.1: Estructura de montaje para cámara plenóptica.

La estructura es necesaria para la calibración ya que en uno de los pasos es necesario variar el espacio entre la tabla de calibración y la cámara plenóptica. Como se observa en la Figura 3.2 la

cámara se monta en la sección vertical sobre una montura de trípode. La cámara esta conectada por medio de USB al ordenador, el enfoque y la apertura focal se pueden manejar desde la cámara aunque también pueden configurarse desde el software al que cámara se conecta por medio de la entrada USB.



Figura 3.2: Configuración de la cámara plenóptica y objeto en la estructura de la Figura 3.1

3.1.3. Calibración de cámara

Antes de poder utilizar la cámara es necesario realizar una calibración de su MLA (Conjunto de microlentes) para lo cual es necesario tener la cámara conectada con la aplicación RxLive [34]. En primer lugar, es necesario ajustar de manera manual el foco y la apertura de la cámara, es necesario mantener estos valores durante la calibración y la captura, en caso de que estos valores se cambien es necesario repetir el proceso de calibración.

Posteriormente se realiza la calibración de imagen gris, para este paso es necesario poner el filtro de calibración en la lente, como se observa en la Figura 3.3



Figura 3.3: Lente de calibración para calibración de imagen gris.

Esto se hace para eliminar la estructura de los micro lentes en las imágenes finales como se observa en la Figura 3.4, para mejorar los resultados se cambia el tiempo de obturación o la intensidad

de la luz. Es importante que después de este paso no se cambie la apertura de la cámara ya que sería necesario repetir la calibración de la cámara.

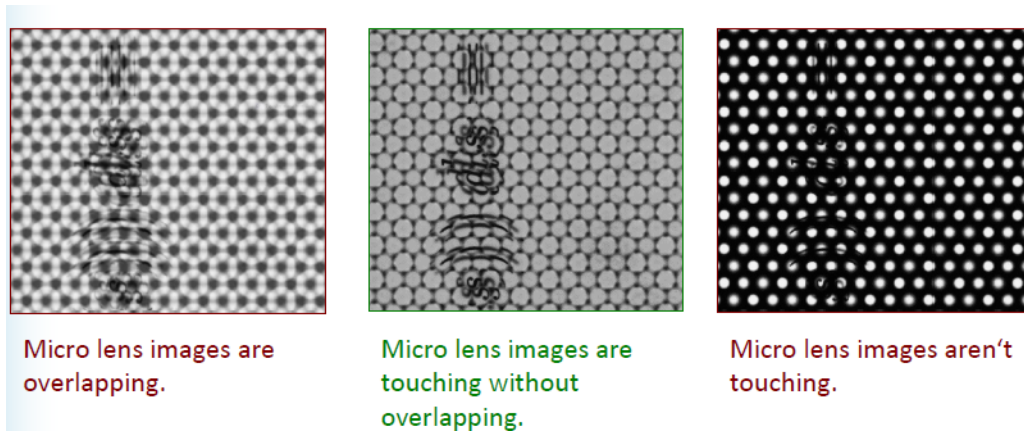
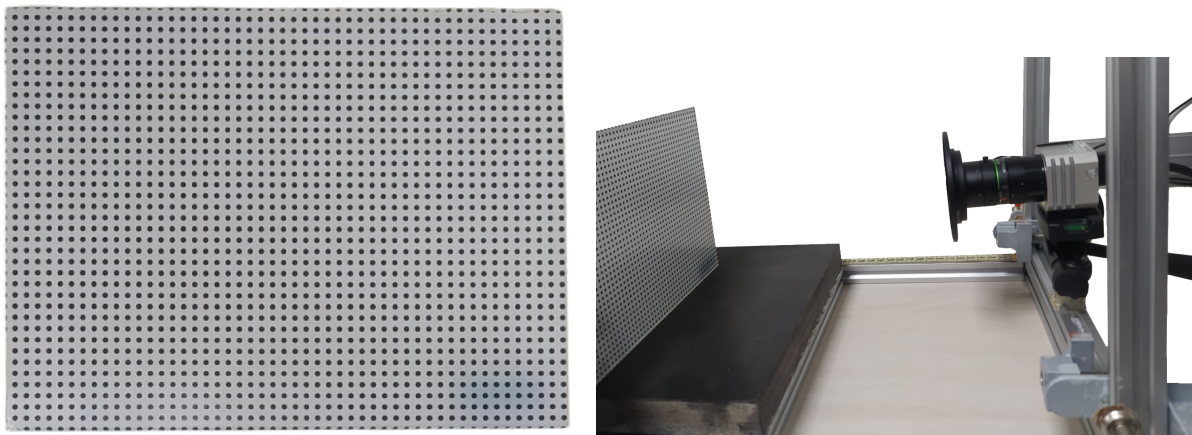


Figura 3.4: Diferentes resultados en calibración de imagen gris.

Al finalizar este proceso se debe retirar el lente de calibración y se pasa a la calibración Métrica, que permite calibrar la profundidad entre diferentes puntos en el eje Z (paralelo al eje óptico) [34]. Para este paso es necesario usar una tarjeta de calibración como se muestra en la Figura 3.5a, esta se posiciona de forma paralela a la cámara como se muestra en la Figura 3.5b.



(a) Tarjeta de calibración.

(b) Ubicación de la tarjeta de calibración.

Figura 3.5: Proceso de calibración métrica de la cámara plenóptica.

En este paso se deberán tomar diferentes capturas a la tarjeta de calibración a diferentes distancias y variando la inclinación, en el software se verá reflejada la distancia a la que se hace cada captura como se muestra en la Figura 3.6. Esta distancia se debe validar usando la cinta métrica de

la estructura de soporte. El objetivo es cubrir todo el espacio de profundidad que vamos a capturar. Una vez finalizado este paso el software validará la información y guardará esta calibración.

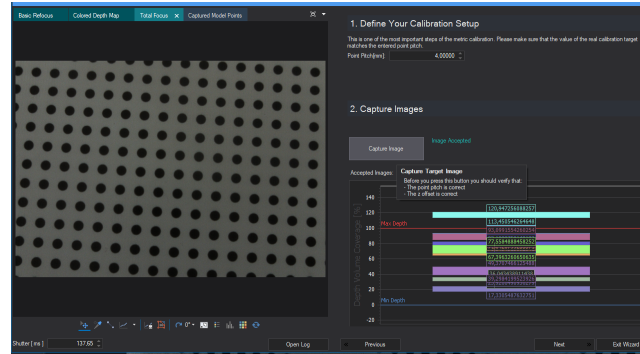


Figura 3.6: Visual de calibración en software Raytrix Live para definición de profundidad.

3.2. Captura de nube de puntos.

Posterior a la calibración de la cámara se puede hacer la captura de las imágenes. Con el fin de poder realizar una reconstrucción de la nube de puntos, se realizaron cuatro tomas a cada planta. Cada captura se hizo rotando la planta 90 grados respecto a la anterior como se muestra en la Figura 3.7.

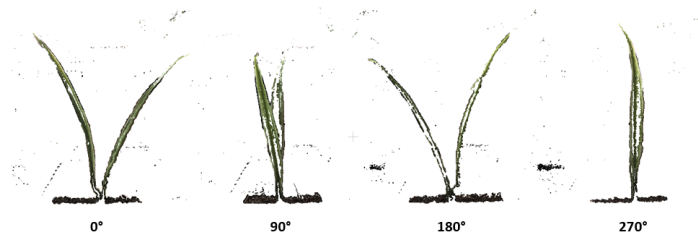


Figura 3.7: Planta capturada desde 4 ángulos.

Es necesario mantener la distancia del objeto y configuración de enfoque y apertura de la cámara en cada captura para facilitar la reconstrucción pues el programa usado para la reconstrucción es sensible a variaciones en el tamaño y ubicación de la nube de puntos. En caso de que el tamaño de la nueva planta exija que se deba cambiar la distancia del objeto o la configuración de la cara es necesario volver a realizar la calibración.

Adicionalmente, luego de capturar la imagen es importante cambiar la configuración de procesamiento por pantalla para mejorar la calidad de la nube de puntos, por ejemplo, como se observa en la Figura 3.8 se realizó un cambio a los valores de llenado permitiendo mejorar la calidad de información, ya que esta opción permite seleccionar la cantidad de puntos que forman la imagen

permitiendo obtener mas detalles aunque al agregarse mas puntos también se agregan más señales de ruido, como se observa en la imagen de la izquierda no se tiene detalle de la parte interior de la hoja, en la imagen de la derecha se ajustaron los valores de llenado y se pudo obtener un mejor detalle de la hoja.

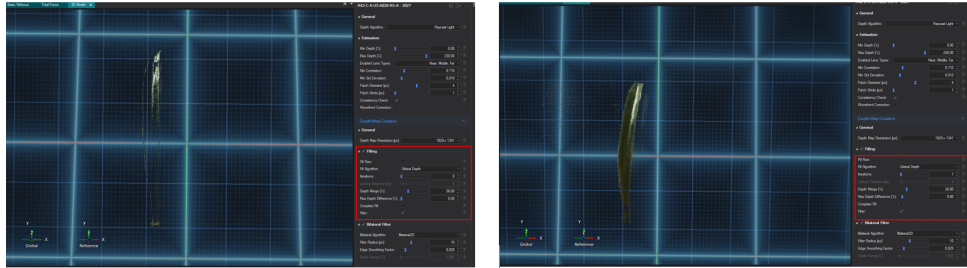


Figura 3.8: Diferencia en la configuración de llenado.

3.3. Preparación de la nube de puntos

Como se observa en la Figura 3.7 al final de la captura de imágenes 3D se obtienen cuatro archivos para cada planta, que corresponden a la imagen 3D desde cuatro ángulos diferentes, que se usan para crear una única malla de la planta para transformarla en una nube de puntos y etiquetarla para formar el conjunto de datos de entrenamiento y validación.

3.3.1. Reconstrucción de planta con diferentes nubes de puntos.

Se lleva a cabo una fase inicial de limpieza de los conjuntos de puntos en cada nube, debido a la presencia de secciones extensas que generalmente corresponden al fondo, como se muestra en la Figura 3.9. Estas secciones, que no forman parte de la planta, se eliminan de manera manual utilizando la herramienta Meshlab.

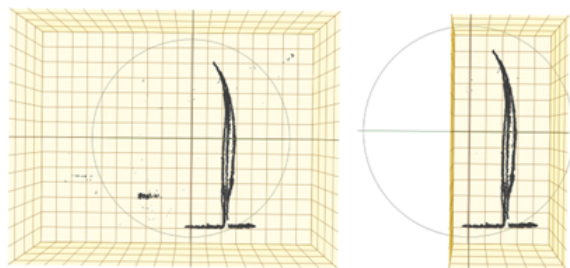


Figura 3.9: Izquierda: *Nube de pintos con Ruido*. Derecha: *Nube de puntos filtrada*.

Luego de limpiar las nubes de puntos es necesario integrarlas en una sola para lograr la reconstrucción de la planta, para esto es necesario rotar sobre el eje Z las nubes de puntos ya que como

se mencionó cada nube de puntos es la captura de la planta rotada 45°, posteriormente se alinean las imágenes y se hacen las correcciones para obtener una única nube de puntos.

3.3.2. Etiquetado de nube de puntos

La etiqueta de los datos se hizo usando la herramienta [Cloud Compare](#) de manera manual, al final se obtiene una etiqueta para cada punto de la nube [35]. La etiqueta es numérica usando las equivalencias que se muestran en el Cuadro 3.2

Etiqueta	Descripción
0	Sin etiqueta
1	Hoja
2	Tierra
3	panícula
4	Tallo

Cuadro 3.2: Equivalencia de etiquetado de nube de puntos.

Cada nube de puntos corresponde a la reconstrucción de una planta, cuando se etiquetan los datos, cada etiqueta se separa en un archivo con el formato: NombreArchivo_000001 dando como resultado un conjunto de archivos como se muestra en la Figura 3.10 .

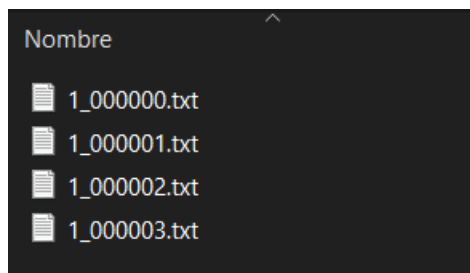


Figura 3.10: Almacenamiento de archivos .txt de una nube de puntos.

Los archivos .txt contienen información de coordenadas, color y etiqueta de la nube de puntos, como se muestra en la Tabla 3.3

Descripción	Coordenadas			Color			Etiqueta
	X	Y	Z	R	G	B	
Tipo de dato	Decimal	Decimal	Decimal	Entero	Entero	Entero	Decimal
Ejemplo	6.50751257	0.88195968	-30.38151932	104	104	85	4.000000

Cuadro 3.3: Estructura de datos etiquetados

3.3.3. Lectura y creación de dataframe

Para volver a unir una nube de puntos se ingresa a la carpeta que la contiene (cada carpeta tiene el nombre de la nube que es un valor numérico para que se puedan recorrer) el algoritmo cuenta el número de archivos .txt en la carpeta y concatena los datos con la estructura que se muestra en la Figura 3.11

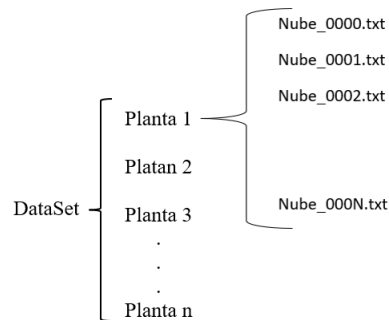


Figura 3.11: Estructura de almacenamiento de datos

Al cargar los archivos TXT se divide en dos partes, una que contiene las coordenadas de los puntos y la otra que contiene la etiqueta de los puntos, esta última se pasa a formato one-hot donde el valor de la etiqueta que esta entre 0 y 4 se convierte en un vector que de tamaño 5 compuesto por ceros y un único valor alto de 1 ubicado en la posición según corresponda el valor entero de la etiqueta como se muestra en el Cuadro 3.4

Etiqueta	One-Hot	Descripción
0	[1 0 0 0 0]	Sin Etiqueta
1	[0 1 0 0 0]	Hoja
2	[0 0 1 0 0]	Tierra
3	[0 0 0 1 0]	Panicula
4	[0 0 0 0 1]	Tallo

Cuadro 3.4: Equivalencia de etiquetado One-Hot

Para crear la data de entrenamiento y validación se deben organizar todas las nubes de puntos y etiquetas en Listas, se crean 3 listas, cada componente de la lista es un array:

- **point_clouds:** Contiene las coordenadas de las nubes de puntos XYZ.
- **all_labels:** Contiene la etiquetas de las nubes de puntos en formato entero de 0 a 4.
- **point_cloud_labels:** Contiene la etiqueta de las nubes de punto en formato One-Hot

El framework all_label se usa únicamente para la visualización de la nube de puntos junto con point_clouds que también se usa como entrada de la nube de puntos.

3.4. PointNet para la segmentación de nube de puntos

Para obtener un modelo de segmentación es necesario iniciar con un preprocesamiento de los datos de entrada como se muestra en la Figura 3.18, el insumo principal para esto son las listas creadas en la subsección 3.33 que inicialmente entran a un bloque de preprocesamiento donde se normalizan las nubes de puntos, se realiza una depuración de ruido y también un muestreo antes de dividirse en data para entrenamiento y validación del modelo de segmentación.

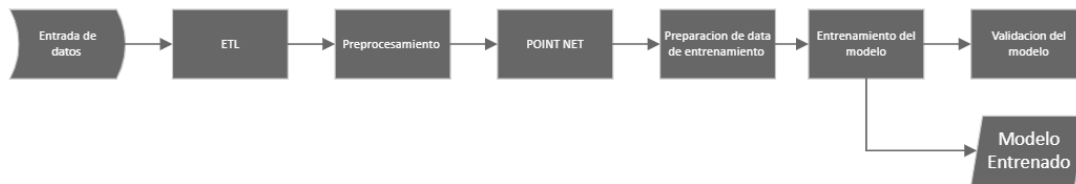


Figura 3.12: Bloques del proceso de entrenamiento de red neuronal.

