



UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA

Diseño de un sistema de adquisición de imágenes multispectrales basado en iluminación LED de potencia de ancho de banda estrecho

Manuel Alejandro Tamayo Monsalve

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de ingeniería y arquitectura, Departamento de ingeniería eléctrica, electrónica y
computación
Manizales, Colombia
2020

Diseño de un sistema de adquisición de imágenes multispectrales basado en iluminación LED de potencia de ancho de banda estrecho

Manuel Alejandro Tamayo Monsalve

Tesis presentada como requisito parcial para optar al título de:
Doctor en Ingeniería - Línea Automática

Director:

Ph.D. Gustavo Adolfo Osorio Londoño

Co-Directora:

Ph.D. Nubia Liliana Montes Castrillón

Línea de Investigación:

Procesamiento Digital de Imágenes, Diseño Electrónico

Grupo de Investigación:

Percepción y Control Inteligente

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de ingeniería y arquitectura, Departamento de ingeniería eléctrica, electrónica y computación

Manizales, Colombia

2020

Design of a multispectral image acquisition system based on narrow bandwidth power LED

Manuel Alejandro Tamayo Monsalve

Thesis submitted in partial fulfillment for the requirements for degree of:
Ph.D. in Engineering

Director:

Ph.D. Gustavo Adolfo Osorio Londoño

Co-Director:

Ph.D. Nubia Liliana Montes Castrillón

Research line:

Digital image processing, Electronic design

Research group:

Percepción y Control Inteligente

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de ingeniería y arquitectura, Departamento de ingeniería eléctrica, electrónica y
computación

Manizales, Colombia

2020

Un experto es una persona que ha cometido todos los errores que se pueden cometer en un determinado campo.

Niels Bohr

Agradecimientos

En primer lugar quiero agradecer a Dios por permitirme llegar a este punto. A mis padres Mario Iván Tamayo y Gladis Cristina Monsalve, a mi novia Ana María, mi familia y amigos que siempre han demostrado su apoyo incondicional y afecto incommensurable. A mis profesores, especialmente a Gustavo Osorio y Nubia Montes por su constante guía y paciencia durante los estudios de pregrado, maestría y doctorado. Al profesor Jose Blasco del Instituto Valenciano de investigaciones agrarias en Valencia España y todo el grupo de agroingeniería, quienes con gran amabilidad me recibieron y enseñaron. Finalmente, agradezco a mi alma máter, la Universidad Nacional de Colombia sede Manizales, lugar de mi desarrollo académico y profesional, y a la convocatoria de Colciencias número 647 de doctorados nacionales de 2014 por el apoyo financiero.

Resumen

Los sistemas de imágenes multispectrales que utilizan LED de potencia de ancho de banda estrecho se han convertido en una solución factible para una amplia gama de aplicaciones. En comparación con los sistemas RGB tradicionales, aumentan el espacio de características según el número de longitudes de onda manteniendo el rango en precio y tiempo de adquisición. Por otra parte si se comparan con sistemas hiperespectrales, el tiempo de adquisición es menor, son más simples de implementar, pero sacrifican resolución espectral. En este documento, se presenta el diseño y la construcción de un sistema multispectral basado en iluminación LED para medición de color a partir de la información espectral. De igual forma se busca llenar el vacío existente en la literatura al presentar el diseño detallado del controlador de luz, el proceso de calibración y la caracterización como un instrumento de medida, así como un análisis de correlación frente a un sistema de altas prestaciones utilizado en el control de calidad de frutas. También se presenta un caso de estudio en frutos de café en cereza, con el fin de determinar sus características de color y establecer una posible aplicación en control de calidad. El sistema captura imágenes multispectrales con 15 longitudes de onda diferentes entre los 410 y los 960nm, y puede llegar a capturar hasta 8 imágenes espectrales por segundo. Cuenta con una corona de iluminación LED que calibra la cantidad de luz emitida en cada longitud de onda por medio de una modulación digital, y genera un efecto estroboscópico al sincronizar los disparos de la cámara y la luz. Dentro de los principales hallazgos en la caracterización se muestra la precisión con una variación en la medida inferior al 10 % ($\sigma^2 < 0,1$) y una exactitud con distancia de color ΔE inferior al 2 % luego de un proceso de corrección de color. También se muestra un índice de correlación de Pearson por encima de 80 % ($\rho > 0,8$) respecto al sistema hiperespectral y se presenta una completa separabilidad de los 24 colores del colorchecker usado como objeto de referencia. Los resultados en café destacan que las longitudes de onda 560, 620, 720 y 840nm aportan mayor información discriminante respecto al color. Adicionalmente, se presenta un análisis de la información entregada por la banda del infrarrojo cercano, en el cual se encuentra una correlación entre la pérdida de agua en el fruto y la reflectancia en dicha banda. Por último se explora una clasificación por color con una eficiencia superior al 93 % con el fin de abrir las posibilidades a un sistema de control de calidad en frutos de café con restricciones de velocidad y tiempo real.

Palabras clave: Sistema de imágenes multispectrales, diseño electrónico, LEDs de potencia, percepción de color, frutos de café

Abstract

Multispectral imaging systems using narrow bandwidth power LEDs have become a feasible solution for a wide range of applications. Compared to traditional RGB systems, they increase the feature space according to the number of wavelengths maintaining the range in price and acquisition time. On the other hand, compared to a hyperspectral system, the acquisition time is shorter, it is simpler to implement, but it sacrifices spectral resolution. This document presents the design and construction of a multispectral system based on LED illumination for color measurement from spectral information. Similarly, it seeks to fill the gap in the literature by presenting the detailed design of the light controller, the calibration process and the characterization as an instrument, as well as a correlation analysis against a high performance system used in fruit quality control. A study case is also presented on cherry coffee fruits, in order to determine their color characteristics and establish a possible application in quality control. The system captures multispectral images with 15 different wavelengths between 410 and 960 nm, and can capture up to 8 spectral images per second at 120fps. It has an LED illumination crown that calibrates the amount of light emitted through a digital modulation, and synchronizes the camera's and light's triggers to generate a strobe effect. Among the main findings in the characterization, the precision with measurement variation of less than 10 % ($\sigma^2 < 0,1$) and an accuracy with color distance ΔE less than 2 % after a color correction process. Also a Pearson's correlation index of over 80 % ($\rho > 0,8$) against to the hyperspectral system and complete separability of the 24 colorchecker used as a reference object. The results in coffee shows more discriminating information to separate the different fruits in 560, 620, 720 and 840nm. Additionally, we presents an analysis of the information provided by the near infrared band, in which a correlation is found between the loss of water in the fruit and the reflectance in the NIR band. Finally, we explore a color sorting with an efficiency higher than 93 % in order to open the possibilities for a quality control system in coffee fruits with speed and real time restrictions.

Keywords: Multispectral images system, electronic design, power LEDs, color perception, coffee fruits

Contenido

Agradecimientos	VII
Resumen	IX
Tabla de contenido	XI
Lista de figuras	XIII
Lista de tablas	XVII
Lista de símbolos	XIX
1 Introducción	1
1.1 Objetivos	2
1.2 Estructura del documento	3
1.3 Contribuciones	4
1.4 Estado del arte	5
2 Diseño del sistema multiespectral	11
2.1 Cámara y sensor óptico	13
2.2 Iluminación multiespectral	14
2.2.1 LEDs de potencia	14
2.2.2 Circuito electrónico	16
2.2.3 Controlador de luz	17
2.2.4 Diseño de la PCB	19
2.3 Entorno de captura de la imagen	20
2.4 Modos de operación	23
2.5 Pruebas de velocidad	24
2.6 Pruebas de sincronización	25
2.7 Proceso de calibración	26
3 Caracterización del sistema	31
3.1 Repetibilidad y precisión	34
3.2 Exactitud en color	38
3.2.1 Reproducción de color (color verdadero)	38

4	Comparación espectral frente a un sistema hiperespectral	49
4.1	Métodos comparativos	49
4.2	Sistema de referencia	51
4.3	Capacidad discriminante	52
4.4	Resultados de la comparación	55
4.5	Diagramas de Bland Altman	65
5	Caracterización del color del café en cereza	69
5.1	Cambios de color en el café	71
5.2	Adquisición de imágenes multiespectrales	72
5.3	Representación en el espacio de características	73
5.4	Características espectrales	77
5.5	Capacidad del instrumento para reproducir color	78
5.5.1	Información fuera del espectro visible (false color)	83
5.6	Pruebas de repetibilidad a corto plazo	87
5.7	Pruebas de velocidad	90
6	Conclusiones y recomendaciones	93
6.1	Trabajo futuro	97
	Bibliografía	99

Lista de Figuras

2-1	Diagramas de bloques de las conexiones del sistema según el entorno.	12
2-2	Eficiencia cuántica del sensor sony ICX618.	13
2-3	Izquierda: Espectros de los 15 LED según hojas de datos. Derecha: Espectros de los 15 LED medido con espectrómetro.	16
2-4	Diagrama esquemático del controlador de iluminación.	17
2-5	Diagrama de tiempos de los disparadores del micro.	18
2-6	Diseño de la Corona de iluminación LED.	19
2-7	Diagrama 3D del espacio de iluminación controlado.	21
2-8	Izquierda: Imagen dentro del espacio controlado. Derecha: Imagen fuera del espacio controlado.	22
2-9	Estructura en 'Y' donde se realiza la captura de las imágenes en caída libre.	23
2-10	Mosaico imágenes en caída libre.	25
2-11	Diagrama de tiempo para pruebas de sincronización.	26
2-12	Imágenes tomadas a máxima velocidad del encendido de los LEDs.	27
2-13	Espectros de los 15 LEDs medidos con espectrómetro.	28
2-14	Respuesta del sistema multiespectral a la referencia blanca con diferentes tipos de calibración.	29
2-15	Comparación de la respuesta espectral de la referencia blanca para ambos sistemas.	30
3-1	Carta de color original.	32
3-2	Imágenes de la carta de color con el sistema multiespectral.	33
3-3	Firmas espectrales de la carta de color con el sistema multiespectral.	34
3-4	Precisión de las diferentes firmas espectrales. Arriba: Velocidad $\epsilon = 0,8mS$. Abajo: Precisión $\epsilon = 2S$	35
3-5	Gráfico de repetibilidad en rango y distribución para el modo de alta velocidad.	36
3-6	Gráfico de repetibilidad en rango y distribución para el modo de alta precisión.	36
3-7	Diagrama de cromaticidad xy con los parches ideales de las columnas 1 y 2 de la carta de color.	40
3-8	Diagrama de cromaticidad xy con los parches ideales de las columnas 3 y 4 de la carta de color.	40
3-9	Comparación entre los valores entregados por la reproducción de color y el valor ideal de las columnas 1 y 2 carta de color.	41

3-10	Comparación entre los valores entregados por la reproducción de color y el valor ideal de las columnas 3 y 4 carta de color.	41
3-11	Comparación entre los valores entregados por el perfil de color de la matriz pseudoinversa y el valor ideal de las columnas 1 y 2 carta de color.	43
3-12	Comparación entre los valores entregados por el perfil de color de la matriz pseudoinversa y el valor ideal de las columnas 3 y 4 carta de color.	43
3-13	Desempeño durante los diferentes ciclos de entrenamiento de la red neuronal.	44
3-14	Comparación entre los valores entregados por el perfil de color de la red neuronal y el valor ideal de las columnas 1 y 2 carta de color.	45
3-15	Comparación entre los valores entregados por el perfil de color de la red neuronal y el valor ideal de las columnas 3 y 4 carta de color.	45
3-16	Comparación visual de las diferentes cartas. Carta original - Carta reproducción de color,	46
3-17	Comparación visual de las diferentes cartas. Carta original - perfil pseudoinversa.	46
3-18	Comparación visual de las diferentes cartas. Carta original - perfil red neuronal.	46
3-19	Elipses de MacAdam para representar la no uniformidad del espacio CIELAB.	47
4-1	Firma espectral ideal de la carta de color.	52
4-2	Dispersión de los colores en un espacio de componentes principales para ambos sistemas. Izquierda: MSI modo alta velocidad. Derecha: MSI modo precisión.	54
4-3	Dispersión de los colores en un espacio de componentes principales para ambos sistemas. Izquierda: HSI. Derecha: MSI modo precisión.	54
4-4	Firmas espectrales de las escalas de grises en el colorchecker HSI(línea continua) MSI(línea punteada).	55
4-5	Firmas espectrales de los colores primarios en el colorchecker HSI(línea continua) MSI(línea punteada).	56
4-6	Firmas espectrales de los colores complementarios en el colorchecker HSI(línea continua) MSI(línea punteada).	57
4-7	Firmas espectrales de los colores presentes en la naturaleza en el colorchecker HSI(línea continua) MSI(línea punteada).	58
4-8	Diagramas de Bland-Altman para los colores en escala de grises con el sistema en alta velocidad.	66
4-9	Diagramas de Bland-Altman para los colores en escala de grises con el sistema en alta precisión.	67
5-1	Diferentes tonalidades de color en el fruto de café semimaduro.	72
5-2	Diferentes estados de maduración en el fruto de café en cereza.	72
5-3	Diagrama de flujo del pre-procesamiento.	73
5-4	Ubicación del color de los frutos de café para diferentes estados de maduración en dos dimensiones del espacio de componentes.	74

5-5	Ubicación del color de los frutos de café para diferentes estados de maduración en dos dimensiones del espacio de componentes separados por clase.	76
5-6	Ubicación del color de los frutos de café para diferentes estados de maduración en tres dimensiones del espacio de componentes.	77
5-7	Firmas espectrales de los frutos de café agrupados según separación a priori.	78
5-8	Imagen de frutos de café con color reproducido.	79
5-9	Imagen fruto inmaduro con broca resaltada en rojo.	80
5-10	Ubicación de los diferentes colores de frutos de café en el espacio CIE XYZ.	80
5-11	Ubicación de los diferentes colores de frutos de café en el espacio CIE Lab.	81
5-12	Histograma de una muestra de píxeles de frutos de café inmaduros en el espacio CIE Lab.	81
5-13	Histograma de una muestra de píxeles de frutos de café semimaduros en el espacio CIE Lab.	81
5-14	Histograma de una muestra de píxeles de frutos de café maduros en el espacio CIE Lab.	82
5-15	Histograma de una muestra de píxeles de frutos de café sobremaduros en el espacio CIE Lab.	82
5-16	Histograma de una muestra de píxeles de frutos de café secos en el espacio CIE Lab.	82
5-17	Izquierda: Color verdadero. Centro: Color Falso. Derecha: GNDVI frutos de café con 1 hora de recogidos.	85
5-18	Izquierda: Color verdadero. Centro: Color Falso. Derecha: GNDVI frutos de café con 12 horas de recogidos.	85
5-19	Izquierda: Color verdadero. Centro: Color Falso. Derecha: GNDVI frutos de café con 24 horas de recogidos.	85
5-20	Izquierda: Color verdadero. Centro: Color Falso. Derecha: GNDVI frutos de café con 48 horas de recogidos.	86
5-21	Histograma del avance en el tiempo de las imágenes GNDVI para los frutos maduros.	86
5-22	Histograma del avance en el tiempo de las imágenes GNDVI para los frutos sobremaduros.	87
5-23	Pruebas de repetibilidad en frutos según su estado de maduración.	88
5-24	Diferencias de rango en las pruebas de repetibilidad.	89
5-25	Representación de los píxeles de los frutos de café en el espacio PCA en 2 componentes con 4 longitudes en caída libre.	91
5-26	Representación de los píxeles de los frutos de café en el espacio PCA en 3 componentes con 4 longitudes en caída libre.	91

Lista de Tablas

1-1	Sistemas espectrales recientes.	8
2-1	Parámetros ópticos y eléctricos de los LEDs.	15
2-2	Conexiones de los LEDs.	17
2-3	BoM lista de materiales.	20
2-4	PWM para calibración por longitud de onda $\epsilon = 0,8\text{ms}$	29
3-1	Tabla de repetibilidad y varianza para el modo de alta velocidad.	37
3-2	Tabla de repetibilidad y varianza para el modo de alta precisión.	37
3-3	Distancia de color ΔE para la reproducción de color y los perfiles.	48
4-1	Medidas comparativas de los 24 colores de la carta entre el sistema HSI y el MSI en modo de velocidad.	61
4-2	Medidas comparativas de los 24 colores de la carta entre el sistema HSI y el MSI en modo de precisión.	62
4-3	Medidas comparativas de los 24 colores de la carta entre el espectro ideal y el sistema MSI en modo de precisión.	63
4-4	Medidas comparativas de los 24 colores de la carta entre el espectro ideal y el sistema MSI en modo de velocidad.	64
5-1	Tabla de pesos por longitud de onda para las primeras 6 componentes.	75
5-2	Tabla para porcentajes de información de PCA para las primeras 6 componentes.	75
5-3	Tabla de repetibilidad y varianza para las pruebas con café.	89
5-4	Matriz de confusión del clasificador KNN.	92

Lista de símbolos

Abreviaturas

Abreviatura	Término
LED	Light-emitting diode
Fps	Frames per second
NIR	Near infrared
PWM	Pulse width modulation
MSI	Multispectral image
HSI	Hyperspectral image
RGB	Red, green and blue
PCB	Printed circuit board
ϵ	Exposure time
RMSE	Root mean square error
RASE	Relative Average Spectral Error
Ergas	Global adimensional relative error
MSE	Mean square error
SAM	Spectral angle mapper
SID	Spectral information divergence
NDVI	Normalized difference vegetation index
RVI	Relative vigor index
GNDVI	Green normalized difference vegetation index

1 Introducción

En los años 70, las imágenes espectrales fueron originalmente usadas en teledetección (*remote sensing* en inglés). Se empleaban para separar diferentes rasgos del terreno, como fuentes hídricas, carreteras, montañas o valles [1, 2, 3, 4]. Posteriormente, se expandieron a otros ámbitos como el de la geología y las ciencias de la tierra, ya que existe una correlación entre el espectro de los objetos y la composición de los materiales [5]. El uso de estas imágenes se ha diversificado a un gran número de disciplinas en los últimos años gracias a las nuevas tecnologías para separar las longitudes de onda y la reducción de los costos en los sistemas de adquisición. A continuación se relacionan algunos ejemplos de aplicaciones encontradas en la literatura para el uso de imágenes espectrales: en medicina, en endoscopia y colonoscopia, donde algunas longitudes de onda generan mayor información de los tejidos [6, 7, 8, 9] o en otras aplicaciones para medir la influencia de la concentración de glucosa en la sangre [10]. En las artes, en reproducción digital del color y estudios de pigmentos [11, 12, 13]. En la odontología, en detección temprana de caries [14, 15]. En industria, para clasificar diferentes tipos de polímeros con propósitos de implementación en reciclaje y tratamiento de residuos [16, 17, 18]. Finalmente, en la agricultura, en procesos de estimación de calidad en frutas y verduras [19, 20, 21, 22].

Estos sistemas espectrales son usados para aumentar la capacidad de los sistemas de visión sin necesidad de realizar procesos invasivos. Dichos sistemas son divididos en varios grupos: según el método que utilicen para discriminar las longitudes de onda, como sistemas de filtros sintonizables, filtros fijos, carruseles de filtros, o prismas; según la forma en que adquieren la información del hipercubo, entre sistemas que multiplexan en el tiempo las longitudes de onda o sistemas que adquieren las componentes espaciales en forma de líneas o puntos; según las regiones del espectro que adquieren, entre ultravioleta, visible, infrarrojo cercano, medio y lejano; o según la cantidad y separación de bandas entre multiespectral o hiperespectral [23]. Los sistemas hiperespectrales usan filtros sintonizables o prismas para obtener decenas o centenas de bandas bien definidas y equidistantes. En su lugar, los sistemas multiespectrales usan filtros menos elaborados, para generar un número menor de bandas, típicamente entre 3 y 20, que normalmente difieren en ancho o en distancia.

Gracias al creciente desarrollo de la tecnología LED (light emitting diode), es posible crear un sistema de iluminación multiespectral como alternativa a los costosos filtros, y sin la dependencia de sistemas mecánicos que deterioran la calidad de las imágenes [24]. Actualmente, en el mercado están disponibles LEDs de potencia de ancho de banda estrecho con diferentes longitudes de onda que cubren el mayor porcentaje del espectro visible y parte del infrarrojo y el ultravioleta. Gracias a su potencia lumínica, es posible generar un espacio de iluminación controlado, que destaca las características en determinadas secciones del espectro con el fin de suplir los sistemas de selección de longitud de onda[25].

Los sistemas de imágenes multiespectrales basados en LEDs de potencia de ancho de estrecho se han convertido en una solución factible para una amplia gama de aplicaciones. La respuesta más rápida y la simplicidad en la implementación, compensa la resolución espectral más baja. Sin embargo, en la literatura no existe un estudio detallado sobre la capacidad de estos sistemas como instrumentos de medición de color. Algunos estudios proponen caracterizarlo mediante la precisión y exactitud para conocer la eficiencia del sistema, al igual que la comparación contra instrumentos de mejor desempeño.

En esta tesis se presenta en detalle el diseño y la construcción de un sistema de adquisición de imágenes multiespectrales basado en iluminación LED, el cual es usado como instrumento para la medición del color con un espacio de características aumentado en relación a los sistemas RGB. También se busca llenar el vacío existente en la literatura al presentar la caracterización del sistema al usar un análisis de precisión, exactitud y correlación. Para estas pruebas se usa una carta de color (colorchecker) como objeto de referencia, y se comparan algunos resultados frente a un equipo hiperespectral de alto rendimiento utilizado en control de calidad en frutas. Por último se presenta un caso de estudio de medición del color en frutos de café, ya que existe una relación entre el color de la superficie y el estado de maduración. En este caso se exploran las longitudes de onda que mayor información de color contienen, las características que presentan sus colores en los diferentes espacios de color, y la posibilidad de una implementación en control de calidad.

1.1. Objetivos

Objetivo general Diseñar y construir un sistema de adquisición de imágenes multiespectrales basado en iluminación LED de ancho de banda estrecho.

Objetivos específicos

- Caracterizar el sistema de adquisición de imágenes como instrumento para medición de color.

- Identificar las capacidades del instrumento para aplicaciones con restricciones de tiempo real y movimiento.
- Analizar las características espectrales de color de frutos de café.

1.2. Estructura del documento

En el capítulo 2 se presenta el diseño del sistema de adquisición de imágenes multiespectrales, sus componentes y especificaciones de funcionamiento. Este sistema lo compone una cámara monocromática de amplio espectro (400nm-1000nm) con una frecuencia máxima de 120 cuadros por segundo, dos entornos de iluminación controlados, uno para mejorar la calidad de las imágenes, y otro para realizar pruebas con objetos en caída libre. Uno de los principales aportes es el diseño de la corona de iluminación con 30 LEDs y 15 longitudes de onda diferentes ($\lambda_i \in [410\ 950]$ nm). Ésta regula la cantidad de luz que adquiere el sensor mediante un proceso de calibración que cambia el ciclo útil de la señal digital que controla el encendido de la luz. También se presentan dos modos de operación: uno que genera imágenes con la mejor precisión y calidad posibles denominado modo de alta precisión en el cual se genera una imagen multiespectral cada 30 segundos; y otro modo de trabajo denominado modo de alta velocidad en el que se busca generar 8 imágenes multiespectrales por segundo. Este segundo modo es requerido por aplicaciones en tiempo real y con objetos en movimiento, de modo que implementa una sincronización entre el disparo de la cámara y la luz para producir un efecto estroboscópico, el cual disminuye la distorsión generada por el movimiento.

En el capítulo 3 se presentan diferentes pruebas de exactitud y precisión con el fin de caracterizar el sistema dentro del espectro visible usando una carta de color como objeto de referencia. El primer experimento determina la repetibilidad a corto plazo del instrumento al capturar 100 imágenes sucesivas del mismo objeto de referencia y medir cuánto varía la medida. El principal hallazgo muestra una varianza inferior al 10 % ($\sigma^2 < 0,1$) mientras no se tienen limitaciones en el tiempo de captura (30 segundos por imagen multiespectral), y una varianza inferior al 30 % ($\sigma^2 < 0,3$) cuando se trabaja a máxima velocidad (8 imágenes multiespectrales por segundo). El segundo experimento mide la exactitud del color, luego de aplicar un algoritmo de reproducción de color al espectro adquirido. Esta prueba muestra una distancia de color ΔE promedio del 25 % sin aplicar correcciones, y menor a 2 % luego de definir un perfil de corrección de color.

En el capítulo 4 se muestra una comparación frente a un sistema de adquisición de imágenes hiperespectrales de altas prestaciones usado en aplicaciones de estimación de calidad de frutas y verduras. Se presenta una comparación de la capacidad discriminante en el espacio de características, en donde se puede apreciar que ambos sistemas presentan una completa separabilidad de los colores presentes en la carta, incluso cuando el sistema multiespectral trabaja a la máxima tasa de imágenes por segundo. También se presentan diferentes medidas

comparativas referentes al espectro adquirido, entre ellas se destacan el índice de correlación de Pearson ρ con valores superiores a 0,8 y los ángulos espectrales SAM inferiores a 0,2.

En el capítulo 5 se presenta un caso de estudio de las características espectrales de los frutos de café en cereza en sus etapas de maduración. Se determinan las longitudes de onda que poseen mayor información discriminante respecto al color de los frutos (560–620–720–840nm), y se presentan diferentes características definidas por la transformación a espacios de color, tales como la cromaticidad o la luminosidad. Se muestran imágenes en color verdadero reproducidas a partir del espectro, e imágenes fuera del espectro visible con información relevante, como el cambio en la cantidad de agua que conservan los frutos a medida que se maduran. Por último, se desarrollan pruebas de varianza y velocidad con el fin de abrir la posibilidad a aplicaciones de control de calidad, en estas pruebas se capturan frutos en caída libre utilizando únicamente 4 longitudes de onda, lo que permite aumentar la tasa de captura a 30 imágenes multiespectrales por segundo.

1.3. Contribuciones

Mediante este documento se presentan los siguientes aportes en términos de investigación desarrollo y apropiación del conocimiento:

- El detalle en la descripción del diseño del sistema, lo que incluye dos diferentes modos de operación en los que cambia el tiempo de adquisición del sensor entre 2s y 0,03ms. En el primer caso se obtienen los mejores resultados de precisión y en el segundo se logra adquirir 8 imágenes multiespectrales por segundo. También se describe el proceso para generar iluminación estroboscópica, la cual disminuye la distorsión por movimiento y permite trabajar con elementos en caída libre.
- El proceso de calibración del sistema el cual busca obtener una respuesta uniforme ante una referencia de reflectancia conocida. Se logra al variar la intensidad de luz, por medio de una modulación digital, y luego ajustar los valores con una normalización por software.
- La caracterización del sistema como un instrumento de medida de color, que presenta una varianza inferior al 10% cuando no se tienen restricciones de tiempo y una exactitud inferior al 2% luego de aplicar una matriz de corrección.
- Se presentan comparaciones de correlación y capacidad discriminante frente a un sistema de altas prestaciones. estas pruebas muestran una correlación superior al 0,8 con capacidad de separar 24 diferentes colores en un patrón.