3.4.1. Preprocesamiento de datos

El preprocesamiento de las nubes de puntos consiste de tres pasos consecutivos; el filtrado, el muestreo y la normalización. El filtrado elimina los puntos ruidosos dentro de la nube de puntos y además los puntos que no fueron etiquetados durante el etiquetado manual como se observa en la Figura 3.13,

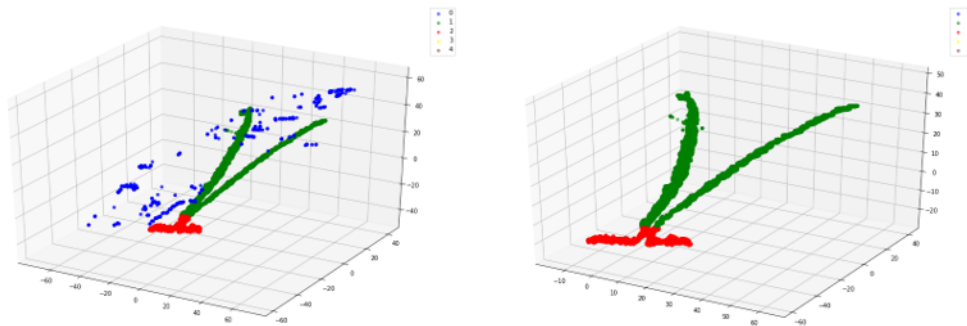


Figura 3.13: Depuración de nube de puntos.

Posterior a la depuración se hizo un muestreo de la base de las nubes de puntos para poder reducirlas a 1024 puntos ya que las nubes de puntos de cada nube de puntos tienen alrededor de 100.000 puntos además de que la cantidad de puntos varía para cada nube de puntos, la cantidad de puntos es debido a la estructura de PointNet descrito en [36].

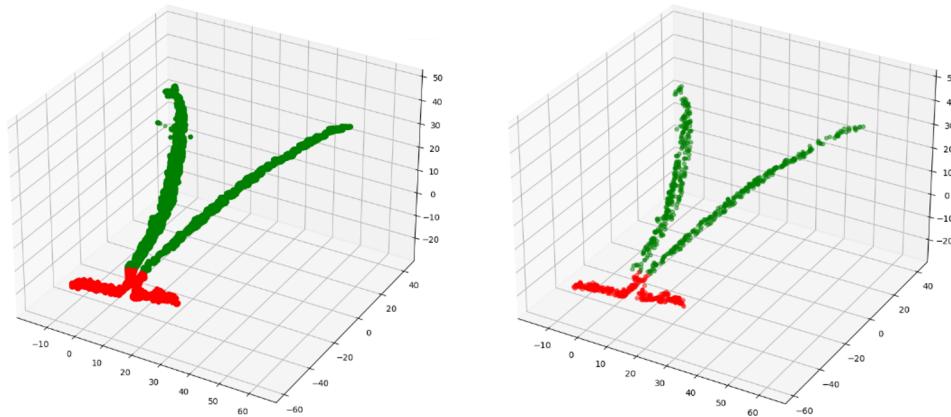


Figura 3.14: Muestreo de la nube de puntos.

Finalmente se hizo una normalización de la nube de puntos para que los datos sean invariantes a escala como se muestra en la Figura 3.15.

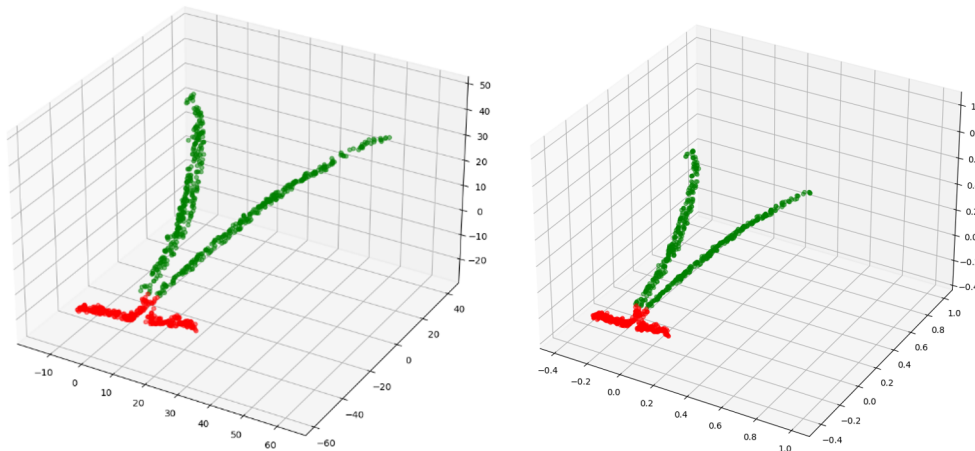


Figura 3.15: Normalización de la nube de puntos.

3.4.2. Implementación de PointNet

Para calcular el número de hojas, la longitud y el ángulo axial de las hojas, es necesario distinguir los puntos del tallos y las hojas, para esto se usará el modelo de arquitectura PointNet con el que se puede hacer clasificación, segmentación o el análisis semántico de escenas, en este caso se la arquitectura PointNet para la segmentación de las partes de un objeto como se muestra en la Figura 3.16 donde se las partes de un avión [36].

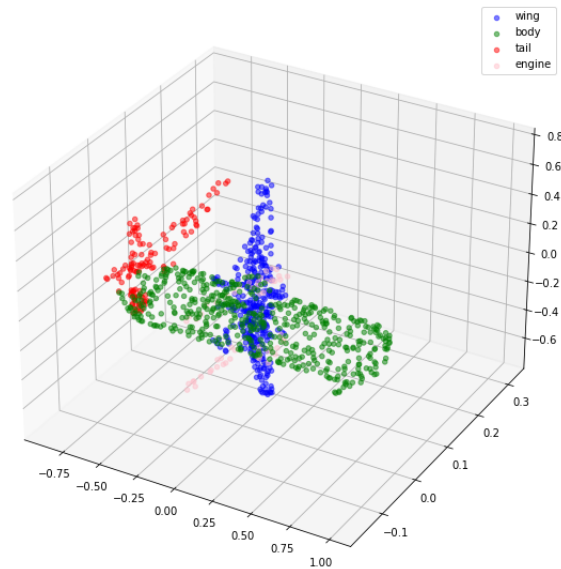


Figura 3.16: Segmentación de nube de puntos usando PointNet.

3.4.3. Entrenamiento

Antes de iniciar el proceso de entrenamiento se realizó un proceso de aumentar el dataset aplicándose algunas transformaciones sobre las nubes de puntos:

- Traslaciones sobre el eje X y Y.
- Rotación sobre el eje Z entre 45° y -45° .
- Rotación sobre el eje X y Y entre 5° y -5° , estos valores no son tan amplios debido a que se refieren a la inclinación de la planta que realmente no puede ser mucho.

Finalmente se crearon los dataframe con los datos de entrenamiento y validación, con un porcentaje de 80% para entrenamiento y 20% para validación sobre el total del dataset.

3.4.4. Resultados

El entrenamiento del modelo se realizó en 80 épocas, como se observa en la Figura 3.17 se logró una buena respuesta respecto a la precisión y a la pérdida tanto en el entrenamiento como en la validación.

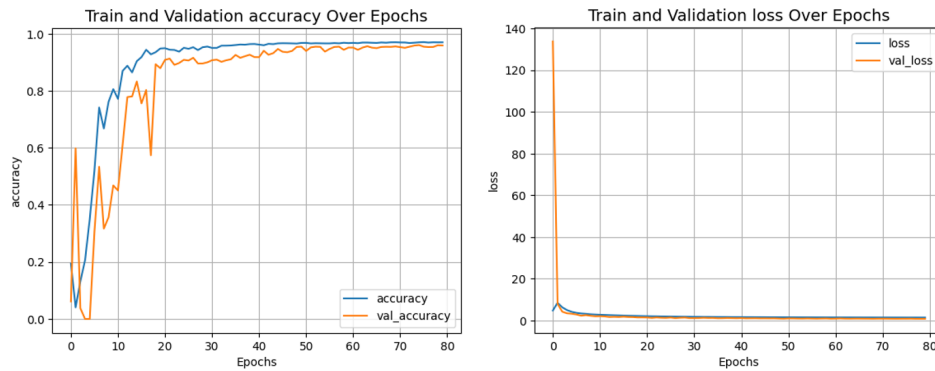


Figura 3.17: Gráficas de Precisión y Loss en entrenamiento y validación del modelo.

3.5. Estimación de propiedades morfológicas.

Para la estimación de propiedades morfológicas de la planta de arroz usando la nube de puntos, se siguió la metodología que se muestra en la Figura 3.18. Esta tiene como insumo una nube de puntos en formato PCD, y consiste de un proceso ETL seguido de los módulos para el cálculo de las propiedades morfológicas. El proceso ETL (extract, transform, and load) cuenta con tres bloques secuenciales de preprocesamiento, segmentación de la nube de puntos y finalmente un bloque donde se desnormaliza la nube de puntos. Después de la sección de ETL sobre la nube preprocesada y etiquetada, nuestra metodología plantea tres métodos independientes para el cálculo del número de hojas, ángulo entre tallo y hojas, y la longitud de la planta.

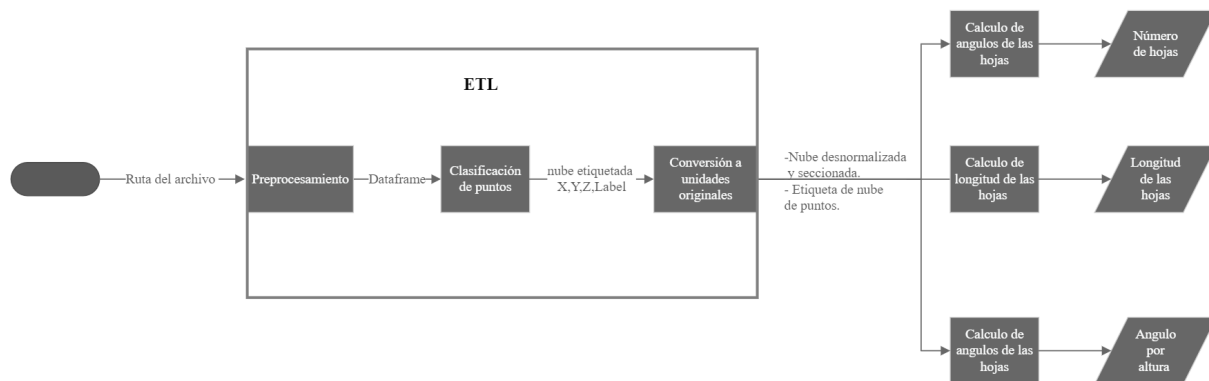


Figura 3.18: Bloques del proceso de captura de información morfológica.

3.5.1. Extraer, transformar y cargar (ETL)

Preprocesamiento: La entrada del algoritmo es la nube de puntos en formato PCD, este archivo entra a la capa de preprocesamiento donde se hace un filtrado del ruido de la nube de puntos, para posteriormente pasar a un muestreo del que la nube se reduce a un total de 1024 puntos y finalmente normalizarla como se muestra en la Figura 3.19, el procedimiento es similar al que se describió en la Sección 3.3, la nube de puntos se transforma en un dataframe que es el insumo del siguiente bloque.

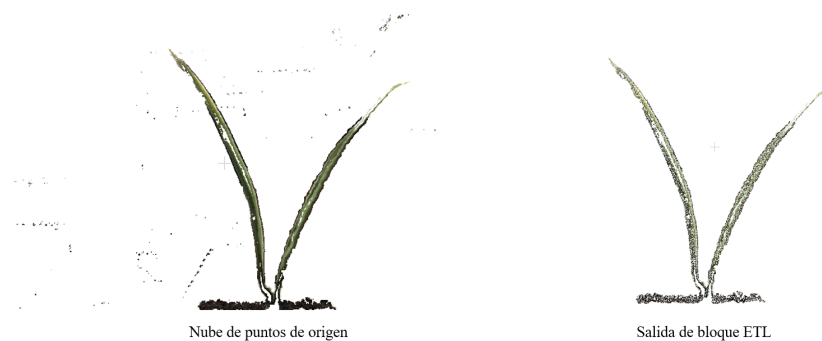


Figura 3.19: Salida de bloque ETL.

Segmentación de nube de puntos: En el bloque de clasificación de nube de puntos, la nube de puntos de entrada de tamaño es segmentada, dando como salida una un vector de 1024 puntos que contiene los datos etiquetados de la nube de puntos, teniéndose así dos insumos para los siguientes bloques, una matriz de 1024x4 que contiene las coordenadas y el vector que etiquetas.

Conversión de nube normalizada a unidades originales y separación puntos según etiqueta Posterior a obtener el etiquetado de la nube de puntos se debe desnormalizar para que a la hora de calcular la longitud de las hojas. Posteriormente la nube de puntos se separa en diferentes vectores dependiendo de la etiqueta, creándose así un vector con el nombre de cada clase como se muestra en la Figura 3.23 donde a la izquierda se observa una nube de puntos compuesta por una planta con tres hojas, el tallo y el suelo, estas tres partes se separan para formar tres vectores separados como la de la imagen de la derecha, estos vectores serán las entradas de los siguientes bloques.

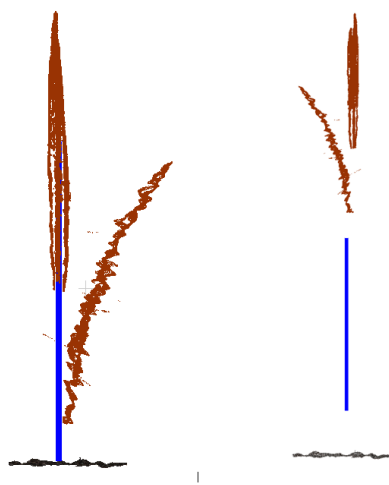


Figura 3.20: Separación de nube de puntos en diferentes vectores dependiendo de la clasificación de los puntos por el modelo de segmentación.

3.5.2. Cálculo de número de hojas

Para el cálculo del número de hojas se tomaron como entradas el vector Hojas y el vector Tallo, ya que para este método se inicia seleccionando los puntos más cercanos al tallo como se observa en la Figura 3.21 se traza un círculo de distancia uniforme al centro del tallo visto desde la parte superior.

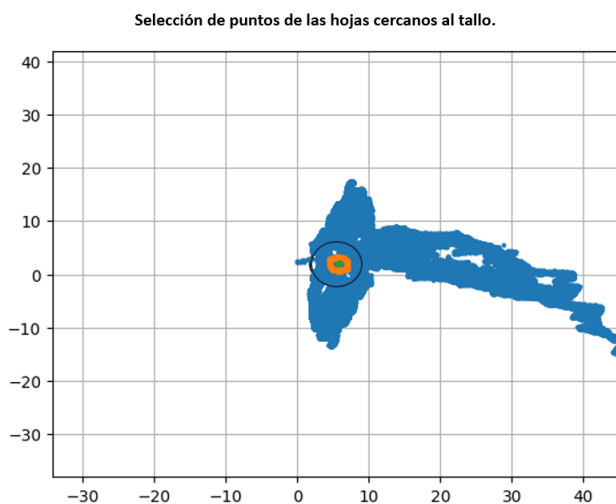


Figura 3.21: Selección de puntos cercanos al tallo.

Los puntos del vector tipo hoja se almacenan en un vector que contiene las coordenadas XYZ

de los puntos, creando esta nueva nube de puntos se espera facilitar el conteo del número de hojas ya que ayuda a diferenciar de mejor manera los grupos de cada hoja como se muestra en la Figura 3.22 donde desde una vista lateral se aprecian tres grupos que corresponden a las tres hojas de la planta para este ejemplo.