- Un proceso de caracterización de frutos de café por color. dentro del cual se identifican las longitudes de onda 560–620–720–840nm como las que aportan mayor información discriminante respecto al color en el café, se estudia la correlación que existe entre la pérdida de agua y la reflectancia en infrarrojo cercano y se presenta la posibilidad de implementar un sistema de control de calidad con base en el color.

Productos académicos:

- El prototipo de corona de iluminación multispectral
- El poster 'Sistema de adquisición de imágenes multispectrales para determinar las características de color de frutos de café según su estado de maduración.' Presentado en '3er. IEEE Congreso Colombiano de Control Automático (IEEE CCAC 2017)'
- El paper 'Characterization of a multispectral imaging system based on narrow bandwidth power LEDs' sometido en 'IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement' (aceptado para publicación).
- El Paper 'Color characterization of coffee fruits using a multispectral image acquisition system' (en desarrollo).

1.4. Estado del arte

El espectro electromagnético reflejado o absorbido por un objeto se utiliza en ciencia e ingeniería para caracterizar las propiedades ópticas de su superficie y, en algunos casos, su composición. [26]. Caracterizar un objeto mediante este espectro es una técnica no invasiva usada en campos como astrofísica, bioquímica, industria, agricultura, entre otras [27]. El espectrómetro óptico es una herramienta que captura la información de las diferentes longitudes de onda de un objeto, expuesto a una fuente de luz con amplias características espectrales [28]. Esta herramienta es muy potente, pero carece de la información espacial. Debido a esto requiere de múltiples muestras en objetos que no presentan características espectrales homogéneas [29]. Por otra parte, los sistemas de visión artificial tradicionales pueden representar la información espacial de los objetos, pero únicamente en determinadas bandas. Se basan en cámaras que funcionan con un arreglo de sensores ópticos que transforman los fotones del espectro electromagnético en una medida eléctrica, representada en una imagen de dos dimensiones según la ubicación de los sensores y la cantidad de fotones. Las imágenes pueden tener diferente significado, y cambian con base en el tipo de cámara. Las tradicionales RGB (red, green blue) adquieren la información del espectro dividido en tres diferentes bandas, que representan los colores rojo, verde y azul [30]. También existen cámaras monocromáticas, termográficas [31], de infrarrojo cercano NIR (near infrared) [32] o incluso modificadas para caracterizar cultivos con el índice de vegetación (NDVI) [33].

Combinar una herramienta para medir el espectro, junto con un sistema de visión permite obtener la información espectral del objeto en cada punto de su morfología [34] en forma de una imagen espectral que se representa como un hiper-cubo, donde dos de las dimensiones corresponden a la componente espacial, y la tercera dimensión corresponde a la respuesta espectral en cada píxel de la imagen [35]. Los sistemas de adquisición de imágenes espectrales constan de tres elementos principales: una cámara, un ambiente con suficiente iluminación en todo el espectro que se desea capturar, y un método de selección de longitudes de onda. El primer elemento es una cámara monocromática con posibilidad de capturar información en un amplio rango de longitudes de onda, denominadas cámaras con amplio espectro. El segundo elemento es un entorno de iluminación controlado, que proporciona luz en el espectro que se desea adquirir. Finalmente, el tercer elemento es un sistema que separa o discrimina entre las diferentes longitudes de onda que reflejan los objetos. En este último elemento se encuentran las principales diferencias entre los sistemas espectrales [36].

Los filtros son herramientas populares para la selección de longitudes de onda. Los más básicos son los filtros pasa bandas acoplados a la cámara, de forma similar a las cámaras RGB. También se utilizan carruseles rotatorios o lineales con distintos filtros, hasta llegar a los filtros más sofisticados como los filtros sintonizables. El filtro sintonizable más conocido es el filtro de cristal líquido, (Liquid crystal tunable filters - LCTF), que trabaja con el principio del filtro de Lyot [37]. Emplea un controlador electrónico para producir un ancho de banda estrecho sobre un filtro óptico de doble refracción. Otro filtro sintonizable algo menos popular es el filtro acústico-óptico (acousto-optic tunable filters - (AOTF)) [38], usado para difractar y cambiar la frecuencia de la luz al emplear ondas de sonido. Adicionar cualquiera de estos filtros a una cámara con características espectrales amplias, permite la adquisición del espectro al multiplexar en el tiempo las longitudes de onda en diferentes fotografías. Otra alternativa a los filtros sintonizables, que los supera en popularidad, son los espectrómetros con prisma, que descomponen la luz recibida. Con éstos no es necesario multiplexar las longitudes de onda en el tiempo, debido a que capturan toda la información espectral en una sola imagen. Sin embargo necesitan sacrificar una de las componentes espaciales para representar el espectro, motivo por el cual requieren un proceso de reconstrucción de la imagen, ya sea mediante el movimiento del objeto, de la cámara o de la línea de visión [34].

Una de las principales desventajas de los sistemas hiperespectrales es su elevado precio comercial. Los filtros sintonizables o los prismas, superan por si solos los 2000USD (incluso pueden llegar las decenas de miles de dólares), y adicionalmente necesitan un acople a los sistemas de visión. Los filtros, sumando el costo de la cámara y el entorno de iluminación, fácilmente supera los 6000USD en el caso que se adquieran las partes por separado y se ensamble. Por el contrario si se desea adquirir un sistema ya ensamblado los valores pueden superar los 70000USD (Existen sistemas que exceden los 100000USD). Una alternativa es usar filtros pasabandas no sintonizables, ubicados directamente sobre el sensor de la cámara,

o sobre la fuente de iluminación con la cual se ilumina el objeto [39] como los carruseles rotatorios que requieren de un sistema mecánico que se encuentre variando los filtros. Estos sistemas son considerados multiespectrales, debido a que no adquieren el espectro de forma continua, sino en determinadas longitudes. Se caracterizan por generar menos información que los sistemas hiperspectrales, compensada por su bajo costo (menor a 2000USD el sistema completo al adquirirse por partes o 4000USD comprado comercialmente), una velocidad superior en la adquisición de las imágenes, y la facilidad de adecuación a entornos industriales y pequeños laboratorios, los cuales cuentan con la información de las longitudes de onda más relevantes en sus procesos [40]. Algunos ejemplos de cámaras multiespectrales comerciales pueden ser encontradas en línea [41, 42].

Uno de los retos en el diseño de un sistema multiespectral es el desarrollo del sistema de selección de longitud de onda. Sin embargo, gracias al avance en los LED de potencia de ancho de banda estrecho, se puede mezclar la generación de luz con la selección de banda en un mismo sistema. Además pueden ser usados como herramienta para destacar algunas características especiales de los objetos como iridiscencias, metamerismos o sombras por deformidades. Un ejemplo se muestra en Kanzawa [43] donde utilizan iluminación artificial, proveniente de longitudes de onda del espectro infrarrojo para detección de la piel humana, o en Cosentino y Colantoni [12, 44] donde usan iluminación artificial para procesos de restauración digital en obras de arte. En la tabla 1-1 se muestran algunos ejemplos de diferentes sistemas reportados en la literatura y sus principios de funcionamiento.

En general, en la mayoría de los trabajos donde se involucra la captura de imágenes, la iluminación del entorno es un factor que afecta directamente los resultados. Cambios en la luz del entorno tales como la incidencia, la potencia lumínica [45], o las longitudes de onda [46], generan cambios en la información capturada y en el rendimiento de los sistemas [45, 47], por lo que una buena iluminación ayuda en gran medida a mejorar la calidad de las imágenes tomadas por la cámara [48, 49]. Diversos problemas son ocasionados por la iluminación del entorno, afectando directamente su calidad. Estos problemas son ocasionados por la cantidad y la distribución de la luz en el entorno [50, 51], y generan pérdidas de información como: brillos, ocasionados por la saturaciones del sensor dadas por el exceso en la cantidad de luz reflejada [52]; opacidades, por falta de luz en algunos puntos del objeto, y en los cuales no es posible obtener suficiente información [53]; y distorsión, dada por el movimiento de los objetos o de la luz durante el proceso de obturación de la cámara que genera alteraciones en las dimensiones del objeto [54].

Autor	Año	Técnica	Longitudes
Polder [55]	2004	Espectrógrafo + Cámara	393 – 710 nm
Bennedsen [56]	2005	Filtros en la cámara	740 nm y 950 nm
Kleyen [57]	2005	Filtros en la cámara	450, 500, 750 y 800 nm
Peng [58]	2006	LCTF	650 – 1100 nm
Gomez-Sanchis [59]	2008	LCTF	400 – 720 nm y 650 – 1100 nm
Leavesley[60]	2008	AOTF	450 – 800 nm
Zhang[61]	2009	iluminación LED	470, 525, 660, 880 nm
Christens[62]	2009	Iluminación LED	12 Longitudes 365 – 870 nm
ElMasry[63]	2009	Espectrógrafo + Cámara	400 – 1000 nm
Everdell[64]	2010	Iluminación LED	507, 525, 553, 584, 596, 617 nm
Joan Vila [38]	2011	AOTF	400 – 1000 nm
Kalkan [65]	2011	Filtros en la cámara	12 filtros 400 – 510 nm
Taghizadeh [66]	2011	Espectrógrafo + Cámara	400 – 1000 nm
Gong[67]	2012	Iluminación LED	Azul, verde, rojo, 700, 780, 800 nm
Usenik [68]	2012	AOTF	1000 – 1700 nm
Keita[69]	2013	Iluminación LED	450, 475, 505, 520, 595 y 630 nm
Herrera [70]	2014	Iluminación LED	23 Longitudes 370 – 1630 nm
Goel[71]	2015	Iluminación LED	17 Longitudes 450 – 990 nm
Chloe LeGendre [72]	2016	Iluminación LED	rojo, verde, azul, cian, ámbar, blanco
Chloe LeGendre [73]	2017	Iluminación LED	Azul real, azul, cian, verde, lima, ámbar, rojo-naranja, rojo, rojo profundo y blanco
Fu [74]	2017	3 Espectrógrafos + Cámara	650 – 750 – 850 – 950 nm
Jeroen van Roy [75]	2017	Espectrógrafo + Cámara	325 – 985 nm
Patrick[76]	2017	Filtros en la cámara	475, 560, 668, 717, 840 nm
Zhang[77]	2018	Filtros en lampara halógena	610, 730, 820, 850, 930 nm

Tabla 1-1: Sistemas espectrales recientes.

Debido a los grandes retos que presenta establecer un dominio total sobre la iluminación del entorno, se han desarrollado diferentes técnicas de control de iluminación, para resolver problemas más específicos. Algunas de éstas compensan brillos al usar iluminación proveniente de diferentes fuentes, o reflejan la luz en diferentes superficies [78]; disminuyen la distorsión por movimiento al emplear luz estroboscópica [79] o algoritmos de estabilización de la imagen [80]; reducen las opacidades al adicionar arreglos de iluminación uniforme [48]; y gracias a los sensores de amplio espectro y la iluminación LED de ancho de banda estrecho, se aumentan los espacios de características para incrementar la capacidad discriminante o compensar la

falta de información en los sistemas de visión tradicionales [44, 81, 82].

Una de las dificultades al construir el sistema de iluminación es la dependencia de las características eléctricas propias de cada LED, ligado a la necesidad de proporcionar una longitud de onda con ancho de banda estrecho e iluminación constante. Para ésto se usa un control que permita la calibración de la iluminación y una medida espectral consistente. Las calibraciones para los sistemas multispectrales e hiperespectrales se han reportado en la mayoría de los casos [36], ya sea al adaptar los tiempos de integración de la cámara o modificar la cantidad de luz, para obtener respuestas normalizadas de cada banda con igual peso en todo el espectro. Luego de adquiridas las imágenes multispectrales se busca realizar una interpretación de los datos. Para esto se hace uso de diferentes técnicas de procesamiento de imágenes como la representación de colores verdaderos, colores falsos o diferentes tipos de índices que mezclan los datos de las longitudes de onda [83]. También se usan técnicas de análisis multivariado que interpretan en su mayoría, la información espectral, como el análisis de componentes principales (PCA), o estrategias más elaboradas de big data y aprendizaje de máquina, debido a las grandes cantidades de información que contienen.

Son de particular interés para el desarrollo del sistema propuesto en esta tesis, dos trabajos basados en iluminación LED. En 2015 el grupo CSE DUB de la Universidad de Washington y Microsoft Research [71], desarrolló un sistema de imágenes multispectrales con un rango entre los 450 – 990nm, con 17 longitudes de onda distribuidas en una corona circular. Usa un hemisferio integrador para evitar direccionamientos de la luz, captura 8 imágenes multispectrales por segundo, y cuenta con un control de la intensidad de luz, calibrado mediante una carta de color. En 2018 Bolton [84], se muestra una configuración diferente para un sistema de adquisición de imágenes multispectrales con una menor cantidad de LEDs. Presenta un método para evaluar las características espectrales del sistema en comparación con un sistema con mejores prestaciones, y emplea una carta de colores como punto de referencia para la comparación.

2 Diseño del sistema multispectral

El sistema multispectral (MSI) debe estar compuesto por los tres elementos principales: la cámara con amplio espectro electromagnético para adquirir al menos todo el espectro visible, el entorno de iluminación, preferiblemente controlado, y el sistema que permita seleccionar una única longitud de onda, de preferencia con ancho de banda estrecho. Para este caso en particular se cuenta con una cámara de amplio espectro electromagnético con resolución de 640×480 píxeles y una frecuencia de adquisición de 120fps (cuadros por segundo), con eficiencia espectral entre los 300 y 1000 nm con capacidad de capturar todo el espectro visible y parte del infrarrojo cercano (NIR). El espacio de iluminación es controlado y puede cambiar según las necesidades de la aplicación y las características de los objetos a ser fotografiados. Se diseñaron dos diferentes estructuras con iluminación controlada para el sistema de adquisición de imágenes multispectrales, con el fin de garantizar la menor influencia de la luz externa, y mejorar las condiciones de adquisición de la imagen, como: generar una iluminación distribuida, buscar la disminución de las sombras, y obtener un mejor contraste entre el fondo de la imagen y el objeto. El primer escenario tiene forma de prisma octogonal con paredes opacas que no permiten la entrada de luz externa y reflejan la luz interna, de modo que la iluminación generada se disperse y reduzca brillos y sombras, para obtener una iluminación uniforme. El segundo escenario es empleado para capturar imágenes de objetos en caída libre, cuenta con las mismas paredes para mejorar las características de la iluminación, en una estructura con forma de 'Y', posee también una abertura en la parte superior que funciona como alimentador para la caída de los objetos, y adicionalmente, contiene un sensor que indica el momento exacto en el que el objeto va a entrar en el campo de visión de la cámara, para facilitar el proceso de sincronización. Finalmente, el sistema de selección de longitud de onda se encuentra directamente en la iluminación, la cual es generada por una corona de LED con 15 diferentes longitudes de onda y 30 LED (2 por cada longitud) con ancho de banda inferior a 20 nm. Esta corona cuenta con un control de la cantidad de luz emitida mediante PWM, control del disparo de la cámara (trigger) y comunicación con un PC para sincronizar el momento y tiempo de encendido de la iluminación respecto a la captura de la imagen. Un esquema de los principales elementos del sistema se muestra en la figura [2-1](#) para cada escenario. En estas imágenes se representa con línea verde las interfaces de comunicación, serial para el microcontrolador y GigaE para la cámara; con línea azul las señales de disparo, y en línea roja una representación de los posibles caminos que puede tomar la luz.

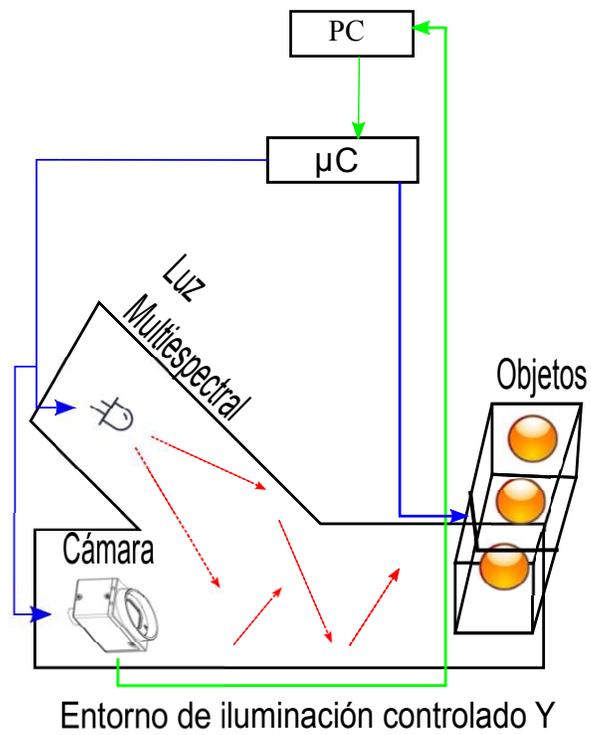
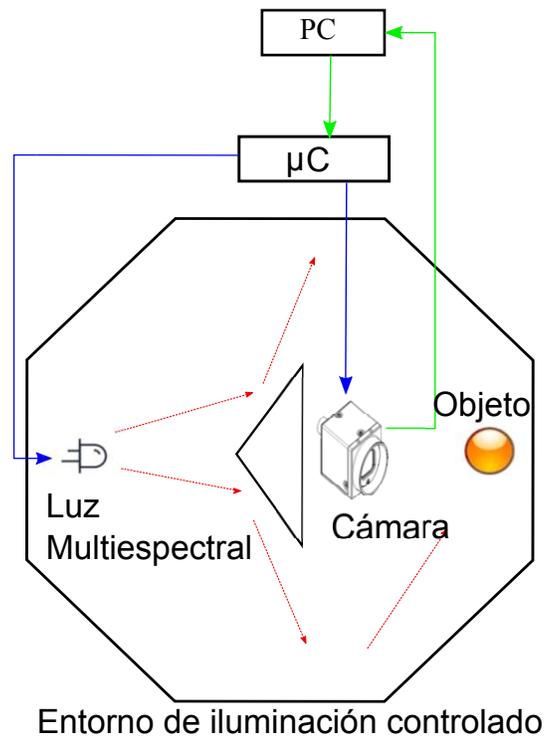


Figura 2-1: Diagramas de bloques de las conexiones del sistema según el entorno.

2.1. Cámara y sensor óptico

El sistema MSI usa una cámara monocromática Flea3 FL3-GE-03S1M-C¹ de amplio espectro electromagnético (≈ 300 nm to 1000 nm), que permite adquirir información tanto del espectro visible como parte del infrarrojo cercano (NIR near-infrared) con una tasa de adquisición máxima de 120fps, a través de una interfaz GigaE. El sensor óptico es un Sony ICX618 CCD 1/4", de 0.3 megapíxeles (648×488). La figura 2-2 presenta la respuesta espectral del sensor, en donde se muestra un pico de eficiencia cuántica del 70% en los 560 nm [85]. Esta información representa el porcentaje de fotones que son transformados en electrones para cada longitud. Con esta información se tiene un referente de la cantidad de iluminación necesaria para cada longitud, y de forma adicional se acota el rango de longitudes para las cuales el sistema puede entregar una respuesta confiable. La óptica Tamron² incluye un lente de 1/4", con distancia focal fija de 16mm y una apertura f igual a $f/1,4$. Esta configuración permite adquirir imágenes entre 5cm y 1m, con una área aproximada de 50 cm^2 y una escala de píxel de $0,011 - 0,012 \text{ cm}$ a la distancia estándar de captura de 25cm. Gracias al amplio diámetro de apertura del diafragma es posible capturar la mayor parte de la luz presente en la escena, característica de utilidad para entornos de mayor control de la iluminación, especialmente al momento de realizar capturas de objetos en movimiento con iluminación estroboscópica. Dicho diámetro corresponde al segundo grado mayor de apertura entre las diferentes ópticas comerciales. Esta óptica no tiene ningún filtro dentro del rango de la cámara, lo que resulta adecuado para las necesidades del sistema de adquisición de imágenes multispectrales al permitir capturar toda la información del rango visible y el NIR. Usar la cámara como un instrumento de medida, permite obtener un valor confiable de reflectancia siempre que se cuente con un espacio de iluminación con condiciones controladas [49].

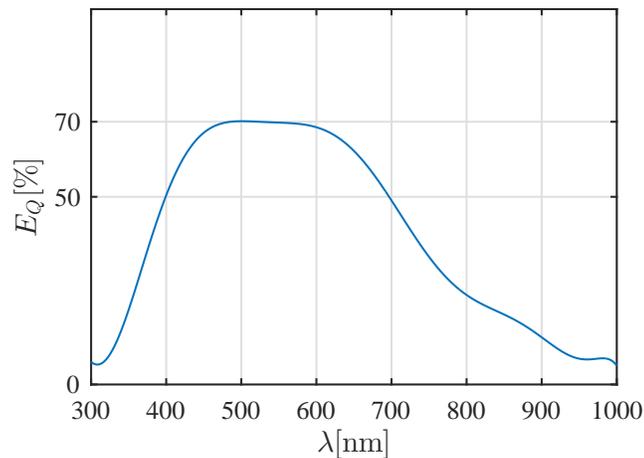


Figura 2-2: Eficiencia cuántica del sensor sony ICX618.

¹(FLIR PointGrey, Wilsonville, Oregón, Estados Unidos)

²Ref. 23FM16SP, Tamron, Saitama, Japan

2.2. Iluminación multispectral

Esta sección presenta el diseño de la corona de luz multispectral que cuenta con 15 parejas de LEDs. Cada una tiene una longitud de onda central definida y puede ser encendida de forma independiente. Con esta corona se multiplexan en el tiempo las diferentes longitudes y se sincronizan los disparos de la cámara para capturar las características espectrales de los objetos frente a determinada longitud, mientras las demás longitudes permanecen en valores bajos. Adicionalmente, por medio de la sincronización del disparo de la cámara con la iluminación se puede generar un efecto estroboscópico, el cual reduce los problemas de distorsión por movimiento presentes en las aplicaciones con restricción de tiempo real.

2.2.1. LEDs de potencia

El elemento principal del sistema de iluminación, es el LED de potencia. Para este caso son consideradas 30 referencias con ancho de banda estrecho y potencia entre 1 y 2 Watts como característica principal. Poseen un ángulo de apertura de la luz entre 120 y 130 grados y son finalmente seleccionados en 15 diferentes longitudes de onda, para maximizar el rango de adquisición de la cámara. La cantidad de iluminación generada parte desde 40 lm para las longitudes más débiles, hasta los 130 lm para las más fuertes dentro de las longitudes con espectro visible; y 355mW a 1100mW para los espectros UV y NIR. Cada uno de los LED tiene una caída de tensión diferente $V_{F_\lambda} = \{1,9, 2,0, 2,7, 2,8, 2,9, 3,0, 3,1\}[v]$ según los materiales de construcción. Estas caídas de tensión cambian según el fabricante, la corriente y la temperatura de trabajo. Estos LED deben trabajar a una corriente nominal $I_{F_\lambda} = \{350, 700\}[mA]$ para garantizar su longitud de onda central y su ancho de banda. Por este motivo se hace necesario mantener la corriente nominal de cada LED, mientras los valores de intensidad de luz son variados de una forma diferente. Los LED son seleccionados según la disponibilidad comercial con las características principales de potencia y ancho de banda. Las series XLamp XT-E de CREE, LUXEON de LumiLED, OSLOON SSL de Osram y ProLight Opto se ajustan a las necesidades del espectro visible, y OSLOON BLACK de Osram para la luz en NIR. Las longitudes de onda se seleccionan para cubrir todo el espectro visible, desde los 410 nm que corresponde a una eficiencia cuántica del 50 % en la cámara, hasta llegar a la primera parte del infrarrojo cercano de 950 nm, cuya eficiencia es del 10 % , longitud de onda detectable por el sensor gracias a los 2 watts de potencia del LED. Se pretende que la separación entre las longitudes de onda sea entre 20 nm y 30 nm acorde con el ancho de banda, y ajustada según los valores comerciales. El resultado de la selección comercial de los LEDs se muestra en la tabla 2-1.

Las medidas de las longitudes de onda centrales de cada LED son verificadas experimentalmente. Para esto se usa el espectrómetro comercial AvaSpec-ULS2048XL-EVO ³. Este sistema tiene sensibilidad tanto en el espectro visible como el infrarrojo cercano, en un rango entre 350 nm y 1700 nm. La figura 2-3 muestra una comparación entre las características teóricas y experimentales de cada uno de los 15 diferentes espectros. Es importante notar que el instrumento no se encuentra diseñado para medir directamente las fuentes de luz, por lo que en la mayoría de las muestras se presenta saturación. Este resultado dificulta medir la cantidad de luz producida por los LEDs pero es de utilidad para verificar la longitud de onda central, y los corrimientos de dicha longitud presentes en los cambios de corriente.

Color	λ [nm]	$\Delta\lambda$ [nm]	ϕ_v [lm/mW]	I_F [mA]	V_F [v]
Violeta	410	20	/1100	700	3.2
Azul real	450	20	/690	350	2.7
Azul	470	20	40/	350	2.8
Azure	490	20	70/	350	2.8
Cian	505	20	90/	350	3.0
Verde	530	30	130/	350	3.1
Lima	560	100	100/	350	2.7
Amarillo	590	10	48/	350	2.9
Ámbar	600	60	110/	350	2.7
Rojo naranja	620	10	50/	350	2.0
Rojo	630	10	80/	350	2.0
Rojo profundo	670	10	/560	700	2.0
Rojo lejano	720	30	/355	700	1.9
NIR	840	30	/900	700	2.9
NIR	950	35	/760	700	2.9

Tabla 2-1: Parámetros ópticos y eléctricos de los LEDs.