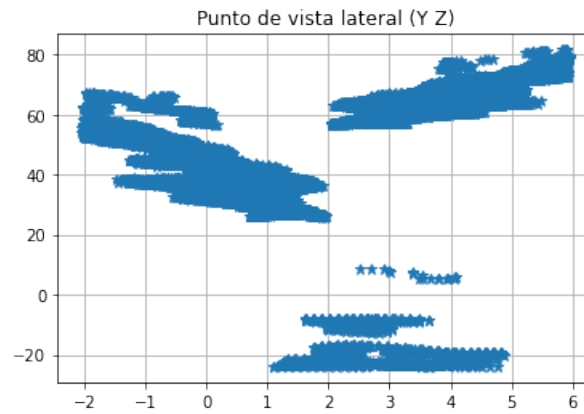


Figura 3.22: Vista lateral de puntos cercanos seleccionados.

Para determinar el número de hojas a partir del nuevo vector es necesario determinar el número de conglomerados en este conjunto de datos, para esto se utilizó el método del codo con el que se obtienen gráficas como la que se muestra en la Figura 3.23.

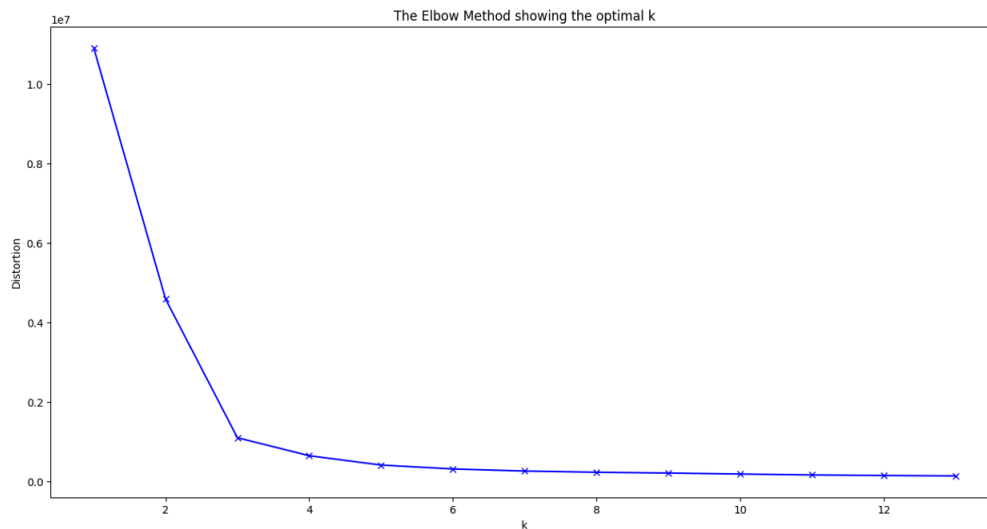


Figura 3.23: Implementación del método del codo para identificar el número de hojas.

Finalmente para el cálculo del número de hojas es necesario hacer la evaluación manual del

gráfico de la Figura 3.23, identificando de forma visual el valor óptimo de k que corresponde al número de hojas, ya que al haber seleccionado los datos mas cercanos de la nube de puntos de las hojas, los grupos que se forman corresponden a la base de las hojas que están lo suficientemente separadas para que puedan diferenciarse en diferentes grupos como se observa en la Figura 3.22.

3.5.3. Cálculo de ángulos

Para el cálculo del ángulo axial de las diferentes hojas se sigue el esquema que se muestra en la Figura 3.24 donde inicialmente se seleccionan los puntos de interés sobre los que se desea calcular el ángulo respecto al tallo y posteriormente se agrupan para obtener los ángulos de las diferentes hojas, este cálculo se hace teniendo en cuenta un vector de referencia paralelo al tallos con el que se calcula un ángulo con cada punto de las hojas en el área de interés y se promedia para obtener el valor del ángulo.



Figura 3.24: Bloques del proceso de cálculo del ángulo axial.

El ángulo axial es el que se forma entre la lámina de la hoja y el tallo, en la Figura 3.25 es el que se denomina θ_{01} , por esta razón el cálculo de este ángulo en la nube de puntos no debe hacerse con todos los puntos de una hoja, por ejemplo si se calcularan con los puntos cerca a la punta de la hoja (P2) se estaría calculando θ_{03} [22], por lo que se decidió restringir los puntos que se usarían para el cálculo del ángulo a los mas cercanos al tallo.

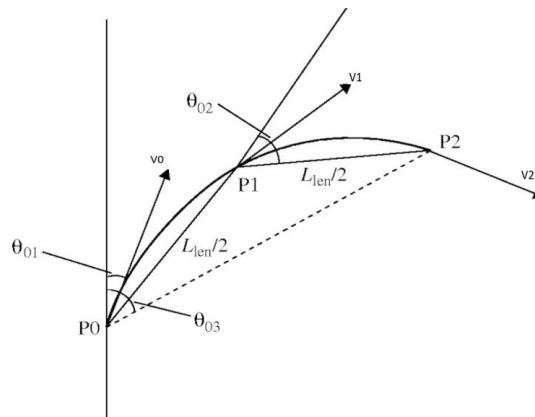


Figura 3.25: Ángulo axial.

Como ya tenemos los diferentes vectores según la etiqueta usamos el vector Tallo y el vector hojas al igual que para el cálculo del número de hojas de la Subsección 3.5.2 se seleccionan los

valores más cercanos al tallo como se observa en la figura 3.21 y se creó una nueva nube de puntos cercanos al tallo.

Para el cálculo de los diferentes ángulos, se consideraron dos opciones para dividir la nube de puntos, en primer lugar, se consideró dividir la nube de puntos según la altura como se observa en la figura 3.26 donde se separa divide la nube de puntos en rangos de altura (Eje Z).

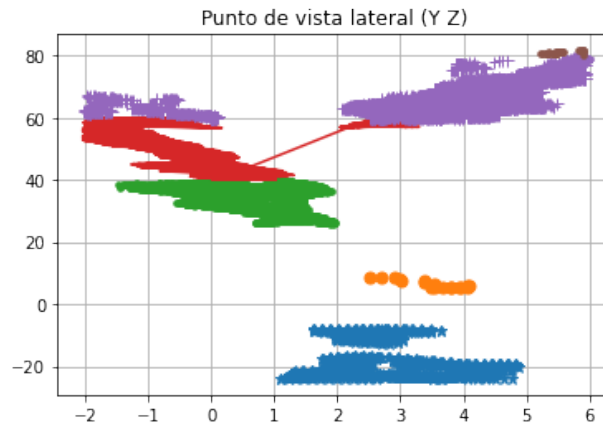


Figura 3.26: Separación de secciones por altura.

La otra opción que se implemento es la separación de los clúster por hoja, como se muestra en la Figura 3.27, Para esto se tomó como referencia el cálculo del número de hojas de la Subsección 3.5.2 tomándose este valor como el número k en el cálculo de clusters de la nube de puntos con el método de k-vecinos.

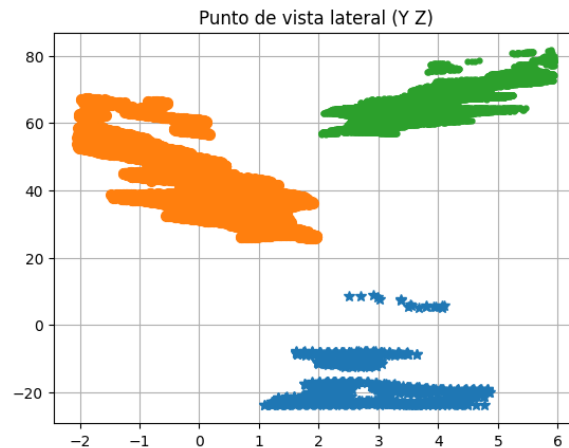


Figura 3.27: Separación de secciones por hoja.

Para el cálculo de es necesario seleccionar tres puntos como se indica en la Figura 3.28, tanto

los puntos A y C, serán los puntos de para crear el vector de referencia con el que se calculara el ángulo de todos los puntos del clúster.

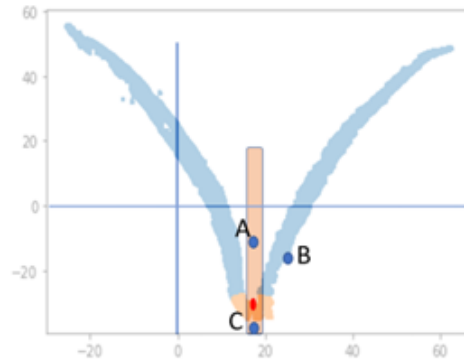


Figura 3.28: Selección de puntos de referencia

El punto C tiene un valor X y Y que son el promedio de los puntos del tallo para estos dos ejes, mientras que el valor Z del punto C es igual al menos valor en Z de este clúster (podría considerarse que el punto C esta ubicado en la base de la hoja), los valores del punto A en X y Y se calculan de igual forma que para el punto C pero su valor en Z es igual al promedio de altura de los puntos tipo hoja de ese cluster.

Después del cálculo del vector de referencia es necesario volver a eliminar puntos que puedan generar errores en la medición, como se observa en la Figura 3.29 los puntos ubicados en una altura entre el punto A y C (Rectángulo verde) pueden generar un error ya que el ángulo del vector de referencia con estos es cercano a los 90 grados, por lo que los puntos en esta área se descartan para el cálculo de ángulo.

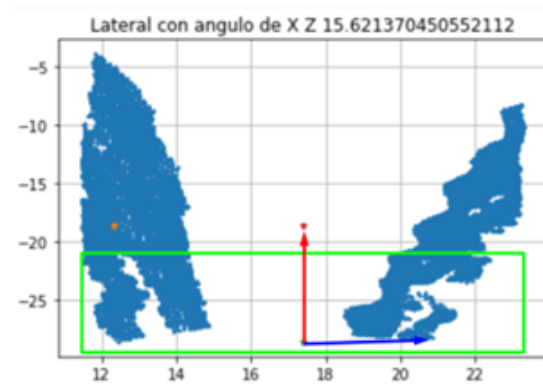


Figura 3.29: Selección de puntos de interés.

Para el cálculo del ángulo se empleó la Formula 3.1 con la que se puede calcular el ángulo entre

dos vectores en R^3 , el cálculo se aplicó a todos los puntos del cluster dentro de la región de interés y así se agruparon los resultados en diferentes vectores para cada cluster de la nube de puntos.

$$\vec{p} \cdot \vec{q} = |\vec{p}| \cdot |\vec{q}| \cdot \cos(\alpha) \quad (3.1)$$

Los resultados se promedian para las diferentes secciones y este valor es el que se toma como un aproximado del valor real, como se vio anteriormente se usaron dos formas para clasificar los datos, en la Figura 3.30 se observan los resultados para la clasificación por altura mientras que los resultados por hoja se observa en la Figura 3.31.

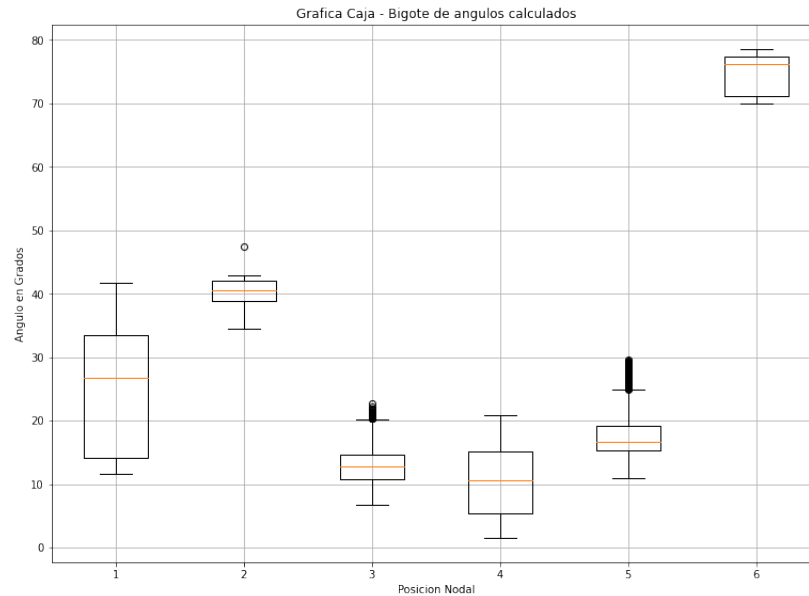


Figura 3.30: Cálculo de ángulos por posición en el eje Z

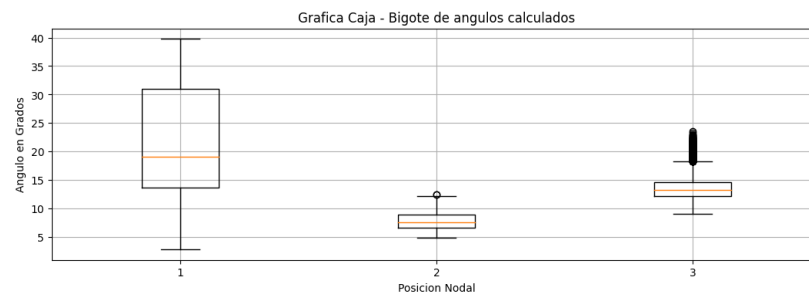


Figura 3.31: Cálculo de ángulo axial por hoja.

3.5.4. Cálculo de longitud

Para el cálculo de la longitud de las hojas es únicamente el vector tipo hoja, el flujo que se usa para el cálculo de la longitud es el que se muestra en la Figura 3.32, donde se utilizó el modelo del camino mas corto entre dos puntos de un grafo para poder calcular la distancia entre la base y la punta de las diferentes hojas.

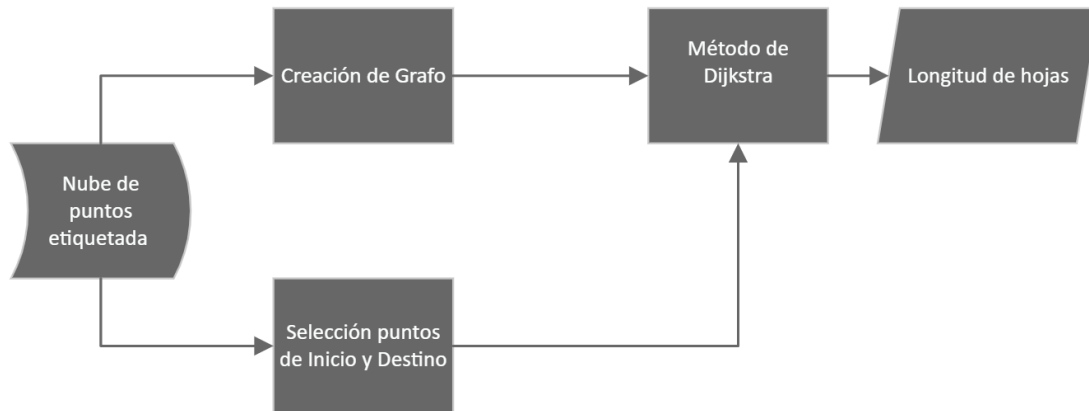


Figura 3.32: Bloques del proceso de cálculo de la longitud de las hojas.

Inicialmente se recibe el vector con los puntos etiquetados como hoja, si el tamaño de este vector es mayor a los 1024 es necesario reducir este valor, para esto se realiza un muestreo para que la nube de puntos tenga una longitud menor como se muestra en la Figura 3.33.