³Avantes, Apeldoorn, The Netherlands

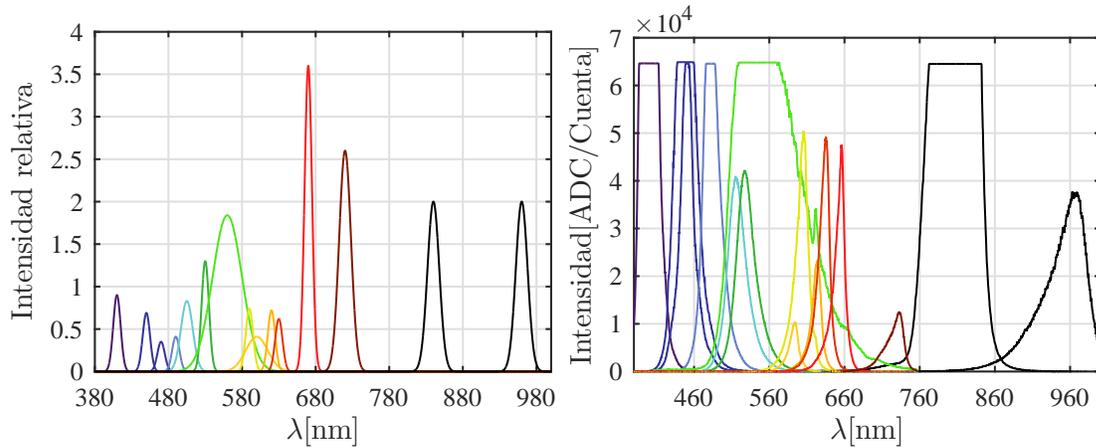


Figura 2-3: Izquierda: Espectros de los 15 LED según hojas de datos. Derecha: Espectros de los 15 LED medido con espectrómetro.

2.2.2. Circuito electrónico

Para garantizar la operación en parámetros nominales de los LEDs, se emplea un circuito de 6 elementos el cual se muestra en la figura 2-4. La conexión en serie de ambos LEDs de la misma longitud de onda, se establece para garantizar que la corriente sea igual. Usa un par de resistencias, conectadas en serie, para regular la corriente de cada pareja. Un interruptor de estado sólido para controlar el encendido, y un conector que cumple la función de punta de prueba para realizar las medidas de corriente y resistencia. En la tabla 2-2 se muestran los valores de resistencia seleccionados para cada longitud de onda. Donde los valores de R_2 se emplean como el ajuste fino para lograr los parámetros nominales. Este sistema permite mantener la eficiencia de la luz y el ancho de banda mientras se regula la cantidad de luz por medio de un PWM.

Inicialmente se realiza el cálculo de la resistencia necesaria por los LEDs, mediante un análisis básico de circuitos, con leyes de Kirchoff y ley de Ohm. Este valor se implementa mediante una resistencia variable que se conecta en el jumper; y luego se hace un ajuste fino basado en la corriente medida en el circuito. Los valores de las resistencias se ajustan a la medida de la resistencia variable y son seleccionados según la disponibilidad comercial. El interruptor de estado sólido es un transistor Mosfet IRLML6244TRPBF con capacidad suficiente para soportar la corriente nominal de los LEDs, funciona a una frecuencia de conmutación superior a la tasa de captura de imágenes de la cámara (1MHz); y tiene un voltaje de compuerta inferior a 3.3V para su activación por el microcontrolador. Este elemento cuenta con una caída de tensión de drenador-fuente V_{ds} inferior a 1 V.

Color	λ [nm]	R_1 [Ω]	R_2 [Ω]
Violeta	410	4.7	0
Azul Real	450	3.9	0
Azul	470	3.0	0.22
Azure	490	2.7	0
Cian	505	3.9	0
Verde	530	2.2	0.22
Lima	560	3.0	1.0
Amarillo	590	2.2	2.7
Ámbar	600	5.6	2.2
Rojo naranja	620	2.7	2.7
Rojo	630	3.9	1.5
Rojo profundo	670	5.6	2.2
Rojo Lejano	720	4.7	4.7
NIR	840	2.2	1.0
NIR	950	2.2	1.0

Tabla 2-2: Conexiones de los LEDs.

2.2.3. Controlador de luz

El elemento principal del control de la iluminación es un microcontrolador PIC24FJ128GA202-I/SO. Cuenta con 15 salidas independientes para generar el control de encendido para cada pareja de LEDs. El microcontrolador hace posible la sincronización de los tiempos de encendido de los LED con el disparo de la cámara. La figura 2-5 presenta un ejemplo de diagramas de tiempo. El microcontrolador recibe todos los parámetros de tiempo por medio de comunicación serial con el computador y se encarga de enviar las señales de disparo hacia la cámara para iniciar el proceso de captura de la imagen. De esta forma es posible sincronizar un flash de iluminación justo en la mitad del tiempo de adquisición y así generar un efecto estroboscópico para mejorar la calidad de las imágenes y disminuir los efectos de distorsión

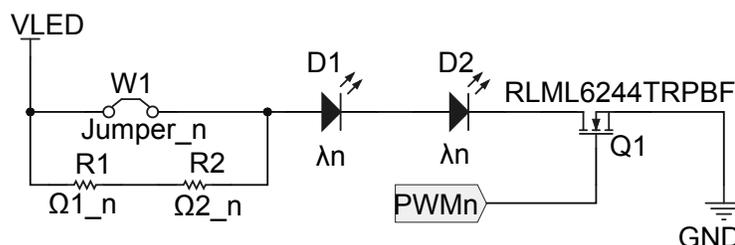


Figura 2-4: Diagrama esquemático del controlador de iluminación.

por movimiento, lo que permite considerar aplicaciones en tiempo real y con objetos en caída libre. Adicionalmente, el microcontrolador se encuentra encargado de generar un señal digital con modulación por ancho de pulso (PWM pulse width modulation). Estas son señales de 10kHz que regulan la cantidad de luz emitida al cambiar el ciclo útil, de esta forma se logra una calibración del sistema en función de las características lumínicas del propio LED, y la eficiencia cuántica de la cámara en dicha longitud.

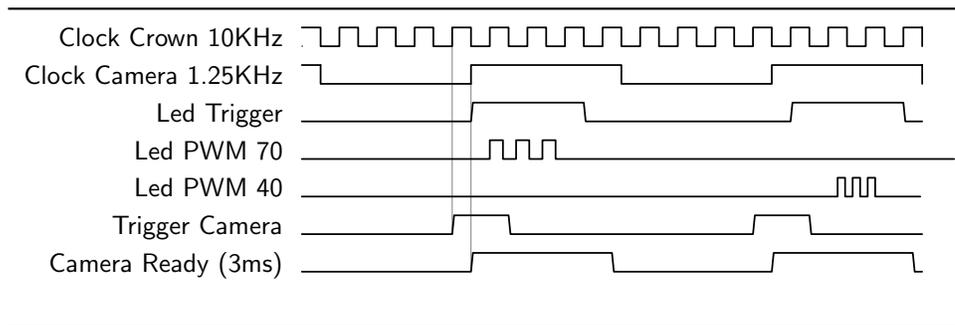


Figura 2-5: Diagrama de tiempos de los disparadores del micro.

El PWM se encarga de regular la cantidad de luz que requiere el sistema sin variar la potencia de iluminación, gracias al funcionamiento de integración de luz que realiza el sensor óptico. De este modo es posible cambiar la respuesta del sensor sin variar la intensidad de luz, al encender y apagar la luz durante el tiempo de adquisición del sensor[86]. Bajo este principio se realizan los cambios de iluminación modulando el ciclo útil del PWM. De esta forma se logra aumentar o disminuir la cantidad de luz capturada por la cámara, con lo que se busca que todas las longitudes de onda puedan tener la misma respuesta física en la cámara. Se busca obtener un espectro constante, sin importar los cambios en la eficiencia cuántica y las diferencias de intensidad de luz generada por cada LED. La imagen de la izquierda en la figura 2-3 muestra las características de longitud de onda central de cada LED basado en los datos entregados por el fabricante. Estos datos son generados a partir de las hojas de datos.

La señal digital hace que se encienda cada pareja de LED, un porcentaje del tiempo de cada periodo de 0,1ms (10kHz). Este proceso se realiza en medio del tiempo de adquisición de la cámara, que se encuentra configurado en 0,8ms para lograr los 120 cuadros por segundo. Este valor puede variar entre 0,03ms en los casos de mayor velocidad, y puede llegar hasta tiempos de adquisición superiores a 2s según las necesidades de iluminación o las características reflectantes del objeto. La corona de iluminación se encuentra diseñada para funcionar en modo estroboscópico si existen necesidades de alta velocidad, para disminuir el ruido electrónico, o si la aplicación requiere la captura de imágenes con objetos en movimiento.

2.2.4. Diseño de la PCB

La distribución de la corona en forma circular y los LED ubicados en ángulos opuestos, son parte del diseño para disminuir los posibles brillos y sombras generados en las imágenes. La separación entre los LED se realiza con fines de distribución y disipación térmica, ya que la temperatura de éstos no debe superar los (85°C max.). Es importante resaltar que los valores de temperatura elevados, (superiores a 120°C) pueden causar cambios en la longitud de onda central y en la vida útil del LED.

La PCB (Printed Circuit Board) es construida en el material FR-4⁴, tiene un diámetro interno de 7cm y externo de 15cm. Cuenta con un área de trabajo de 176cm² para ubicar los 101 componentes. Los componentes finales son dos reguladores de tensión NJM7810DL1A-TE1 de 10V que mantienen una tensión estable para el encendido de máximo 4 LEDs al mismo tiempo, y un transistor para generar el disparo de la cámara. El diseño final de la PCB se muestra en la figura 2-6. La tabla 2-3 muestra las referencias comerciales y la lista de materiales de los principales elementos junto con sus respectivos precios a la fecha de escritura del documento.

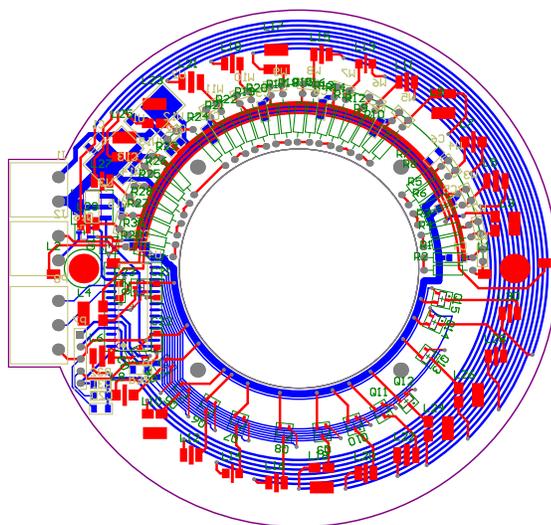


Figura 2-6: Diseño de la Corona de iluminación LED.

⁴Flame retardant glass-reinforced epoxy laminate

Descripción	Referencia	USD \$
LED 410	PM2L-3LLE-LC	3.28
LED 450	GDCSSPM1.14-UNUO-W4-1	1.82
LED 470	LXML-PB01-0040	4.12
LED 490	LXML-PE01-0070	4.12
LED 505	LXML-PM01-0090	3.65
LED 530	GT CSSPM1.13-LQLS-26-0	1.21
LED 560	L1C1-LME1000000000	2.72
LED 590	LXML-PL01-0040	2.86
LED 600	GACSSPM1.23-KSKU-W3	2.12
LED 620	LXM2-PD01-0050	3.17
LED 630	LXM5-PD01	3.49
LED 670	GHCSSPM1.24-4T2U-1	3.46
LED 720	GFCSSPM1.24-3S1T-1	1,66
LED 840	SFH 4715AS	4.46
LED 950	SFH 4725S	4.46
Mosfet	IRLML6244TRPBF	0.38
PIC	PIC24FJ128GA202-I/SO	3.63
Regulador	NJM7810DL1A-TE1	0.31
Resistencias*50	Distintos valores	1.7
Capacitores*10	Distintos valores	0.6
Conectores	2 y 3 bornes	0.6
Total		108.05

Tabla 2-3: BoM lista de materiales.

2.3. Entorno de captura de la imagen

El tercer componente está relacionado con la escena donde se realiza la captura de la imagen. El propósito de este escenario es generar un entorno con condiciones de iluminación controladas de tal forma que se pueda garantizar la menor influencia de la luz externa. Para este espacio fueron construidas dos estructuras, la primera diseñada para objetos estáticos, con características para mejorar la calidad de las imágenes en sombras y brillos; la segunda estructura está diseñada para capturar objetos pequeños en caída libre, de modo que se pueda generar una gran cantidad de luz estroboscópica en la escena, que disminuya la distorsión por movimiento, a costo de reducir la calidad de las imágenes respecto a sombras y brillos.

La primera escena construida es una estructura en forma de prisma octogonal con 13cm de lado y 30cm de alto. Las paredes son de color blanco para proporcionar mayor reflectividad de la iluminación en toda la escena. La estructura tiene una abertura en una de las caras

para facilitar la manipulación de los objetos que deben ser fotografiados. Una barrera triangular ubicada en el centro de la estructura con 16cm de base y 6cm de profundidad. Esta barrera es del mismo material de las paredes de la estructura y funciona como difusor, para impedir que la luz incida sobre el objeto directamente. Además se emplea como soporte para la cámara, tal como se puede ver en la figura 2-7. Este espacio proporciona protección contra la luz externa y reduce el brillo y las sombras, generadas por el volumen de los objetos. Un ejemplo de los cambios de calidad logrados por el entorno de iluminación se muestra en la figura 2-8 en la cual se puede observar un objeto iluminado directamente, en comparación con el mismo objeto en el espacio controlado, al emplear la luz de 560 nm. La respuesta del histograma evidencia de mejor forma la dispersión en condiciones controladas para las cuales cambia la media de 99 a 107 y la desviación estándar de 13 a 30. Este resultado se entiende como una imagen de mejor calidad, con mayor contraste y menos cantidad de información espuria.

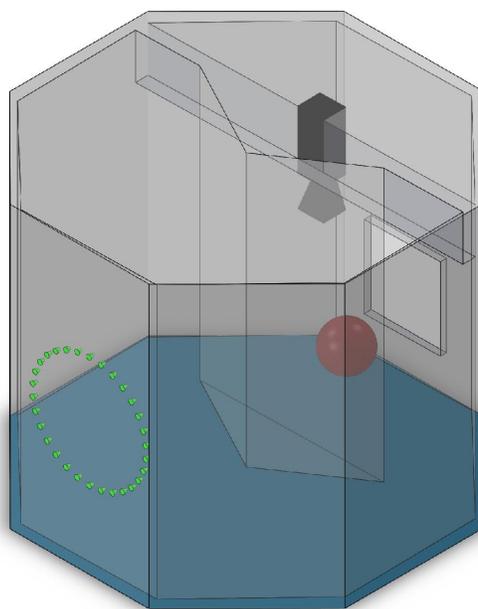


Figura 2-7: Diagrama 3D del espacio de iluminación controlado.

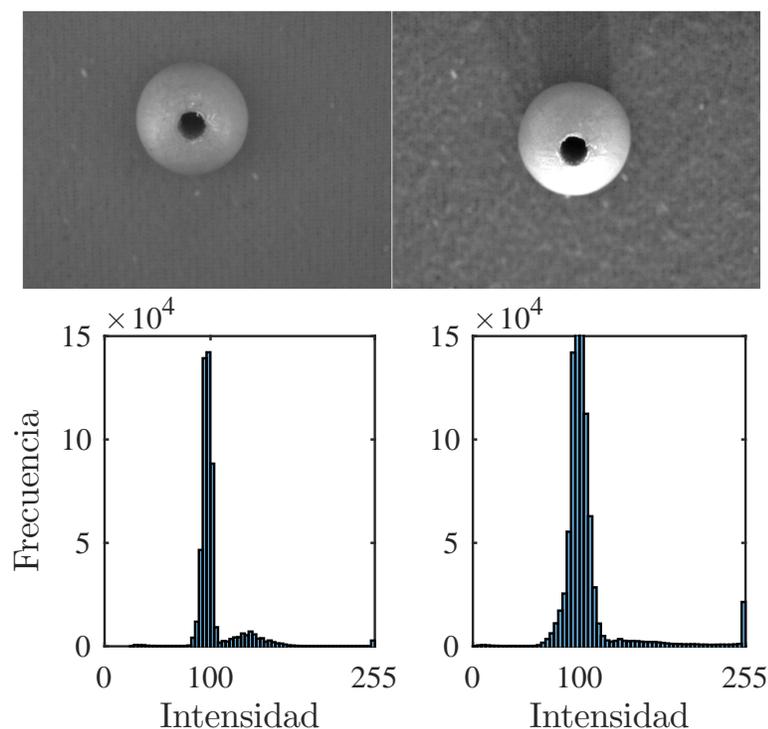


Figura 2-8: Izquierda: Imagen dentro del espacio controlado. Derecha: Imagen fuera del espacio controlado.

La segunda escena es la descrita con forma de 'Y', la cual se usa para la captura de objetos en caída libre. Esta estructura presenta cambios respecto a la original debido a la necesidad de mayor cantidad de luz al momento de la captura de la imagen, por tal motivo se sacrifica la calidad de la imagen en brillos y sombras, para mejorar las condición de distorsión por movimiento. Este escenario cuenta de igual forma con paredes blancas que reflejan la luz en el interior del escenario. Tiene en uno de los extremos acople para la cámara, y en el extremo contiguo, un espacio destinado para ajustar la corona de LED. En el extremo opuesto se cuenta con una base que funciona como fondo de contraste para las imágenes. El color azul es seleccionado para generar un mayor contraste frente a los colores de los objetos seleccionados para las pruebas que en términos generales son pequeñas frutas que varían los colores entre verdes y rojos. Esta base tiene además un compartimiento para el almacenamiento de los objetos, un motor que gira una base con ranuras que facilita el dispensado de los objetos uno a uno, y un sensor de presencia conectado al microcontrolador para facilitar la sincronización del disparo de la cámara y la iluminación, justo en el momento en que el objeto entra en la línea de visión del sistema. El esquema de la escena en 'Y' es mostrado en la figura 2-9 en la cual se añade el alimentador con sus respectivos controles.

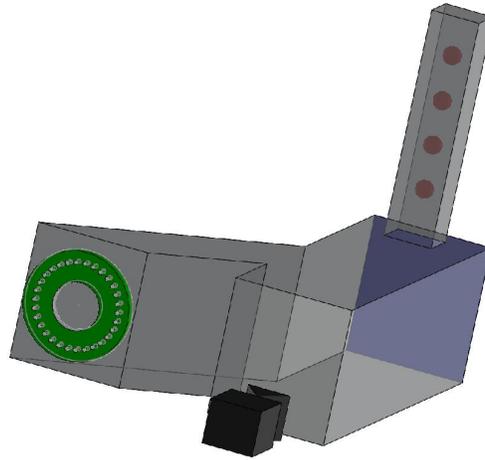


Figura 2-9: Estructura en 'Y' donde se realiza la captura de las imágenes en caída libre.

2.4. Modos de operación

Una de las principales motivaciones del sistema de captura de imágenes multiespectrales es capturar imágenes a alta velocidad, no solamente por la posible implementación en entornos industriales sino también por la disminución de la distorsión por movimiento generada en los casos de objetos en movimiento. Pero no todas las aplicaciones tienen restricciones de tiempo real. Por lo que para el sistema se implementa un modo de operación que permite aumentar la precisión y la resolución de color al costo de velocidad de adquisición. Este proceso se puede llevar a cabo solamente en el entorno de captura en forma de prisma octogonal, ya que requiere que los objetos se encuentren estáticos. Para lograr el aumento en la resolución de color, se modifica el tiempo de exposición de la cámara, motivo por el cual se reduce la velocidad del sistema. De esta forma el sistema puede trabajar en un modo de operación con alta velocidad, para capturar 120 imágenes por segundo correspondientes a 8 imágenes multiespectrales de 15 longitudes de onda. O trabajar en un modo de alta precisión, donde requiere al menos 30 segundos para capturar una imagen multiespectral, pero se garantiza la mayor calidad posible en la imagen, y se obtiene una mayor precisión del sistema.

2.5. Pruebas de velocidad

Las pruebas de velocidad son realizadas en dos diferentes contextos, el primero para efectuar la caracterización del sistema con las 15 diferentes longitudes de onda y sin restricciones de tiempo. Esta caracterización es descrita en el capítulo 3. El segundo contexto se genera cuando existen restricciones de velocidad como el caso en el que los objetos estén en caída libre. En este caso se dispone del escenario con forma de 'Y' para generar la máxima iluminación en periodos de tiempo cortos, de forma que se obtenga la mejor calidad de imagen con la mínima distorsión por movimiento posible. El escenario cuenta con un detector de proximidad que se encuentra fuera del alcance de la cámara este sistema se encarga de proporcionar una señal de disparo hacia la cámara justo en el momento en el que la barrera que retiene los objetos en el alimentador es retirada. Para este caso es necesario disminuir a 4 las longitudes de onda con las cuales se genera la imagen multispectral, debido a que el objeto está ganando velocidad y no se cuenta con el tiempo suficiente para generar las 15 diferentes capturas.

Para obtener una adecuada adquisición de imágenes en caída libre se debe garantizar que el objeto esté presente en 4 imágenes para generar una imagen multispectral con mayor información. Este proceso se logra al modificar dos parámetros en el sistema, disminuir el tiempo de adquisición de la cámara, y sincronizar la iluminación justo en el momento de la captura de la imagen. Al disminuir el tiempo de adquisición de la cámara (0,03ms) se logra aumentar la cantidad de imágenes por segundo. Esta disminución del tiempo de adquisición implica aumentar la cantidad de luz presente en el sistema. El segundo parámetro necesario se logra gracias al diseño de la corona de iluminación. Esta corona regula los tiempos entre el disparo de la cámara y la captura de la foto para generar un efecto estroboscópico que ayuda a reducir el efecto de distorsión por movimiento. La comparación de los resultados del sistema en caída libre son mostrados en la figura 2-10 donde se puede apreciar en la primera fila de imágenes suficiente brillo para saturar el sensor, debido al tiempo de exposición prolongado, pero una distorsión ocasionada por el movimiento del objeto. Para la segunda fila de imágenes se reduce la distorsión producida por la caída libre, mediante la disminución del tiempo de exposición de la cámara, esto conlleva a usar mayor potencia de iluminación para generar una imagen de calidad y requiere de una sincronización entre el disparo de la cámara y la iluminación para generar el efecto estroboscópico que ayuda a eliminar la distorsión por movimiento. Para las imágenes en la tercera y cuarta, se elimina el fondo para apreciar de mejor forma el fenómeno de la distorsión.

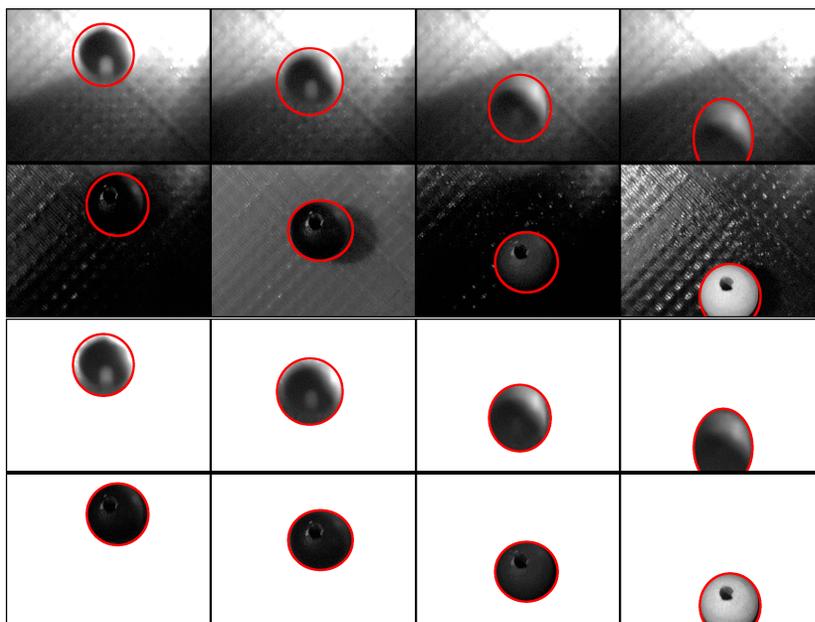


Figura 2-10: Mosaico imágenes en caída libre.

2.6. Pruebas de sincronización

Para evaluar el desempeño del sistema a máxima velocidad se realiza una prueba visual en la que la cámara enfoca directamente la corona de LEDs. En esta prueba se establece en la cámara el tiempo mínimo de exposición correspondiente a $0,3\text{ ms}$, un ciclo útil $D = 1\%$, y el tiempo de duración de la luz correspondiente a un solo ciclo. Con esta configuración se evita saturar el sensor, y se puede verificar el encendido de cada una de las parejas de LEDs en el momento oportuno. En la figura 2-11 se muestra el diagrama de tiempo correspondiente a la prueba de sincronización a máxima velocidad, donde el retardo de 6 ciclos de reloj es encontrado experimentalmente para generar el disparo de iluminación justamente en medio del tiempo de exposición de la cámara, para garantizar la mayor recepción de la luz. La figura 2-12 muestra la imagen capturada por la cámara en condiciones adecuadas para una correcta visualización, y las siguientes imágenes muestran cada uno de los ciclos de iluminación para cada LED, en estas se puede verificar la posición en cada uno de los destellos que corresponde al encendido sincronizado.

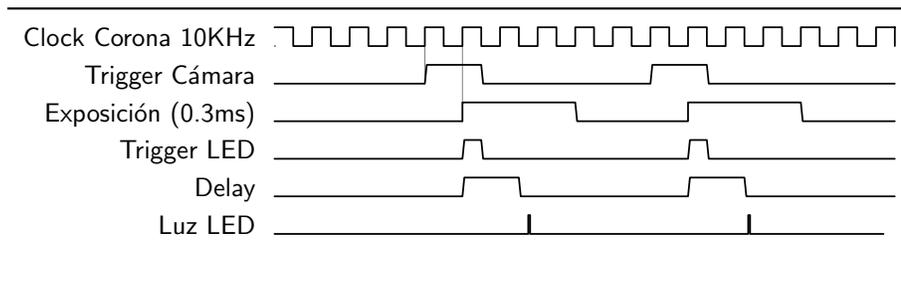


Figura 2-11: Diagrama de tiempo para pruebas de sincronización.

2.7. Proceso de calibración

El sistema de captura de imágenes multispectrales necesita un proceso de ecualización. Este proceso en los sistemas de medidas espectrales se entiende como la normalización del color blanco, o de una superficie de máxima reflectancia. Consiste en ajustar los diferentes parámetros, para obtener una medida espectral consistente a partir de un patrón de calibración con firma espectral conocida, con lo que busca generar una serie de condiciones para las cuales se logre obtener una relación entre los valores medidos por el sistema, y los valores establecidos por el patrón de calibración. Particularmente se busca garantizar una respuesta espectral adecuada, ya que ésta puede ser afectada por las eficiencias de los sensores y los actuadores, que no son perfectas ni uniformes en todo el espacio de medida. Específicamente, la cámara tiene una respuesta espectral diferente para todo el rango de longitudes. Adicionalmente, cada uno de los LEDs emite una cantidad diferente de luz que no puede ser incrementada con el cambio de corriente debido a la necesidad de conservar la longitud de onda central. Al tener en cuenta las limitaciones descritas, el proceso de ecualización debe compensar la cantidad de luz emitida en cada longitud de onda, según la eficiencia de la cámara para capturarla en dicho rango.