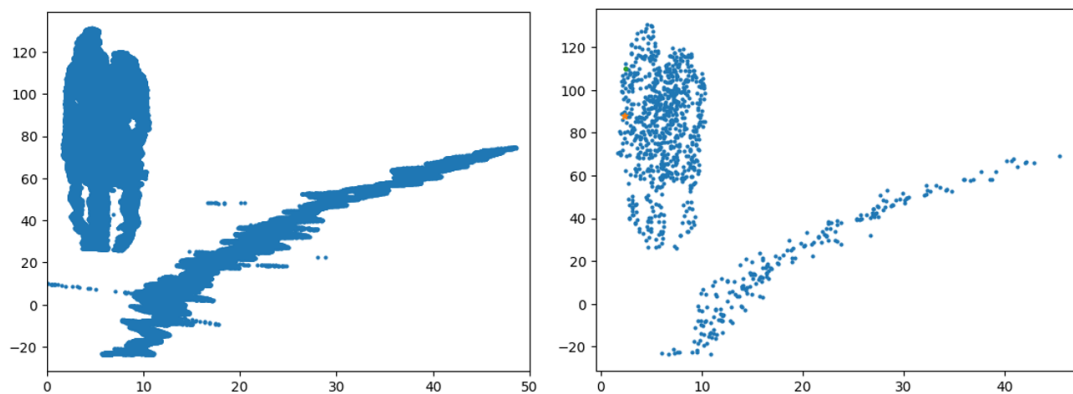


Figura 3.33: Muestreo del vector Hoja para el cálculo de longitud de las hojas.

Usando la nube de puntos muestreada se creó un grafo conexo con el que se puedan conectar todos los puntos de la nube, para la creación del grafo se usó la función `dgl.knn_graph` que crea

un grafo basado en un conjunto de puntos de los k vecinos mas cercanos, obteniendo un grafo como el que se observa en la Figura 3.34.

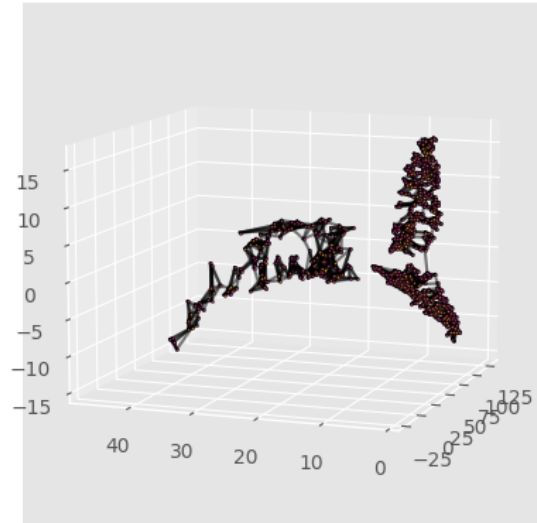


Figura 3.34: Grafo creado a partir de nube de puntos.

El método que se utilizó para calcular la longitud de las hojas, es encontrar la menor distancia entre dos puntos que corresponden a la punta de la base de la hoja y la punta de la hoja, para esto el primer paso posterior a la creación del grafo es seleccionar los puntos, esta selección se hizo de forma manual, graficando los puntos en una gráfica 3D como se muestra en la Figura 3.35, con los datos obtenidos visualmente se podrá encontrar el índice de los puntos dentro del vector.

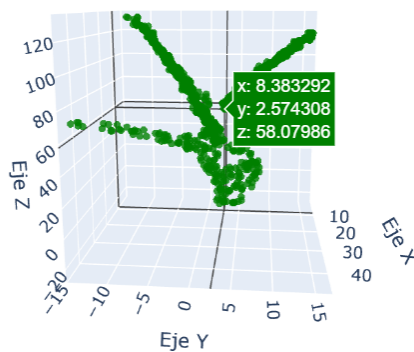


Figura 3.35: Selección de puntos para cálculo de longitud.

Para calcular el camino mas corto entre los dos puntos se utilizo el método Dijkstra que permite determinar la ruta mínima de un grafo teniendo en cuenta un ponderado en sus aristas [37], para este caso el ponderado sera la distancia entre los puntos de origen y destino.

Para poder aplicar el método Dijkstra es necesario hacer crear un Dataframe teniendo como base los datos del grafo que se ha creado a partir de la nube de puntos tipo hoja, este Dataframe debe tener la estructura que se muestra en la Tabla 3.5, donde se agrupan todas las conexiones del grafo y también se calcula su distancia euclídea entre los dos puntos, los valores de origen y destino hacen referencia al índice dentro del vector donde se encuentran estos puntos.

Id	Origen	Destino	Distancia
0	0.0	3.0	0.485221
1	0.0	13.0	0.393014
2	0.0	39.0	0.271526
3	0.0	40.0	0.530192
4	1.0	88.0	0.678539

Cuadro 3.5: Estructura de dataframe para aplicar el método Dijkstra

Una vez aplicado el algoritmo que tiene como entrada los puntos de origen y destino, el algoritmo nos devuelve los saltos que debe seguir la ruta mínima con el menor costo, finalmente para encontrar la distancia se realiza la suma de las distancia entre los saltos.

3.6. Validación y error de estimación.

Con el fin de caracterizar el error de desviación en los métodos de cálculo de hojas, longitud y ángulo utilizando la reconstrucción 3D de las plantas, se realizaron mediciones manuales de las variables morfológicas utilizando métodos tradicionales. El objetivo principal de estas mediciones es obtener datos de referencia que nos permitan evaluar y corregir posibles errores en los algoritmos utilizados.

Además, el análisis de los datos de referencia nos brinda la oportunidad de identificar los factores que pueden contribuir al error de desviación. Mediante la comparación de diferentes escenarios de prueba y las características de las plantas, podremos determinar qué tipos de plantas son más propensas a errores y cuáles pueden proporcionar mediciones morfológicas más confiables.

Este enfoque nos permitirá no solo mejorar los algoritmos de cálculo, sino también establecer limitaciones y correcciones necesarias para obtener mediciones más precisas en la reconstrucción 3D de las plantas y los pasos a seguir para mejorar la confiabilidad del algoritmo.

3.6.1. Conteo de número de hojas

El cálculo del número de hojas de una planta de arroz de forma manual se realiza contando y registrando el número de hojas visibles en la planta. Para ellos se siguen los siguientes pasos:

- Se selecciona una planta de arroz para el conteo.
- Se comienza a contar las hojas desde la base de la planta hacia la parte superior.
- Se registra el número de hojas contadas hasta llegar a la última hoja visible en la planta.

Es importante tener en cuenta que la precisión y consistencia en el conteo manual puede variar dependiendo de la habilidad y experiencia del observador. Además, factores como el estado de desarrollo de la planta ya que a mayor desarrollo de la planta, el conteo puede llegar a ser mas complejo debido al desarrollo de macollos y densidad de hojas.

3.6.2. Medición de longitud de hojas

Para obtener los datos de referencia para altura, se realizó una medición manual de las hojas, por lo general las hojas se encuentran enrolladas sobre su vaina, por lo que para tener una mejor precisión es necesario sacar la hoja de la planta con cuidado de no cortar por encima de la separación de la hoja y el tallo, posteriormente se debe extender la hoja en una superficie plana y extendida buscando que la hoja quede en una posición natural como se observa en la Figura 3.36

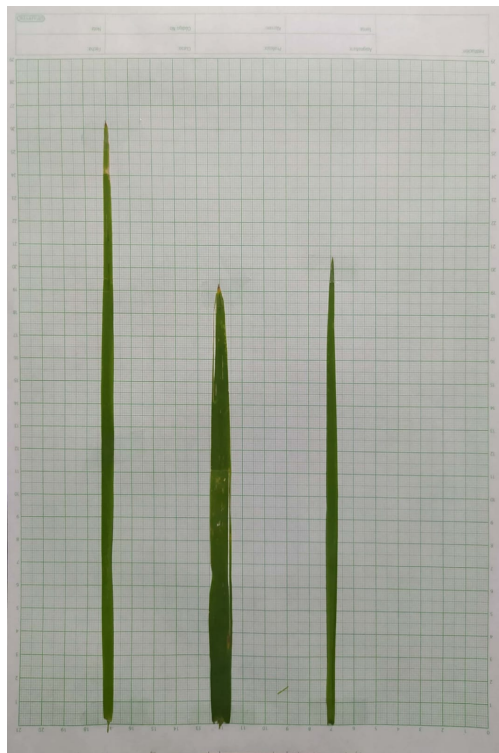


Figura 3.36: Hojas distribuidas en papel milimétrico.

La longitud se puede medir usando una regla o cinta métrica, en este caso se uso papel milimétrico para obtener los valores usando las marcaciones que tiene la hoja.

3.6.3. Medición de ángulo axial

Para la medida del ángulo axial se usó un transportador, este se colocó sobre la hoja de manera que su base esté alineada con el eje central de la hoja y uno de los lados del transportador siga el borde de la hoja, de esta manera se puede obtener el ángulo axial de la hoja, el transportador usando tiene un rango de 0° a 360° y una exactitud de 0.1 grados.

3.7. Resultados y Análisis.

Para analizar la efectividad de los diferentes algoritmos usados para la obtención de características morfológicas de la plata se plantearon tres escenarios de pruebas, que permitieron evaluar la efectividad de los diferentes algoritmos y la integración de estos:

- **Escenario 1 - Clasificación con etiquetas conocidas:** En este escenario la nube de puntos no pasa por el bloque de segmentación ya que se usaron datos etiquetados de manera manual para el cálculo de las variables morfológicas.
- **Escenario 2 - Plantas de entrenamiento:** Las nubes de puntos usadas en este escenario hicieron parte del dataset de entrenamiento o validación del modelo de segmentación.
- **Escenario 3 - Plantas nuevas:** Los datos de entrada son un archivo pdc de una planta que no se usó en el entrenamiento o validación del modelo de segmentación.

Para las pruebas y entrenamiento del modelo, se utilizaron un total de 50 nubes de puntos correspondientes a diferentes plantas. Estas plantas variaban en su cantidad de hojas, oscilando entre 1 y 7 como se observa en la Figura A.4. Algunas de las nubes de puntos se obtuvieron directamente mediante la reconstrucción de imágenes capturadas con la cámara plenóptica, mientras que otras se generaron usando estas nubes de puntos como referencia. En este proceso, se variaron el número de hojas, el tamaño de diferentes partes de la planta, así como los ángulos y posiciones de las hojas.

Para el cálculo del número de hojas en el primer escenario, se emplearon 30 plantas para evaluar el cálculo del número de hojas. En el segundo y tercer escenario, se utilizaron 13 plantas en cada uno. En todos los escenarios, se incluyó al menos una planta con un número de hojas entre 1 y 7. En cuanto al cálculo de la longitud de las hojas y el ángulo axial, no se utilizaron todas las plantas debido a que no todas las nubes de puntos se originaron a partir de la cámara plenóptica por lo que no se tenían medidas reales para hacer la comparación. Por lo tanto, se seleccionaron 6 plantas en cada escenario para realizar estas mediciones. No obstante, el número de mediciones no fue el mismo para cada escenario, ya que las plantas tenían diferentes cantidades de hojas. En total, se obtuvieron 15 mediciones para el escenario uno, 17 para el escenario dos y 13 para el escenario tres.

absoluto de 0,6 hojas y una desviación estándar de 0,76.

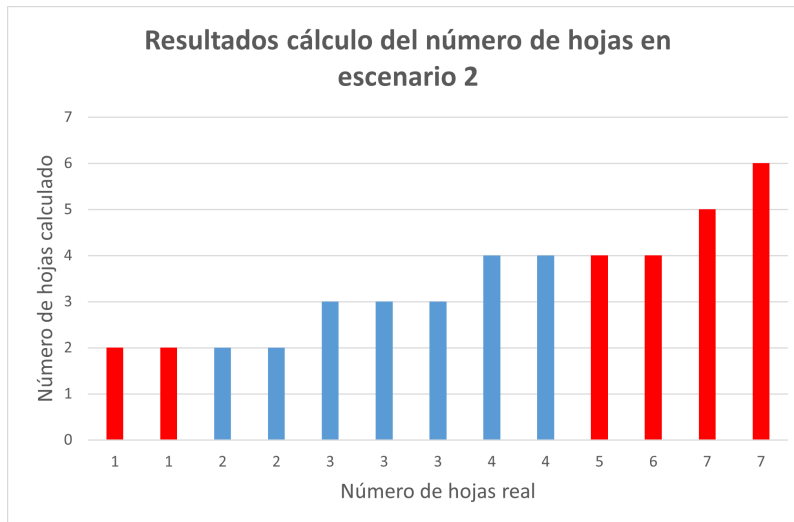


Figura 3.38: Resultados de cálculo de número de hojas en el Escenario 2.

Escenario 3 - Plantas nuevas En el tercer escenario de prueba, se utilizaron un total de 13 muestras y se obtuvo un porcentaje de acierto del 50%. Como se puede apreciar en la Figura 3.39, los resultados obtenidos son similares a los del escenario 2. Se logra una clasificación perfecta para las plantas con 2 y 3 hojas, pero se observan peores resultados para las plantas con un mayor número de hojas, incluyendo las plantas con 4 hojas que en el escenario 2 tuvieron una buena clasificación. Sin embargo, se destaca que se logró una correcta estimación del número de hojas para la planta con 7 hojas, con un promedio de error absoluto de 0,5 hojas y una desviación estándar de 0,52.

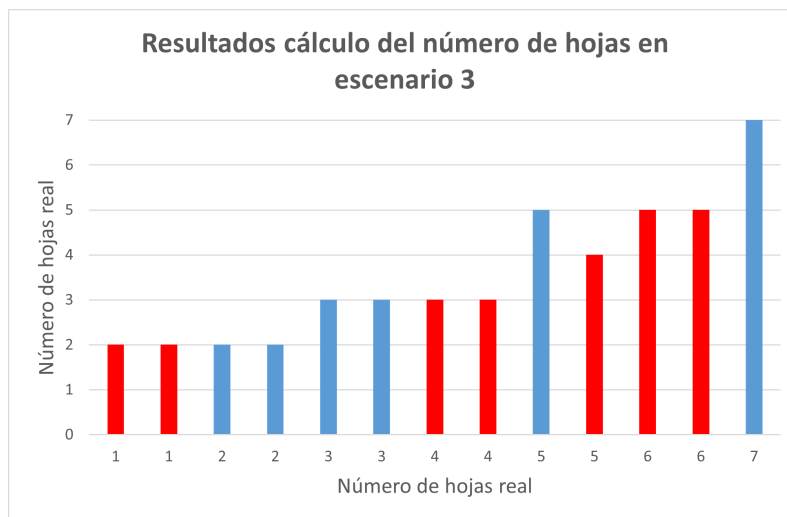


Figura 3.39: Resultados de cálculo de número de hojas en el Escenario 3.

3.7.2. Cálculo de ángulo axial

Para calcular los ángulos, se decidió utilizar la opción de calcular el ángulo de secciones seleccionadas según la hoja a la que pertenecen, ya que este es el ángulo que se pudo obtener en la medición manual sobre las plantas. Los resultados generales se observan en el Anexo D

En la Figura 3.40 se muestra el diagrama de caja que representa los resultados de los tres escenarios. Se puede observar que los mejores resultados se obtuvieron en el escenario uno, que representa la clasificación ideal. En este caso, el promedio del error es cercano a cero y los valores no están tan dispersos. Esto indica que se puede esperar un error de entre -1.3 y 0.8 grados en las mediciones.

En el segundo escenario, también se obtiene un promedio cercano a cero. Sin embargo, el error esperado aumenta ligeramente, con un rango de entre -1.5 y 1.15 grados.

En el tercer escenario, el promedio del error aumenta aún más, llegando a 1 grado. El rango de error se encuentra entre -0.5 y 2.3 grados, y se observa un mayor número de errores atípicos, con valores que llegan hasta 4 grados.

En general, se considera que los resultados del algoritmo de cálculo de ángulos axiales son buenos, especialmente en el escenario uno, que representa una clasificación ideal de la nube de puntos. Sin embargo, en los otros escenarios se observa un incremento en el error promedio y un mayor rango de errores atípicos ocasionados principalmente por errores en la clasificación de algunos puntos de la hoja cercanos al tallo.

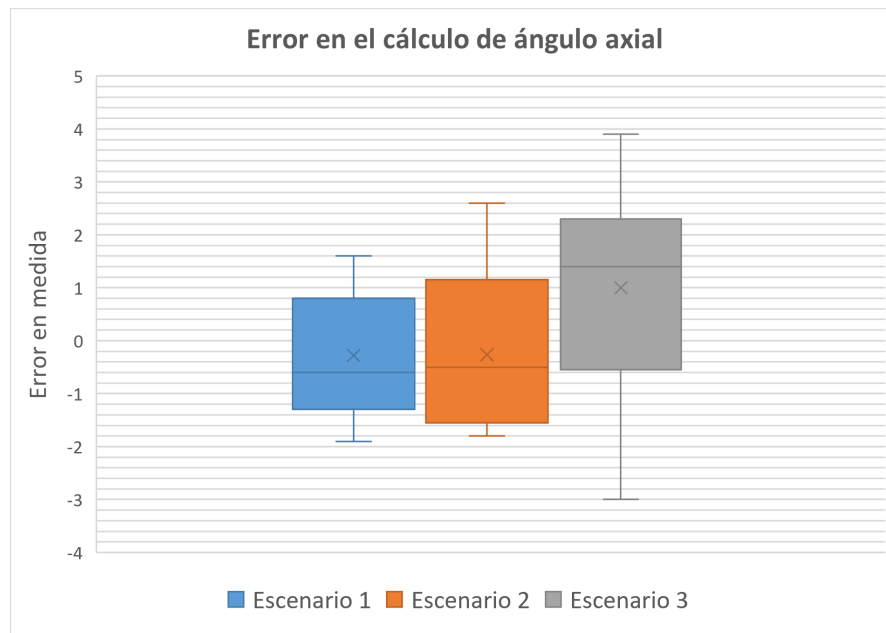


Figura 3.40: Diagrama de caja del error absoluto del cálculo del ángulo axial en los tres escenarios.

3.7.3. Cálculo de longitud de las hojas

En el cálculo de la longitud de las hojas se observa en el Anexo E. Al ver los resultados se observan resultados similares a los obtenidos en el cálculo del ángulo axial como se muestra en la Figura E.3. Nuevamente, el escenario uno muestra los mejores resultados. Aunque tanto el escenario uno como el escenario dos tienen un promedio de error cercano a -0.4 centímetros, el error esperado para el primer escenario se encuentra entre -0.6 y -0.1 centímetros, mientras que para el segundo escenario se sitúa entre -0.7 y 0.2 centímetros. Por otro lado, en el cálculo de la longitud de las hojas, el escenario tres presenta los peores resultados, con un promedio de error de -0.65 centímetros y un rango de error esperado entre -1 y -0.3 centímetros.

Es importante destacar que los resultados son aceptables en los tres escenarios, aunque en su mayoría los valores calculados se encuentran por debajo de los valores reales. Esto puede deberse a la metodología utilizada en el cálculo de la longitud de las hojas, donde se realiza un muestreo y se selecciona el camino más corto, lo cual puede implicar saltos entre nodos que no sigan exactamente el contorno de la hoja.

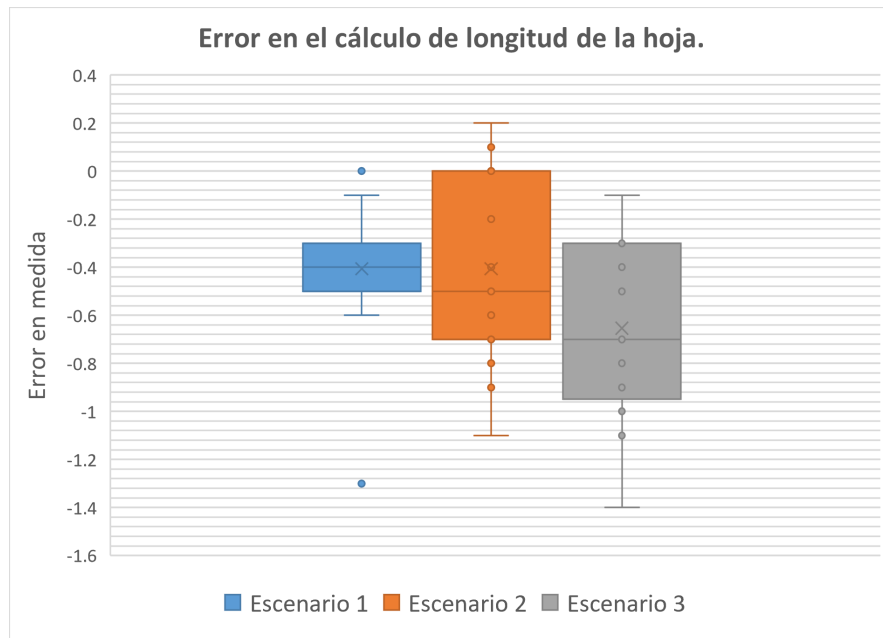


Figura 3.41: Diagrama de caja del error absoluto del cálculo de la longitud de las hojas en los tres escenarios.

Conclusiones Generales

Con el fin de desarrollar e implementar un sistema para la captura y análisis de imágenes de campo de luz e infrarrojas con el objetivo de obtener información morfológica y térmica de la planta de arroz, se desarrollaron diferentes actividades para los dos casos. Respecto a la caracterización de la respuesta térmica a las plantas de arroz, fue posible desarrollar un protocolo de captura de imágenes térmicas, y posterior al análisis realizado se pudo determinar una respuesta de las variedades según lo esperado, donde la variedad N22 mostró una menor diferencia de temperatura respecto a la temperatura del invernadero, frente a la variedad Fed 50, que presentaba mayores aumentos en la temperatura, adicionalmente en medio del experimento se encontró que la panícula presentaba diferencias de temperatura dependiendo de la distancia a la base de la panícula, esta diferencia se hizo más notoria en la variedad Fed 50, por lo que durante el análisis se seccionó la panícula en tres partes para este experimento y para los experimentos futuros que se llevaran a cabo, por lo que de este punto se puede concluir que:

- Es necesario obtener la temperatura de la panícula en diferentes secciones, ya que la temperatura de la panícula no es uniforme y esta información puede permitir un mejor análisis de correlación entre la temperatura de las plantas y la productividad de estas.
- Los resultados obtenidos y el desarrollo del experimento sirven como base para definir la metodología de captura que se debe emplear para próximos experimentos, permitiendo aprovechar las buenas prácticas identificadas y crear estrategias para mitigar las dificultades encontradas.
- Es necesario que en siguientes experimentos se tomen variables que no sean tan contrastantes para poder validar el comportamiento de variedades cuya tolerancia a las altas temperaturas no es tan marcada.

En relación con la extracción de variables morfológicas se creó un protocolo de calibración y captura de la cámara plenóptica para obtener las imágenes 3D que serán el insumo para el cálculo de las variables, posterior a esto se pudo realizar un procesamiento de la información por medio de un algoritmo de segmentación basado en PointNet que clasifico los puntos dependiendo del órgano de la planta al que pertenecen lo que fue un insumo de los algoritmos que calculaban el valor para cada variable, si bien los algoritmos lograron su objetivo mostraron limitaciones bajo ciertas circunstancias, como un número de hojas grande o densidad de estas, aun así de los resultados obtenidos se puede concluir que:

- Para la creación de un modelo 3D de una planta con el suficiente detalle para obtener datos confiables es necesario realizar una buena calibración de la cámara.

- Las medidas obtenidas por medio de un modelo 3D, resultan ser más precisos que los realizados usando imágenes 2D, ya que las curvaturas y dobleces de la planta no pueden ser detectados en este último caso.
- Las variables medidas en este proyecto permiten conocer el estado de salud y condiciones de la planta, por lo que refinar este método permitiría evaluar la evolución de una o varias plantas sin afectar su crecimiento, obteniendo mejores resultados en el análisis de la evolución de una planta bajo ciertas condiciones.

4.1. Dificultades y limitaciones

Durante el transcurso del proyecto, se encontraron una serie de desafíos y dificultades significativas en los diferentes casos de estudio. Uno de los principales obstáculos que enfrentamos estuvo relacionado con la naturaleza de los cultivos de arroz experimentales, que presentaron dificultades tanto en términos de movimiento como de visibilidad debido a que la captura de información se realizó en horas de la noche y la zona no se encuentra iluminada. La captura de imágenes térmicas de las panículas de arroz se vio afectada por la falta de espacio para maniobrar dentro de los cultivos y la limitada visibilidad debido a la densidad de las plantas. Estas condiciones complicaron el posicionamiento adecuado de la cámara térmica lo que hizo que cada toma tuviera una duración mayor a la esperada.

Además, la inexperiencia en el desplazamiento por medio de los cultivos inundados agregó un nivel adicional de dificultad. La necesidad de moverse cuidadosamente para evitar dañar las plantas y mantener el equilibrio en terrenos resbaladizos hicieron que el recorrido tuviera una duración mayor a lo que se había planeado inicialmente. Este factor, nos llevó a limitar el número de variedades de arroz que pudimos incluir en este experimento, esta decisión también se tomó por las limitaciones de batería que teníamos, ya que la duración de una de las baterías de la cámara alcanzaba para la mitad del recorrido y solo se contaba con dos baterías, por otra parte la frecuencia de captura se debió a dos temas importantes, en primer lugar el tiempo de carga de las baterías es cercano a una hora para quedar al 100 % mas un tiempo recomendado de reposo de las mismas, esto combinado con el desgaste físico asociado con cada recorrido llevo a definir un tiempo de dos horas entre el inicio de cada recorrido.

A pesar de las limitaciones, logramos obtener un conjunto de datos valiosos que permitieron analizar la respuesta térmica de las variedades de arroz seleccionadas. Aprendimos importantes lecciones sobre la logística y las consideraciones prácticas al trabajar en este entorno experimental, y lo que nos permitió sentar bases y recomendaciones para los próximos experimentos que se realizaran. Por otra parte, durante el desarrollo del proyecto de caracterización morfológica, la mayor dificultad radicó en la obtención de datos debido a la imposibilidad de germinar plantas de arroz en el entorno experimental. Como alternativa, fue necesario recurrir a la traer plantas desde CIAT que se usaron para obtener algunos datos, pero desafortunadamente, estas plantas no lograron sobrevivir

por mucho tiempo. Como alternativa se planteó el uso de plantas de plástico como sustituto de las plantas reales. Estas réplicas de plantas nos permitieron realizar mediciones y observaciones visuales, aunque no reflejaban exactamente las características y el comportamiento de las plantas vivas permitieron crear una base de datos significativa para el entrenamiento del algoritmo.

Además, para complementar la falta de plantas reales, se llevó a cabo la creación de modelos digitales de las plantas de arroz. Utilizamos las imágenes que habíamos logrado capturar previamente como referencia para generar modelos virtuales de las plantas de arroz con diferente número de hojas.

4.2. Trabajos Futuros

Una vez completado el análisis de los resultados y las conclusiones derivadas de nuestro estudio, es fundamental establecer los próximos pasos a seguir. En relación con el análisis del estrés térmico nocturno en las plantas de arroz, se llevará a cabo un segundo experimento en el CIAT. En esta ocasión, se decidió incluir variedades intermedias adicionales para obtener una visión más completa de la respuesta de las panículas a las altas temperaturas nocturnas. Además, se tomaron medidas para mitigar las dificultades que encontramos en el experimento anterior. En esta ocasión, contaremos con personal más capacitado y experimentado en el desplazamiento dentro de los cultivos de arroz. Su experiencia permitirá una mayor eficiencia en lo relacionado al desplazamiento en los cultivos inundados. Con este segundo experimento, buscamos obtener datos más completos y representativos sobre la respuesta de las panículas de arroz al estrés térmico nocturno pudiendo profundizar en el entendimiento de la respuesta de las diferentes variedades de arroz ante estas condiciones y el impacto sobre la fertilidad en las plantas.

Por otro lado, en cuanto a la extracción de variables morfológicas, es crucial comenzar ampliando el conjunto de datos utilizado. Para lograr esto, es importante recopilar y agregar más muestras de plantas a nuestro dataset. Esto nos permitirá obtener una representación más completa de la variabilidad morfológica en diferentes plantas de arroz y mejorar la robustez de nuestros análisis. Además, es necesario evaluar alternativas al método utilizado para el cálculo del número de hojas, como por ejemplo, se podría plantear el método del cálculo del número de hojas usando regresión con base en las características de PointNet que se obtienen durante el entrenamiento. Aunque el enfoque basado en el cálculo de clusters óptimos ha sido útil, se identificaron ciertas limitaciones en su aplicación como por ejemplo que el número mínimo de hojas que se detectan es dos. Por otra parte, es importante automatizar algunos puntos en el código, como la selección de puntos de origen y destino en el cálculo de la longitud de las hojas, lo que permitiría disminuir de gran manera el tiempo de ejecución de la extracción de datos morfológicos de cada planta. Al ampliar nuestro dataset y optimizar el código actual automatizando procesos que actualmente son manuales, se podría mejorar la precisión y confiabilidad de las variables morfológicas obtenidas a través de este método. Además, podrían considerarse otras variables que puedan influir en la precisión del cálculo de la longitud de las hojas y el ángulo axial, tales como la forma y el grado de curvatura de las hojas, para obtener mediciones más precisas. Esto nos dará una base más sólida para el análisis

y la comprensión de la morfología de las plantas de arroz, lo que nos permitirá obtener información más precisa sobre el desarrollo y estado de estas.

Por otra parte sería interesante optimizar los procesos de captura y calibración de la cámara, la mecanización de la plataforma es el camino a seguir en este aspecto, para conseguir una mayor exactitud en estos procesos y que se puedan realizar de una manera más rápida, facilitando la movilidad de la plataforma en el eje, dando mayor precisión a la calibración métrica y llevando a la idea de uso de bots o rutinas de computador para automatizar el proceso.

Bibliografía

- [1] Tino Dornbusch, Olivier Michaud, Ioannis Xenarios, and Christian Fankhauser. Differentially phased leaf growth and movements in arabidopsis depend on coordinated circadian and light regulation. *The Plant Cell*, 26:3911–3921, 11 2014.
- [2] Robert Schima, Hannes Mollenhauer, Görres Grenzdörffer, Ines Merbach, Angela Lausch, Peter Dietrich, and Jan Bumberger. Imagine all the plants: Evaluation of a light-field camera for on-site crop growth monitoring. *Remote Sensing 2016, Vol. 8, Page 823*, 8:823, 10 2016.
- [3] Liang Gong, Xiaofeng Du, Kai Zhu, Ke Lin, Qiaojun Lou, Zheng Yuan, Guoqiang Huang, and Chengliang Liu. Panicle-3d: Efficient phenotyping tool for precise semantic segmentation of rice panicle point cloud. *Plant Phenomics*, 2021, 2021.
- [4] Daniel TC Cox, Ilya MD Maclean, Alexandra S Gardner, and Kevin J Gaston. Global variation in diurnal asymmetry in temperature, cloud cover, specific humidity and precipitation and its association with leaf area index. *Global Change Biology*, 26(12):7099–7111, 2020.
- [5] Camilo Barrios-Perez, Kensuke Okada, Gabriel Garcés Varón, Julian Ramirez-Villegas, Maria Camila Rebolledo, and Steven D Prager. How does el niño southern oscillation affect rice-producing environments in central colombia? *Agricultural and Forest Meteorology*, 306:108443, 2021.
- [6] Jiemeng Xu, Claudia Lowe, Sergio G Hernandez-Leon, Susanne Dreisigacker, Matthew P Reynolds, Elisa M Valenzuela-Soto, Matthew J Paul, and Sigrid Heuer. The effects of brief heat during early booting on reproductive, developmental, and chlorophyll physiological performance in common wheat (*triticum aestivum* l.). *Frontiers in Plant Science*, 13, 2022.
- [7] Robert T. Furbank and Mark Tester. Phenomics – technologies to relieve the phenotyping bottleneck. *Trends in Plant Science*, 16:635–644, 12 2011.
- [8] Tino Dornbusch, Olivier Michaud, Ioannis Xenarios, and Christian Fankhauser. Differentially phased leaf growth and movements in arabidopsis depend on coordinated circadian and light regulation. *The Plant Cell*, 26:3911–3921, 11 2014.
- [9] Monica Beatriz López-Hernández, Cándido López-Castañeda, Josué Kohashi-Shibata Kohashi-Shibata, Salvador Miranda-Colín, Edwin Javier Barrios-Gómez, and Carlos Gustavo Martínez-Rueda. Tolerancia a sequía y calor en arroz (*oryza sativa*). *Ecosistemas y recursos agropecuarios*, 5:373–385, 9 2018.
- [10] Miguel Buelvas Jiménez. Importancia de los factores climáticos en el cultivo de arroz: Importance of climate factors in rice crop. *Ciencia y Tecnología Agropecuaria*, 6(1):28–34, 2021.