La respuesta de intensidad de luz en cada longitud de onda se obtiene al integrar toda la luz recibida por el sensor durante un tiempo de exposición. Por lo que para obtener una respuesta deseada de un patrón conocido, se debe cambiar uno de los siguientes parámetros: el tiempo de exposición en la cámara, la intensidad de la luz de la escena, o la cantidad de luz que recibe el sensor durante el tiempo de exposición; que para este caso se logra mediante la modulación de ancho de pulso de la señal digital.

La primera medida necesaria en la calibración corresponde al espectro proporcionado por cada LED. Esta medida es tomada con un espectrómetro AvaSpec-ULS2048XL-EVO⁵ sensible desde el espectro visible hasta el infrarrojo cercano en el rango 350 nm hasta 1700 nm. Estas medidas se pueden ver en la figura 2-13 (figura tomada de 2-3 para facilidad del lector),

⁵(Avantes, Apeldoorn, The Netherlands)

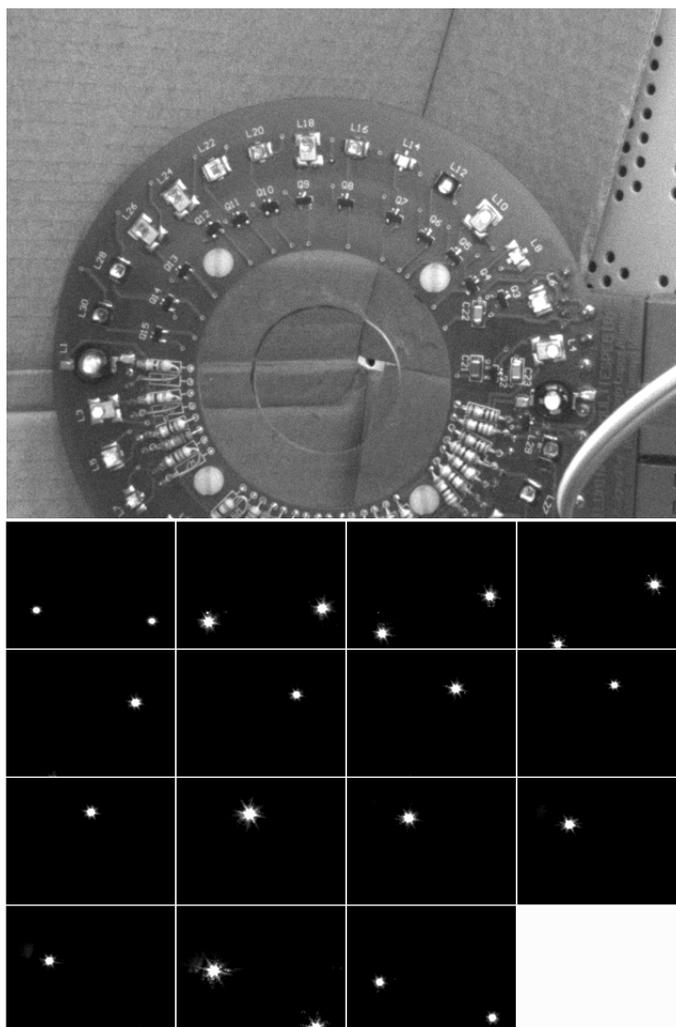


Figura 2-12: Imágenes tomadas a máxima velocidad del encendido de los LEDs.

y permiten definir las longitudes de onda centrales de cada LED de forma experimental, y verificar la información proporcionada por los fabricantes, en la que enfatizan que dicha longitud corresponde a pruebas realizadas bajo determinadas condiciones, especialmente la corriente nominal de trabajo. Dadas las características del espectrómetro, se hizo necesario cambiar los tiempos de integración del sensor en cada LED, con el fin de evitar saturaciones del mismo, por lo que, las medidas de amplitud no se encuentran normalizadas.

Una superficie de referencia blanca SRS-99-010 ⁶ es usada como patrón. Ésta asegura una reflectancia del 99% en todas las longitudes de onda del rango capturado por la cámara. El proceso de calibración consiste en definir un tiempo de adquisición fijo, mientras se modifica el ancho del pulso del PWM para cada longitud de onda, con el fin de obtener una respuesta

⁶(Spectralon 99% Labsphere, Inc, NH, USA)

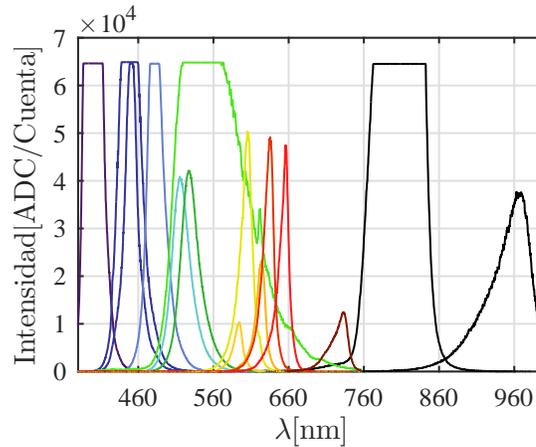


Figura 2-13: Espectros de los 15 LEDs medidos con espectrómetro.

espectral cercana al 90 – 95 % del punto de saturación de la cámara, que corresponde a la reflectancia del patrón. Si no se alcanza este valor, se asume que la cámara no logra obtener dicho punto de saturación y se selecciona un ciclo útil del 100 % que garantiza la mayor cantidad de luz. De esta forma se encuentra una relación entre la cantidad de luz y la eficiencia de la cámara en cada longitud de onda. La tabla 2-4 muestra los ciclos útiles definidos para un tiempo de adquisición de 0,8ms en la columna PWM.

La figura 2-14 muestra la respuesta espectral obtenida de la superficie de reflectancia, dentro del espectro visible, en cada uno de los siguientes casos: 1. Ciclo útil variable y tiempo de exposición variable (línea punteada roja). 2. Ciclo útil variable y tiempo de exposición fijo de 0,8ms (línea discontinua azul), y 3. Tiempo de exposición fijo y ciclo útil fijo del 50 % (línea punto-rayo verde). La curva normalizada (línea negra solida) muestra la respuesta ideal del sistema. Por esta razón, es necesario compensar los valores obtenidos, en especial para los rangos bajos, y darle un peso equivalente a todas las longitudes de onda mediante el proceso de normalización que será explicado más adelante. El valor del tiempo de exposición fijo se selecciona de 0,8ms ya que permite una velocidad máxima de la cámara de 120fps. En el caso del ciclo útil variable y tiempo de exposición variable, los valores dependen de la longitud de onda (8ms para las longitudes de onda azules, 4,5ms para las verdes, 1,5ms las amarillas y 0,8ms para las rojas). A pesar de que la gráfica mostrada en rojo presenta una mejor respuesta, ya que reduce la velocidad total del sistema a 30 segundos por imagen, incrementa el ruido en las imágenes, genera efectos de distorsión para objetos en movimiento, e implica un aumento en la temperatura por parte de la corona de iluminación, lo que disminuye la vida útil de los LEDs. Por eso la configuración seleccionada es representada por la línea punteada azul y con la cual son calculados los valores del ciclo útil mostrados en la tabla 2-4. Es importante resaltar que no se contaba con una referencia para las longitudes fuera del espectro visible, por lo que el ciclo útil fue ajustado con la respuesta del espectrómetro

a dichas longitudes para evitar saturaciones del sensor.

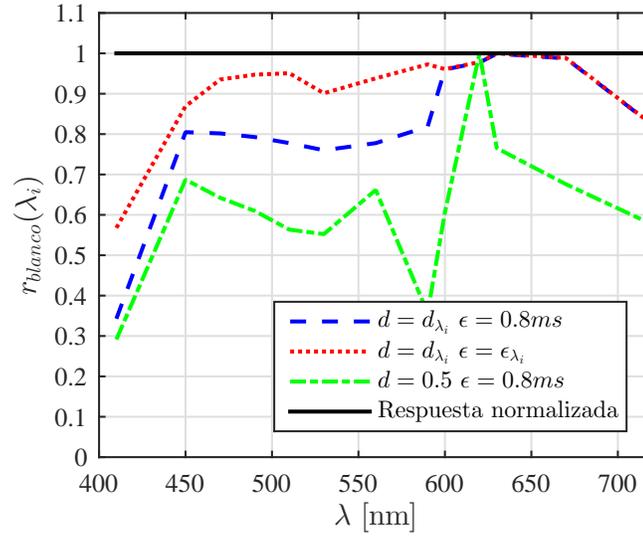


Figura 2-14: Respuesta del sistema multispectral a la referencia blanca con diferentes tipos de calibración.

El valor máximo de cada longitud de onda se usa para calcular un factor de normalización (r_{blanco}) como se muestra en la ecuación (2-1). Donde r_{negro} representa los valores de la cámara en completa oscuridad (Temporal Dark noise) y permite compensar el ruido del negro. En condiciones ideales este valor debe ser cero, pero debido al ruido propio del sensor de la cámara puede cambiar. Se recomienda realizar la calibración con frecuencia debido al desgaste natural de los LED (a pesar de que están diseñados para soportar alrededor de 6000 horas de encendido antes de presentar cambios notables [87]), o cada vez que se realice un cambio de escenario o un reemplazo de cualquier componente principal del sistema.

$$R = \frac{r_{medida} - r_{negro}}{r_{blanco} - r_{negro}} \quad (2-1)$$

La línea roja sólida en la figura 2-15 muestra la respuesta equivalente de la referencia blanca para el sistema hiperespectral, y la azul, la respuesta del sistema multispectral luego de

λnm														
410	450	470	490	505	530	560	590	600	620	630	670	720	840	960
pwm %														
100	84	81	82	83	92	72	100	66	49	57	70	86	41	100

Tabla 2-4: PWM para calibración por longitud de onda $\epsilon = 0,8ms$.

la calibración del PWM. Estas gráficas muestran una respuesta similar para dos sistemas diferentes, con baja reflectancia en las longitudes de onda azules, y picos en la sección de los rojos.

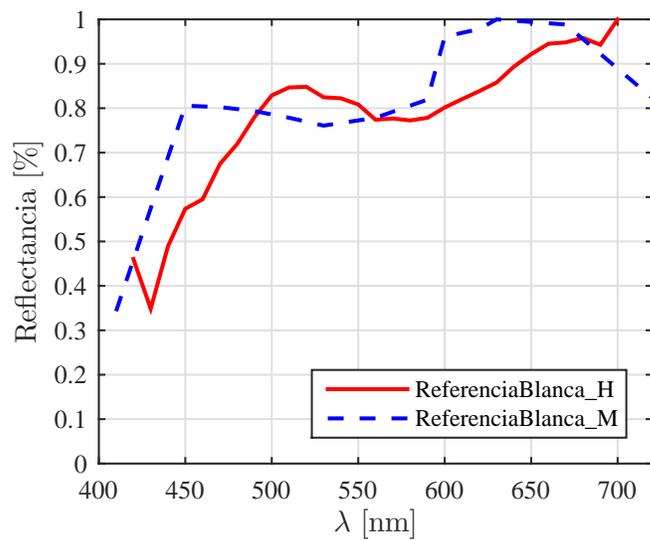


Figura 2-15: Comparación de la respuesta espectral de la referencia blanca para ambos sistemas.

3 Caracterización del sistema

En este capítulo se realizan las diferentes pruebas que permiten medir la precisión y exactitud del sistema para medir color, por lo que en la mayoría de pruebas solo se usa el espectro visible. Se realizan medidas a nivel del espectro y a nivel de color, por lo que se hace necesario un proceso de reproducción de color. Todas las pruebas del espectro y del color son realizadas con una carta de color (ColorChecker) ¹ de 24 colores mostrada en la figura . Cada uno con una firma espectral conocida, y valores especificados en los espacios de color sRGB y CIELab. La carta está dividida en 4 columnas con 6 colores cada una: La columna de grises que posee tonos neutros con diferentes reflectancias de luz. La columna de colores primarios y secundarios que incluyen las componentes del espacio de color RGB (rojo, verde y azul) y CMY (amarillo, cian y magenta). Una columna de colores misceláneos que incluyen algunas combinaciones de primarios como naranja y verde amarillo. Finalmente, la columna de colores presentes en la naturaleza como el color del follaje o el de la piel.

Una vez capturadas las imágenes multiespectrales de la carta de color, el sistema proporciona un hipercubo espectral representado en la figura 3-2 donde se observa la imagen original, y los diferentes planos del hipercubo que representan la información de reflectancia de cada una de sus bandas. Con esta información es posible identificar cada uno de los colores presentes en la carta, y determinar la exactitud y la precisión que posee el sistema para identificar las características de color. Para generar el conjunto de firmas espectrales de la carta, se promedian los valores de los 441 píxeles centrales de cada color(parches cuadrados 21×21) de cada una de las longitudes de onda que pertenecen al espectro visible (*i.e* $\lambda = [400, 700]$ nm), ya que las 3 longitudes restantes no aportan información discriminante relacionada con el color. De esta forma se extrae la firma espectral de 12 longitudes de onda, y se promedian las 441 muestras centrales para cada uno de los 24 diferentes colores del Colorchecker como se muestra en la figura 3-3. Esta carta de color es una herramienta ideal para las pruebas dentro del espectro visible, pero carece de información fuera de él, por lo que no se usan las longitudes del infrarrojo cercano en estas pruebas.