- [11] Luis Armando Castilla Lozano and Yeimy Carolina Tirado Ospina. Fundamentos técnicos para la nutrición del cultivo de arroz, 2019.
- [12] Iria López Amenedo. Alteraciones en la fisiología celular de *Glomeromyces reinhardtii* expuesta a estrés por calor. 2014.
- [13] Siva K Balasundram and Carlos Arenas París. Enfoques no invasivos para la evaluación y el monitoreo de enfermedades vegetales. *Revista Palmas*, 40(Especial T):204–219, 2019.
- [14] Leonardo Gregori, H Pirchi, Gustavo Arguissain, A Iglesias, María Crepy, E Caluva, and María Pachecoy. Efecto del estrés térmico por altas temperaturas durante floración e inicio de llenado de granos en diferentes genotipos de arroz (*Oryza sativa* L.). XXIX:37–46, 04 2022.
- [15] José Patricio Vargas. El arroz y su medio ambiente in: Degiovanni Beltramo, Víctor M.; Martínez Racines, César P.; Motta O., Francisco (eds.). Producción eco-eficiente del arroz en América Latina. Centro Internacional de Agricultura Tropical (CIAT), Cali, CO. p. 83-99. (publicación CIAT no. 365), 2010.
- [16] López-Castañeda C. Kohashi-Shibata J. K.-S. Miranda-Colín S. Barrios-Gómez E. J. Martínez-Rueda C. G. López-Hernández, M. B. Tolerancia a sequía y calor en arroz (*Oryza sativa*). 9 2018.
- [17] Moisés Rodrigo Durán G., Lina Ramos Fernández, Lisette Altamirano Gutiérrez, and José Arapa Quispe. Imagen y sensores de termopares para estimar el índice de estrés hídrico del cultivo de arroz bajo riego por goteo. *Idesia (Arica)*, 39:109 – 118, 00 2021.
- [18] Federico Apelt, David Breuer, Zoran Nikoloski, Mark Stitt, and Friedrich Kragler. Phytotyping4d: a light-field imaging system for non-invasive and accurate monitoring of spatio-temporal plant growth. *The Plant Journal*, 82:693–706, 5 2015.
- [19] FAO. Como alimentar al mundo 2050. *Foro de Expertos de alto nivel*, 10 2009.
- [20] OMICAS. Optimización multiescala insilico (infraestructura y validación en arroz y caña de azúcar. *Colombia Científica*, 2018.
- [21] E. Vallejo Cabrera, F y Estrada Salazar. Mejoramiento genético de plantas. *Universidad Nacional de Colombia*, 2002.
- [22] Tomonari Watanabe, Jim S. Hanan, Peter M. Room, Toshihiro Hasegawa, Hiroshi Nakagawa, and Wataru Takahashi. Rice morphogenesis and plant architecture: measurement, specification and the reconstruction of structural development by 3d architectural modelling. *Annals of botany*, 95:1131–1143, 2005.
- [23] Federico Apelt, David Breuer, Zoran Nikoloski, Mark Stitt, and Friedrich Kragler. Phytotyping4d: a light-field imaging system for non-invasive and accurate monitoring of spatio-temporal plant growth. *The Plant Journal*, 82:693–706, 5 2015.

- [24] David Martínez Moreno and Jesús Torres García. Manual teórico: Fisiología vegetal. *BENEFICENCIA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE PUEBLA ESCUELA DE BIOLOGÍA*, 2013.
- [25] IPCC. Cambio climático 2014: Informe de síntesis. contribución de los grupos de trabajo i, ii y iii al quinto informe de evaluación del grupo intergubernamental de expertos sobre el cambio climático. 2014.
- [26] Toke M Tareq, M Sazzadur Rahman, Nurnabi A Jewel, Tasmia Islam, Hiroyuki Shimono, and Zeba I Seraj. Relative response of indigenous rice genotypes to low versus normal planting density for determination of differential phenotypic plasticity in traits related to grain yield. *Plant Tissue Culture and Biotechnology*, 28(1):109–124, 2018.
- [27] SV Krishna Jagadish, Peter Q Craufurd, and TR17431025 Wheeler. High temperature stress and spikelet fertility in rice (*oryza sativa* l.). *Journal of experimental botany*, 58(7):1627–1635, 2007.
- [28] Héctor Julio Soto Moncada. “manejo del nitrógeno en el cultivo de arroz, basado en la sostenibilidad”. B.S. thesis, Babahoyo: UTB, 2019, 2019.
- [29] Nixer Deinerk Rodríguez Ledesma, Cinthya Noelia Torres Sevillano, Mercedes Elizabeth Chaman Medina, and José Ernesto Manuel Hidalgo Rodríguez. Efecto del estrés salino en el crecimiento y contenido relativo del agua en las variedades ir-43 y amazonas de *oryza sativa*. “arroz”(poaceae). *Arnaldoa*, 26(3):931–942, 2019.
- [30] Info Agro. “el cultivo del arroz”. s.f.
- [31] Águeda González Rodríguez. Estudio de caracteres fenológicos, agronómicos, morfológicos y fisiológicos en relación con la tolerancia al estrés hídrico en cebada. *Universidad Complutense de Madrid*, 11:49, 2018.
- [32] Jaime Salinas, S Víctor, Ovando B Bernardo, and Acuña A Exequiel Díaz. Estándares de producción vegetativa de plantas de *calduviapaniculata*. 2011.
- [33] Rayrix. Manual de exportación de datos rayrix. 2011.
- [34] Andreas Pinnow. Rxlive user manual. 2015.
- [35] OpenGL. Cloudcompare version 2.6.1: User manual. 2011.
- [36] Charles R Qi, Hao Su, Kaichun Mo, and Leonidas J Guibas. Pointnet: Deep learning on point sets for 3d classification and segmentation. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 652–660, 2017.
- [37] María J. Cardona, Castrillón Omar D., and Héctor A. Tinoco. Determinación del Método Óptimo de Operaciones de Ensamble Bimanual con el Algoritmo de Dijkstra (o de Caminos Mínimos). *Información Tecnológica*, 28:125 – 134, 00 2017.

Figuras adicionales

A.1. Materiales: Análisis de la respuesta de las plantas de arroz a las altas temperaturas nocturnas



Figura A.1: Cámara FLIR T420.



Figura A.2: Termómetro Infrarrojo tipo pistola.

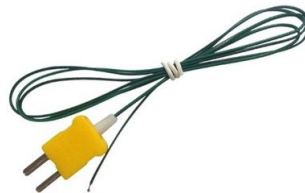


Figura A.3: Termocupla

A.2. Ejemplo de plantas con diferentes número de hojas.



Figura A.4: Ejemplo de plantas con diferentes número de hojas.

A.3. Gráficas de medidas de temperatura.

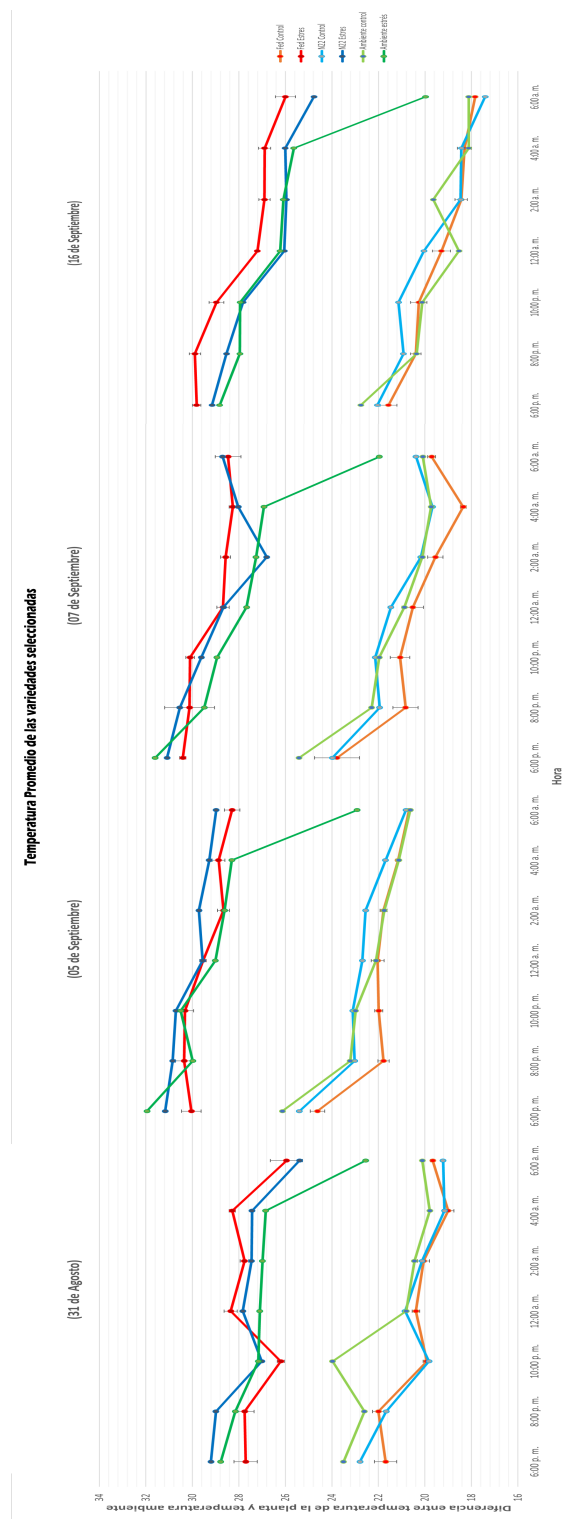


Figura A.5: Temperatura promedio de la panícula de las plantas de arroz por variedad.

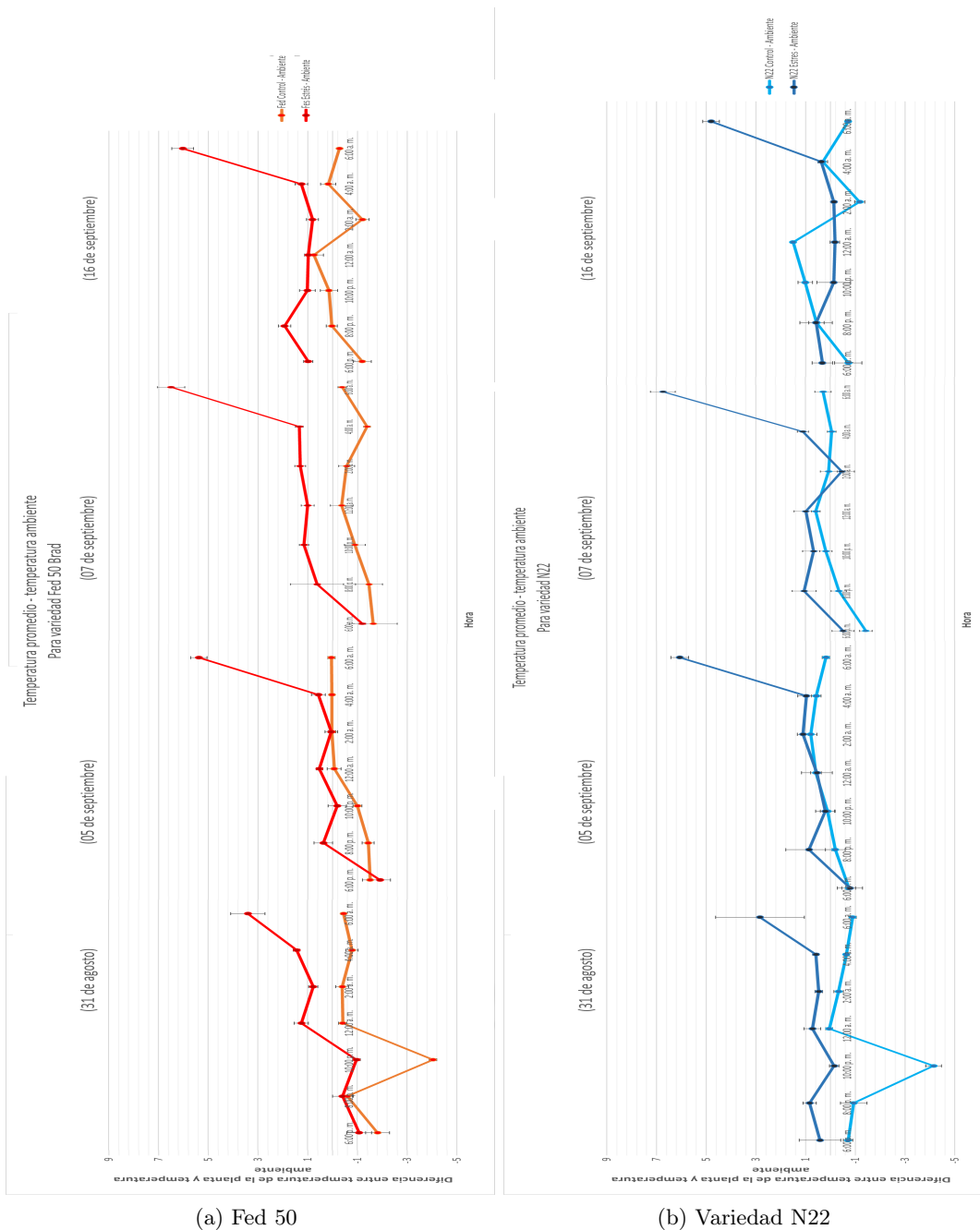


Figura A.6: Diferencia entre temperatura ambiente y temperatura promedio.

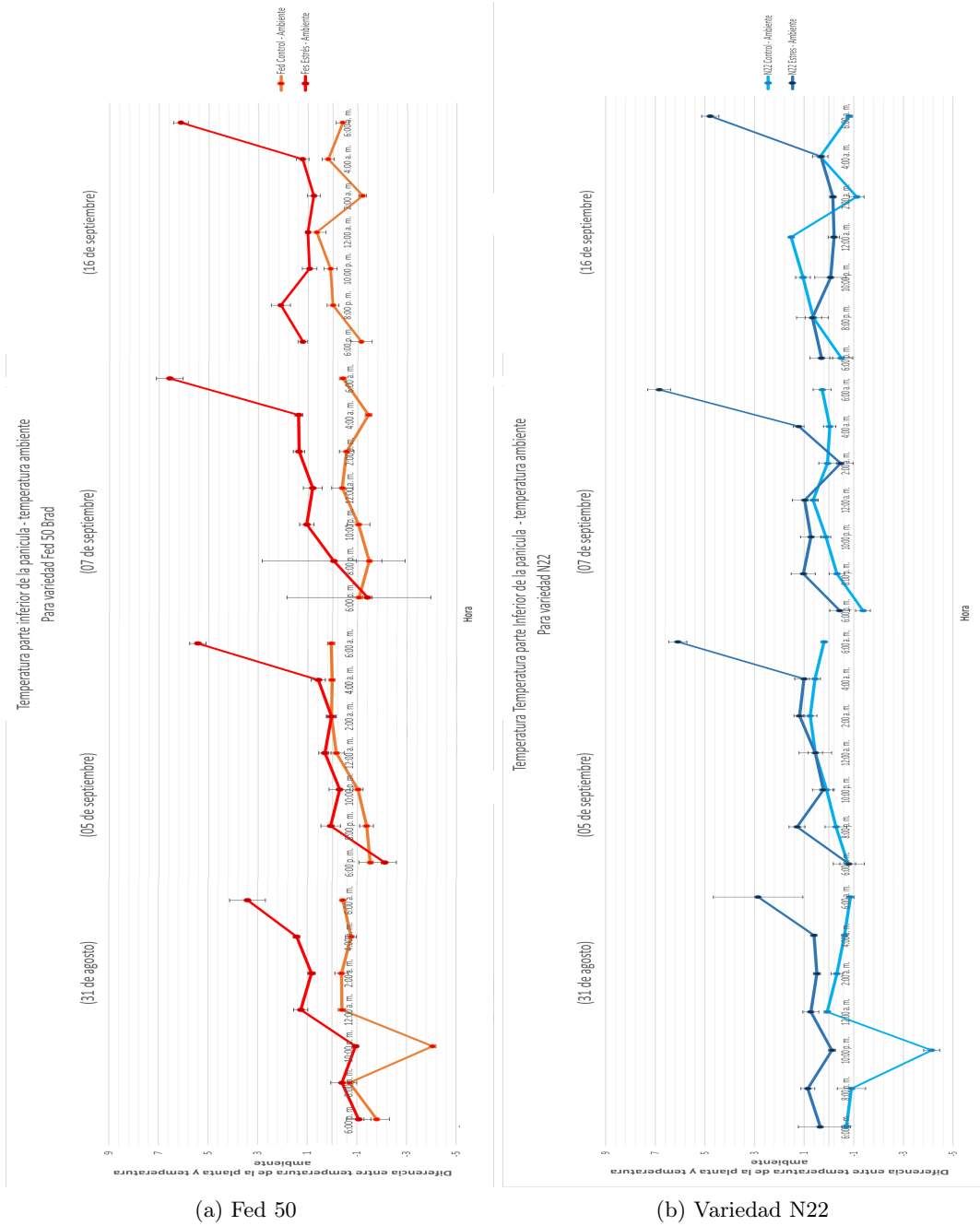


Figura A.7: Diferencia entre temperatura ambiente y temperatura promedio en de la sección inferior de la panícula.

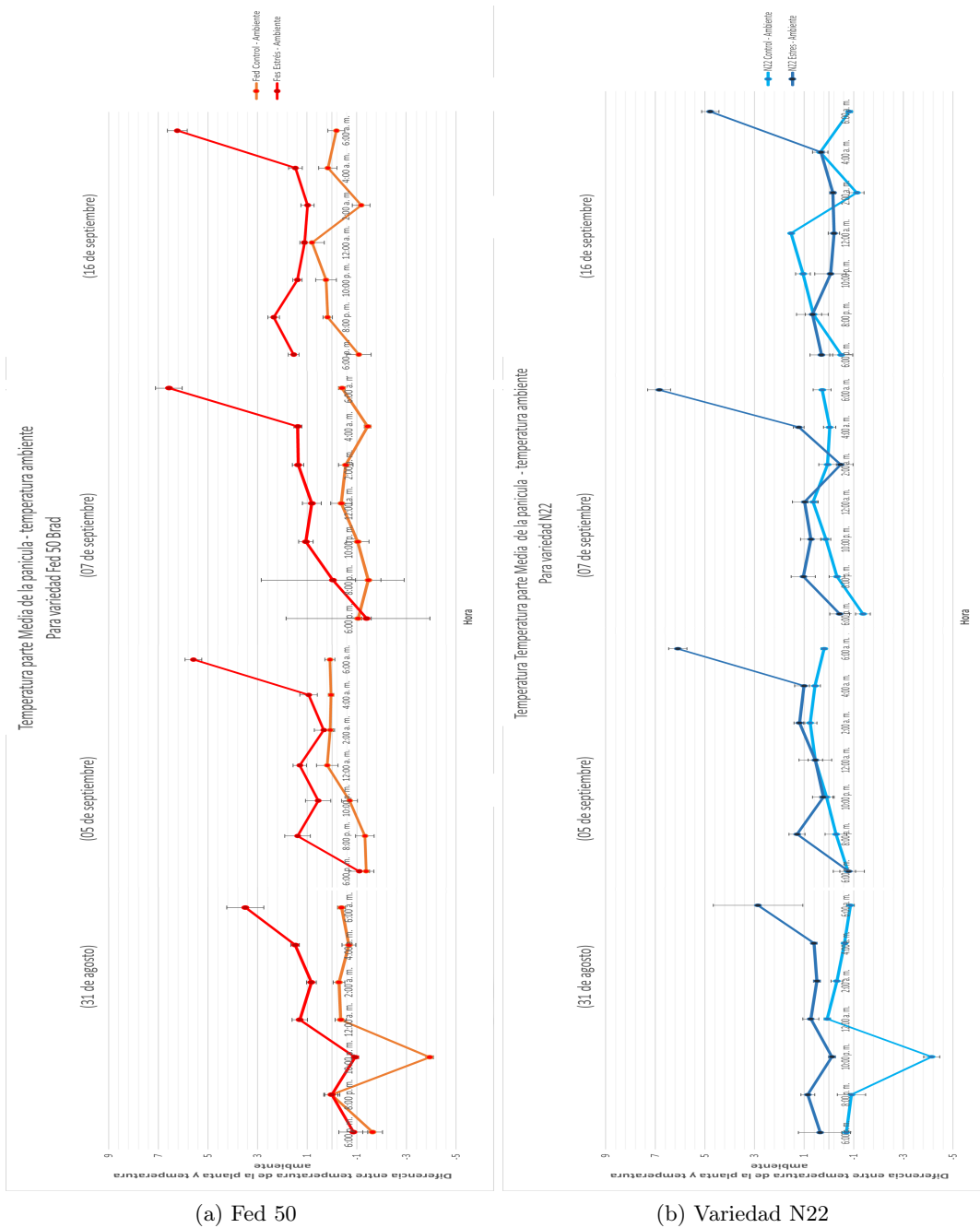


Figura A.8: Diferencia entre temperatura ambiente y temperatura promedio en de la sección central de la panícula.

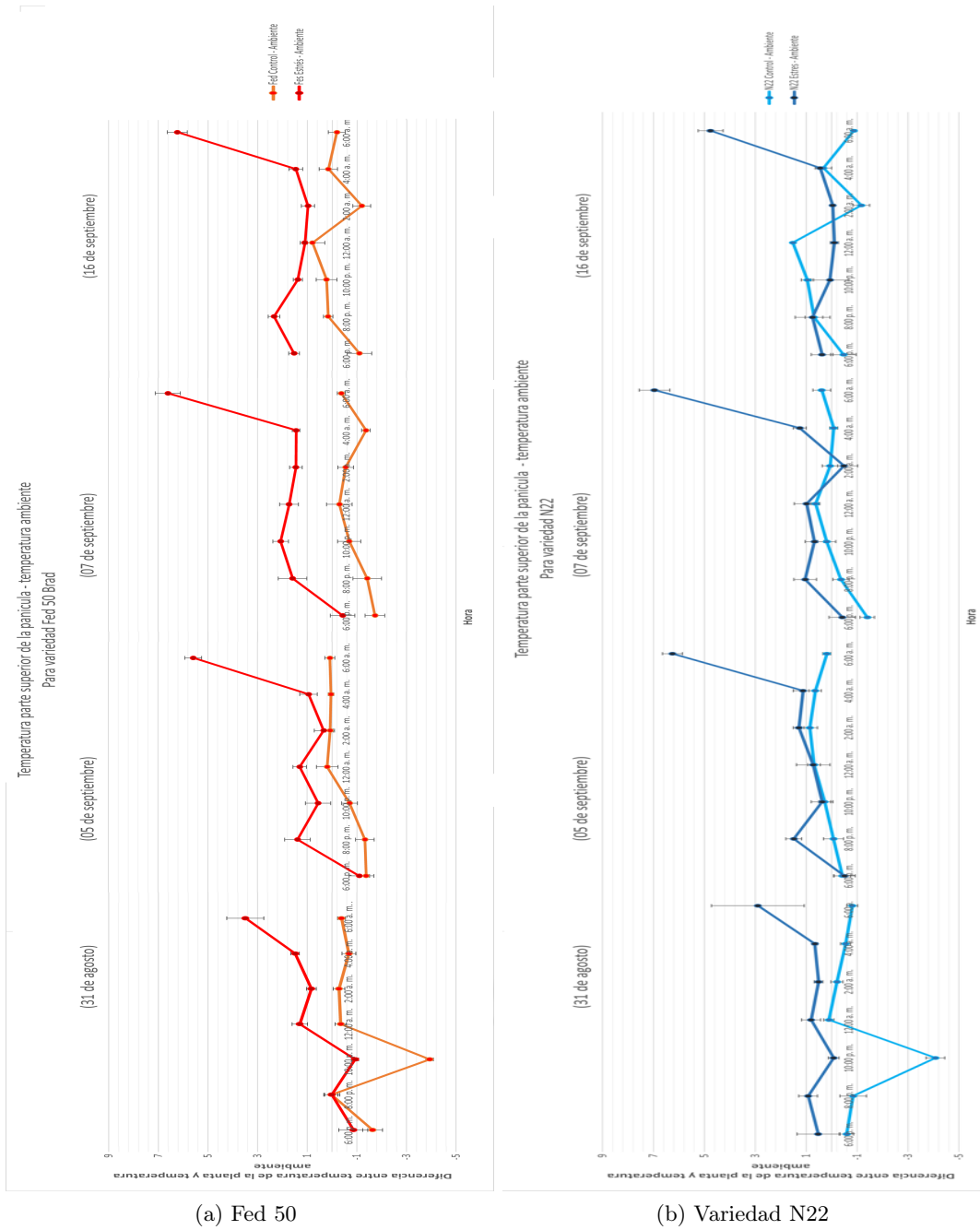


Figura A.9: Diferencia entre temperatura ambiente y temperatura promedio en de la sección superior de la panícula.

Protocolo de captura de imágenes térmicas

PROTOCOLO DE CAPTURA DE IMÁGENES TÉRMICAS

Objetivo

Captura de imágenes térmicas de las panículas seleccionadas para el experimento de estrés térmico en horas nocturnas.

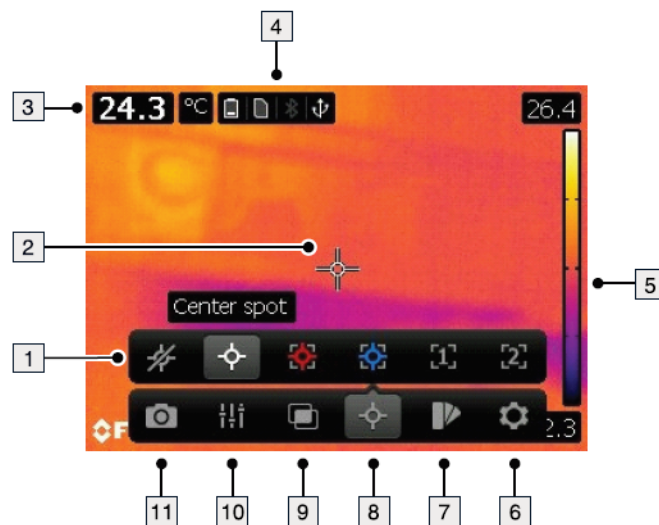
Materiales	Descripción
Cámara infrarroja	Cámara Térmica FLIR T420 que cuenta adicionalmente con cámara de luz visible con la que se puede acceder a la funcionalidad de MSX que añade detalles de luz visible a las imágenes térmica, es importante poder contar con baterías adicionales.
Cinta reflectante	Cinta adherente reflectante para marcar los tallos seleccionados para la captura, es recomendable que sea cinta resistente al agua.
Lámpara	Lámpara de iluminación externa, tipo led para evitar que el calor de una lámpara normal afecte el experimento, preferiblemente una lámpara para cabeza, facilitando la movilidad.

PREPARACIONES PREVIAS

1. **Identificar panículas de interés:** Es importante identificar que sobre que variedades se va a trabajar teniendo en cuenta la información que se desea obtener del experimento.
2. **Marcaje de panículas:** Con el fin de facilitar la ubicación de las panículas en medio de la noche, se recomienda marcar con cinta reflectante los tallos de las variedades de interés.
3. **Selección de horarios:** Se debe seleccionar las horas a las que se hará la captura de información, es recomendable hacer una ronda de captura de información para validar aspectos como, tiempo del recorrido, duración de la batería de la cámara, tiempo promedio de captura de una foto.
4. **Definir ruta:** Es importante que se puedan relacionar las fotos con la parcela y panícula a la que corresponden, algunas cámaras tiene la opción de guardar las imágenes junto a una nota, pero esto puede atrasar la captura por lo que si se tiene un orden en la captura establecido será más fácil hacer la relación entre fotos y panículas.

EJECUCIÓN

1. **Activar modo MSX:** Se recomienda tener activo este modo para poder alinear la imagen térmica y la RGB, aunque no es obligatorio y podría usarse simplemente la visual térmica. La visual de la cámara se puede seleccionar por pantalla desde opción 9.

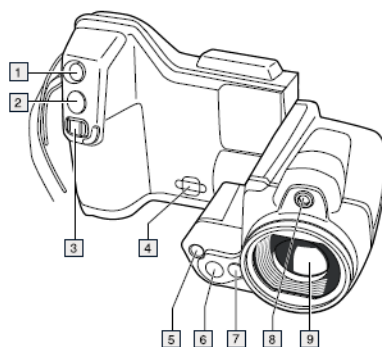


2. **Ubicación de la cámara:** Se recomienda ubicar la cámara a una distancia entre los 10 cm y los 100 cm de la panícula objetivo, la distancia óptima esta entre los 30 cm y 50 cm.

Nota: Durante la captura de la imagen es importante evitar el contacto directo con la planta, especialmente la panícula ya que el calor corporal deja un rastro en la planta que puede tardar en desaparecer y causa errores en las medidas.

3. **Enfoque de Cámara:** Una vez identificado el recorrido, al iniciar la captura de información es necesario hacer un enfoque en cada panícula, la Cámara Térmica FLIR T420 cuenta con dos opciones de enfoque.

EL enfoque automático que se da al presionar levemente el botón de captura (opción 2 en la Imagen) o el enfoque manual que se hace con el botón de enfoque (Opción 3 en la imagen) que puede moverse a la derecha o izquierda para enfocar la imagen (dependiendo si se encuentra mas lejos o cerca de la cámara)



6.3.2 Explicación

1. Botón de puntero láser. Púlselo para activar el puntero láser.
2. Botón de enfoque automático/guardar.
3. Botón de enfoque. Muévelo a la izquierda o a la derecha para enfocar la cámara.
4. Punto de sujeción de la correa para el cuello.
5. Luz de la cámara.
6. Cámara digital.
7. Botón de desbloqueo para lentes de infrarrojos adicionales.
8. Puntero láser.

4. **Captura:** La captura de la imagen se hace por medio del botón de autoenfoco (2), se debe tener presionado por un momento hasta que aparezca el mensaje que indica que se esta capturando la imagen.

Protocolo de calibración de cámara plenoptica

PROTOCOLO DE CALIBRACIÓN DE CÁMARA PLENOPTICA

Objetivo

Calibración de Cámara plenoptica previo a captura de imágenes 3D en ambiente controlado sobre plataforma horizontal.

Materiales	Descripción
Camara Plenoptica	Cámaras de campo de luz 3D con sensores 4D Plenoptic RGB con una velocidad de fotogramas de 7 FPS, resolución de 10 MP y una resolución de 41.3 megarayos de campo de luz, cuenta con una montura de lentes tipo C con un lente Junon HF1218 de 12 mm de distancia focal y una relación focal entre F1.8 - F22.
Tarjeta de calibración	Placa de forma cuadrada o rectangular que contiene círculos de color negro sobre una base blanca, los círculos son de igual tamaño y esta espaciados de manera uniforme y alineada en filas y columnas uniformes.
Estructura	Estructura a base de perfiles estructurales que permitan una correcta calibración y captura de las plantas, con el fin de lograr estabilidad y facilidad en las medidas necesarias para la calibración.
Software	El programa nombre permite la calibración y captura de imágenes usando la cámara plenóptica, esta permite que se selecciones diferentes formatos de archivos para exportar la captura 3D. Se incluye junto a la cámara con una USB que funciona como key para la licencia del software.

PREPARACIONES PREVIAS

1. **Montura de cámara:** Se debe seleccionar la posición de la cámara (horizontal o vertical) para hacer la captura, en el caso de este proyecto se hace de forma horizontal.
2. **Seleccionar Distancia de objeto:** Se debe seleccionar la distancia a la que estará el objeto, se puede apoyar en la preselección para que haya seguridad de que se hará una captura completa del objeto.

EJECUCIÓN

1. **Ajustes de foco y la apertura de la cámara:** Una vez seleccionada la distancia se debe hacer un ajuste del enfoque de la cámara, para este enfoque se puede usar como referencia el objeto o la tarjeta de calibración.
El ajuste de foco y apertura se debe hacer de manera manual.

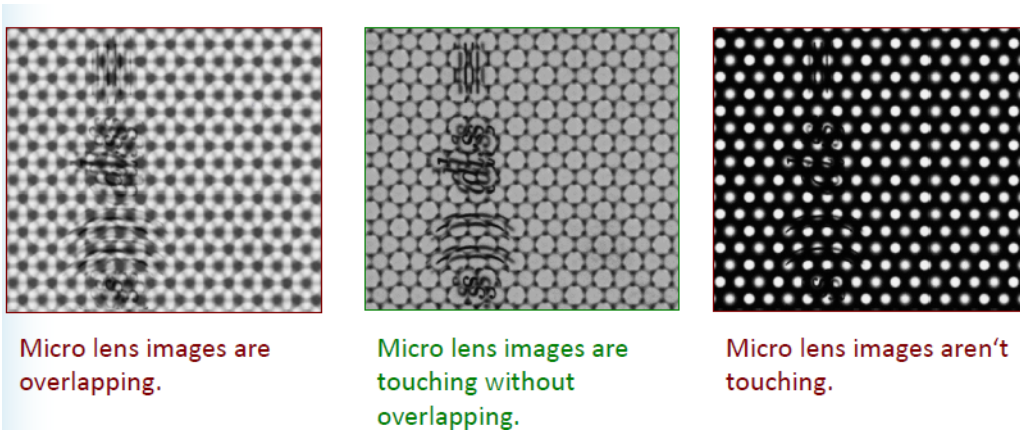


Nota: Una vez iniciado el proceso de calibración no se puede modificar el enfoque, ya que esto implicaría volver a iniciar la calibración desde cero.

2. **Parámetros de calibración.** Al iniciar el proceso de calibración es necesario ingresar los parámetros del lente, para este caso la cámara cuenta con un lente Junon HF1218 de **12 mm**.
3. **calibración de imagen gris** Para iniciar este paso es necesario poner el filtro de calibración en la lente.

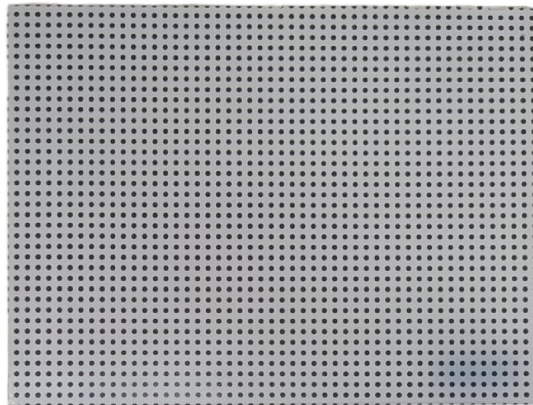


La finalidad de esta calibración es eliminar la estructura de los microlentes de la figura, evitando interferencias por lo que posterior a poner el filtro se debe ajustar la apertura focal hasta tener el resultado deseado.

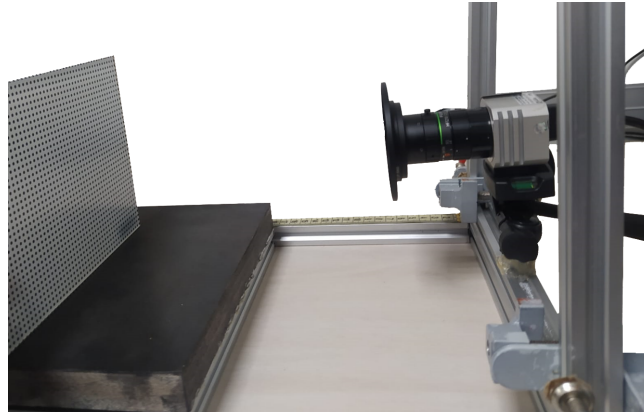


Nota: Una vez finalizado este paso no se podrá ajustar la apertura focal, ya que seria necesario repetir la calibración de la cámara a partir de este paso.

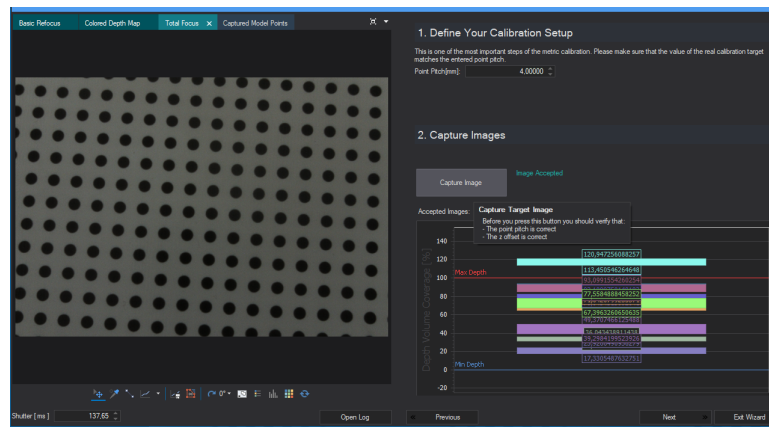
4. **Desmontaje de filtro:** Finalizado el paso anterior es necesario quitar el lente, para facilidad se pueden usar los botones de los laterales del filtro.
5. **Calibración métrica:** Para este punto es necesario contar con una tarjeta de calibración, debemos conocer la distancia entre los puntos ya que este es el parámetro de entrada de para poder iniciar la calibración métrica.



6. **Calibración de profundidad:** Se debe ubicar la tarjeta de calibración frente a la cámara con una inclinación, el software detectara los puntos y se mostrara la imagen, una vez esto pase se puede dar clic en capturar y como resultado se definirá la zona de cobertura de esa captura que va desde la parte mas cercana de la tarjeta hasta la mas lejana.



Se debe repetir este paso a diferentes distancias de la cámara hasta cubrir el rango deseado, entre mas cercana este la cuadrícula al punto de enfoque mejor resultado de profundidad tendrá la imagen.



- Guardado:** Al finalizar el proceso el sistema evaluara la calidad de la calibración de 0 a 5 estrellas y esta puede guardarse y cargarse cuando se vayan a hacer capturas en condiciones iguales (enfoco y apertura).

Resultados de calculo de ángulo axial

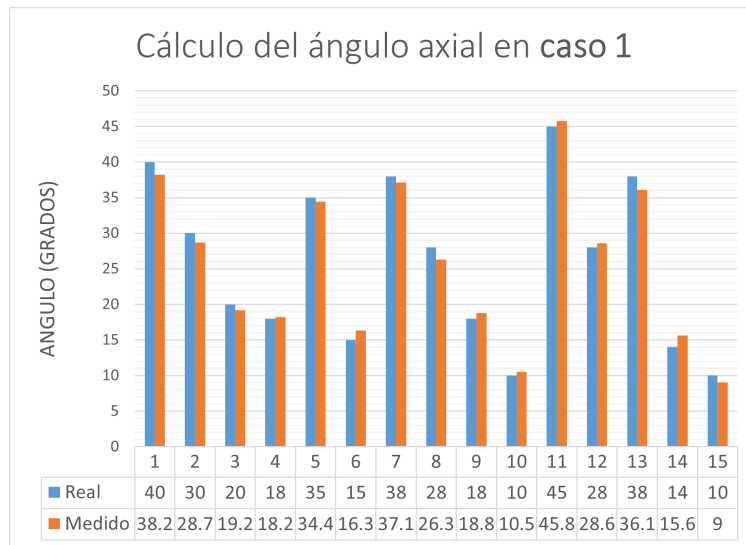


Figura D.1: Resultado de medidas de ángulo axial para el caso 1.

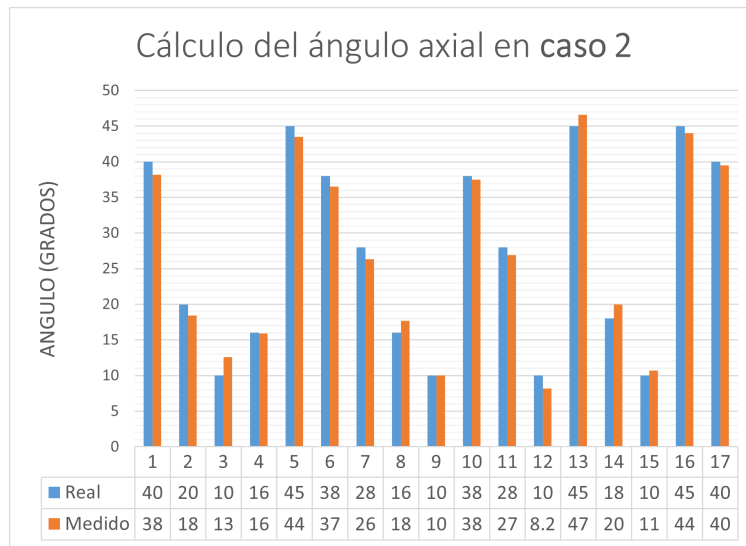


Figura D.2: Resultado de medidas de ángulo axial para el caso 2.

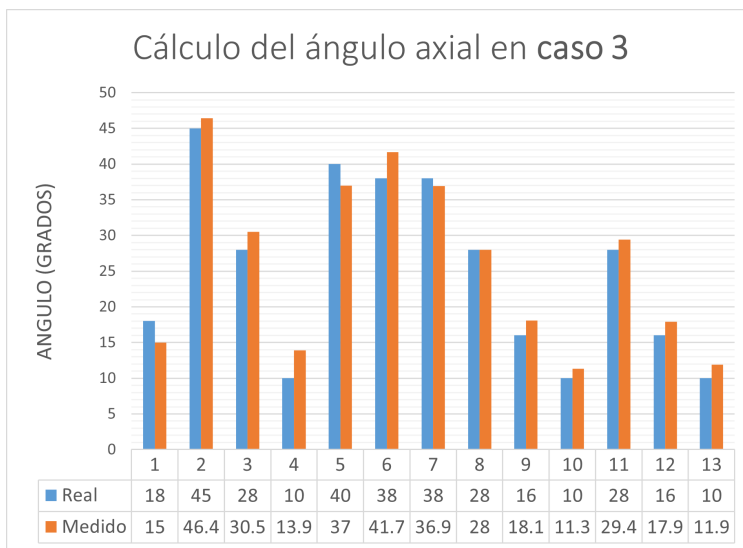


Figura D.3: Resultado de medidas de ángulo axial para el caso 3.

Resultados de medición de longitud de las hojas.

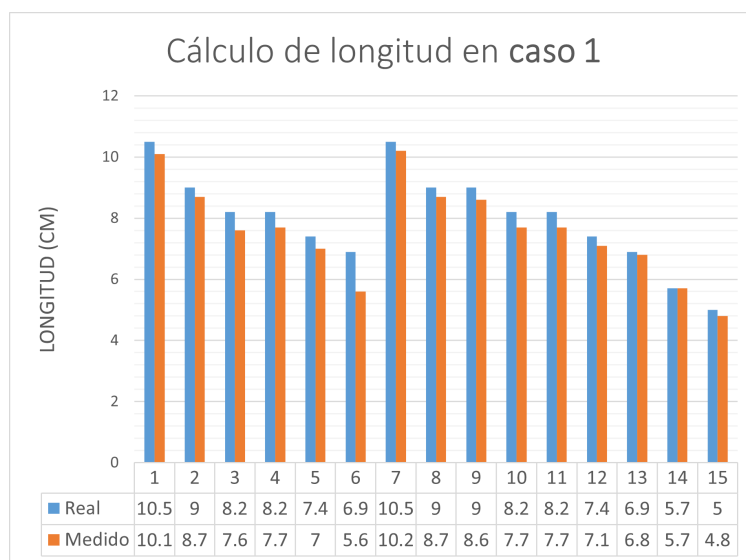


Figura E.1: Resultado de medidas de longitud de vaina de la hoja para el caso 1.

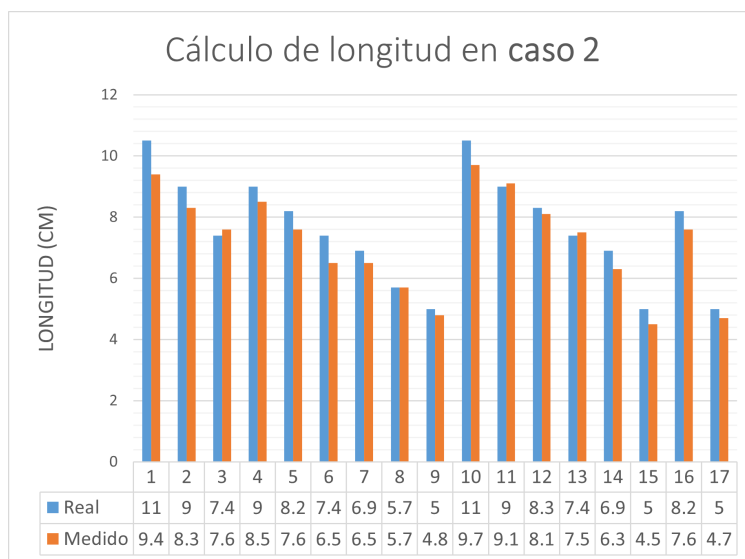


Figura E.2: Resultado de medidas de longitud de vaina de la hoja para el caso 2.

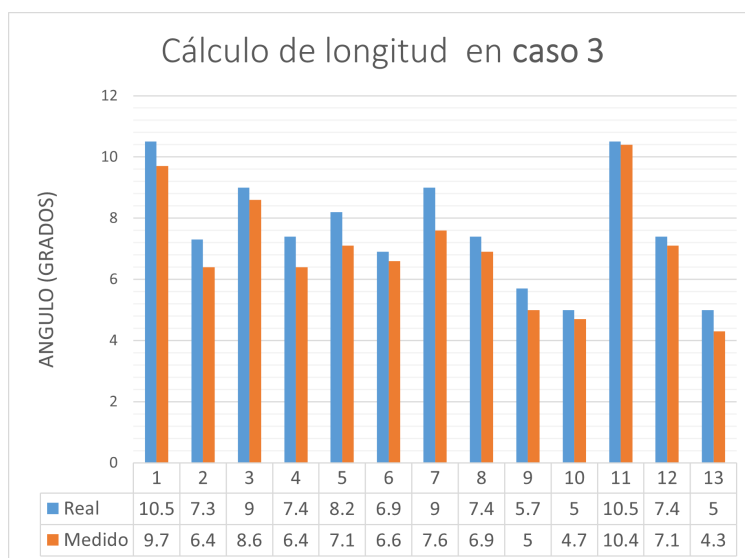


Figura E.3: Resultado de medidas de longitud de vaina de la hoja para el caso 3.

Repositorios GitHub

A continuación, se presenta los respectivos enlaces de los repositorios:

F.1. Extracción de datos de temperatura de las panículas a partir de imágenes térmicas.

<https://github.com/Brayanjurado1325/Extraccion>

F.2. Implementación de PointNet para la segmentación de nube de puntos de la planta de arroz.

<https://github.com/Brayanjurado1325/Segmentacion-de-datos>

F.3. Cálculo del número de hojas.

<https://github.com/Brayanjurado1325/Numero-de-hojas>

F.4. Cálculo del ángulo axial de las hojas.

<https://github.com/Brayanjurado1325/Angulos-de-hojas>

F.5. Cálculo de la longitud de las hojas.

<https://github.com/Brayanjurado1325/Longitud-de-hojas>