¹Colorchecker de CameraTrax de 2x3



Figura 3-1: Carta de color original.

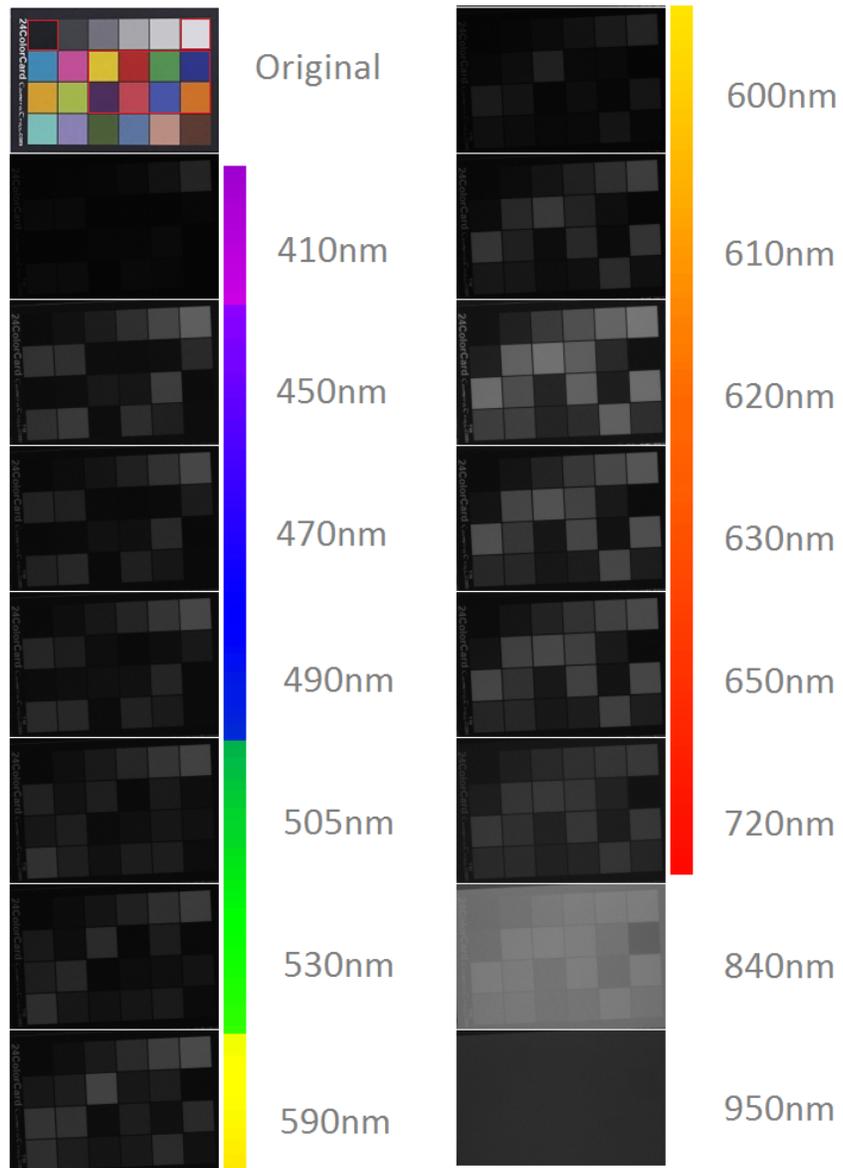


Figura 3-2: Imágenes de la carta de color con el sistema multispectral.

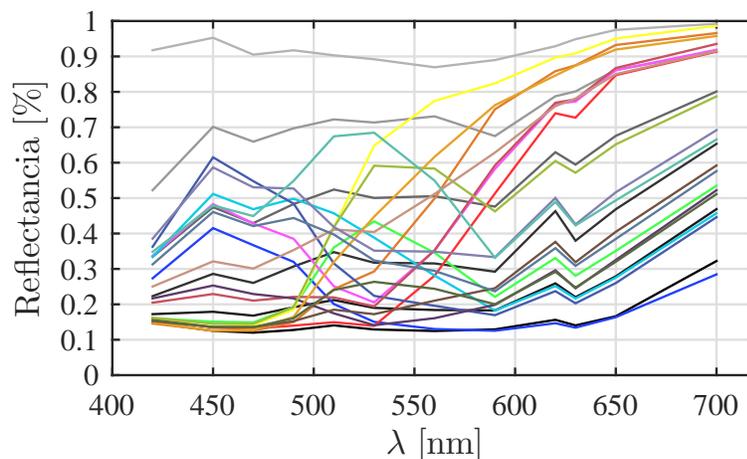


Figura 3-3: Firmas espectrales de la carta de color con el sistema multispectral.

3.1. Repetibilidad y precisión

La precisión del sistema es medida para ambos modos de operación mediante una prueba de repetibilidad a corto plazo. Consiste en medir la varianza en capturas sucesivas del mismo objeto para definir si el sistema cumple con los estándares de un instrumento de medición comercial [88]. Para este estudio se captura 100 veces la misma imagen del objeto de referencia, de forma sucesiva [89], de acuerdo con el estándar (ASTM E2214) [90]. De las 100 imágenes tomadas se recomienda emplear de forma aleatoria un porcentaje de las mismas, para el caso de este estudio se toman 40. Luego se extrae la información del mismo píxel, para cada una de las 40 imágenes, en el punto central de cada parche de la escala de grises, de la primera columna de la carta.

Estos colores tienen un espectro similar para todas las longitudes de onda, pero cambian en su intensidad. De esta forma es posible verificar la resolución que tiene cada longitud de onda y determinar qué tan repetibles son las muestras a diferentes escalas de reflectancia. Las longitudes de onda del infrarrojo cercano no se toman en cuenta, ya que presentarían valores de repetibilidad no aceptables para un instrumento de medida, puesto que no existe capacidad discriminante con la carta. El objetivo final de este estudio es determinar la habilidad del sistema para reproducir los mismos resultados bajo un entorno de iluminación controlado. Adicionalmente, definir la varianza en la medida, que puede ser interpretada como la resolución del sistema en las diferentes longitudes de onda.

La figura 3-4 muestra la variabilidad que presenta el sistema en las 6 firmas espectrales de la escala de grises respecto a su media, y compara los dos diferentes modos de operación. Por ejemplo, se puede determinar cuáles son los rangos que presentan mayor varianza entre las

diferentes muestras capturadas y cómo el modo de operación del sistema afecta directamente la precisión de las muestras.

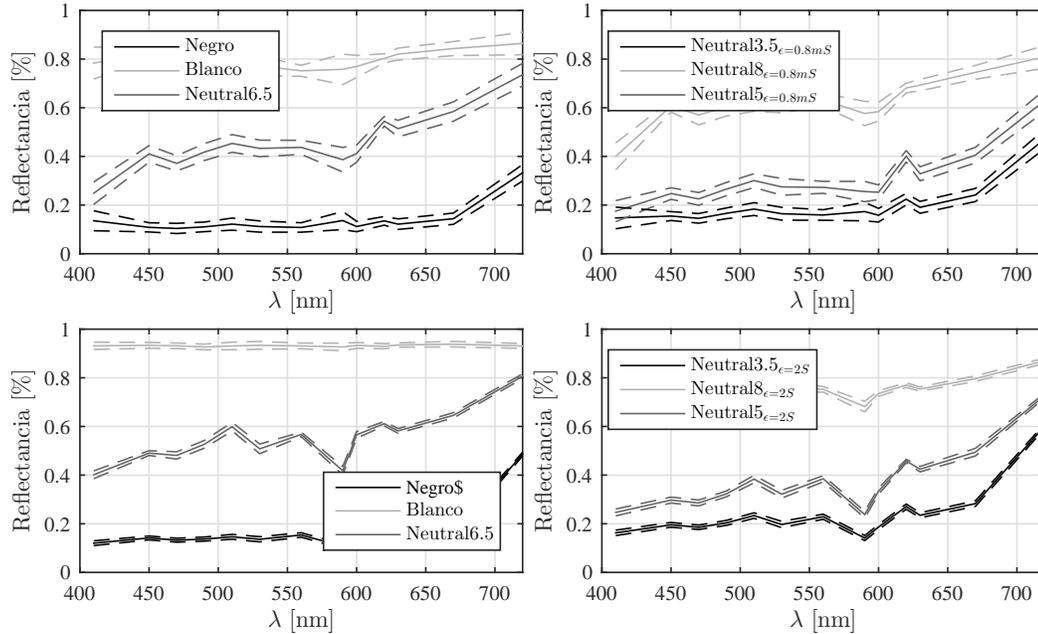


Figura 3-4: Precisión de las diferentes firmas espectrales. Arriba: Velocidad $\epsilon = 0,8mS$. Abajo: Precisión $\epsilon = 2S$.

La figura 3-5 muestra el promedio y el rango de las diferentes capturas para los 6 colores de la escala de grises en alta velocidad. Se pueden observar diversas características, por ejemplo la disminución en la resolución en las longitudes azules y violetas, especialmente en los tonos oscuros, debido principalmente a la eficiencia del sensor. El resto del espectro visible muestra una distribución equidistante de los diferentes tonos. También se observa la consistencia en el nivel de reflectancia que presenta la mayor parte de los niveles de gris en el espectro visible.

La figura 3-6 muestra de nuevo las medidas de rango y promedio para el sistema al cambiar el modo de operación. Aquí se mejora la precisión del sistema, se aumenta la resolución de color, y además se garantiza que las características espectrales de los objetos se preservan. Estas pruebas de repetibilidad a corto plazo basadas en promedio y rango [91], muestran un valor elevado en la varianza tanto en los extremos del espectro visible (410 y 720nm) como en la longitud amarilla (590nm). Esta situación ocurre por dos razones: la cantidad de luz que pueden emitir los LEDs en estas regiones problemáticas, y la cantidad de luz que es capaz de recibir el sensor. A pesar de este fenómeno, los valores de repetibilidad permanecen por debajo del 5% lo que indica que es un instrumento confiable de acuerdo con los estándares que indican que debe permanecer por debajo del 10% [91]. Otras razones pueden ser posibles problemas de sincronización entre el momento de la captura de imagen y el encendido de la

iluminación, la influencia de la luz externa o la misma naturaleza del sensor.

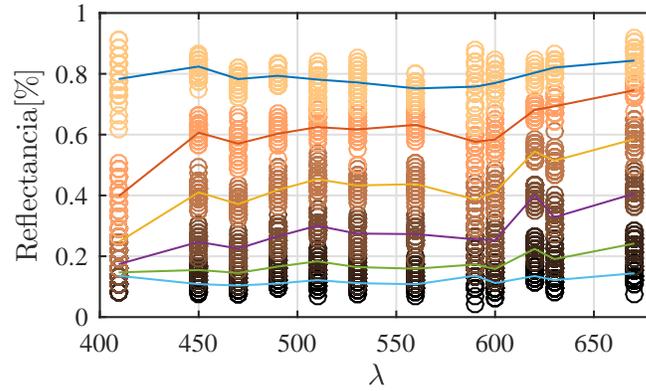


Figura 3-5: Gráfico de repetibilidad en rango y distribución para el modo de alta velocidad.

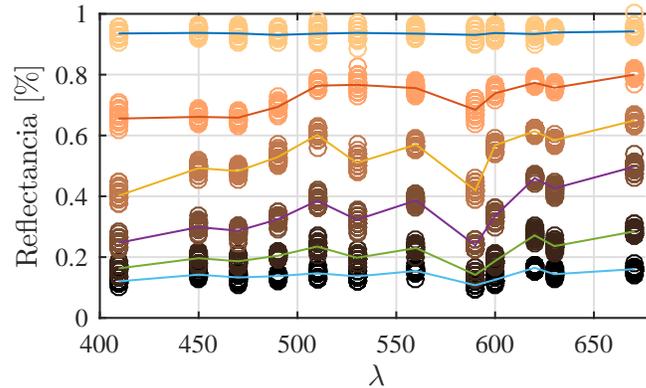


Figura 3-6: Gráfico de repetibilidad en rango y distribución para el modo de alta precisión.

Las tablas 3-1 y 3-2 muestran el estudio de repetibilidad a corto plazo basado en la varianza de los datos por cada longitud de onda para cada modo. Los valores de varianza, por ser pequeños, representan una medida con un alto grado de repetibilidad, ya que mientras más se acerque a 0 el grupo de datos se encuentra más concentrado. El estudio de la varianza (StudyVar %) identifica el porcentaje de cambio en la misma medida. Si este valor permanece inferior al 10 % indica que el instrumento es confiable y que sus medidas son repetibles. También se muestra la medida de concentración de los datos mediante el porcentaje de contribución de la varianza (Contribución %). Se desea cercano a 0 y debe permanecer por debajo de 1 para indicar un instrumento aceptable. El resultado final indica que el sistema presenta mejor repetibilidad en el modo de precisión, también se identifica que el modo de alta velocidad solo es aceptable en determinadas aplicaciones de acuerdo con el estándar de repetibilidad de instrumentos; mientras el modo de alta precisión no presenta ninguna

restricción para el estándar. De esta forma es posible clasificar el sistema de adquisición de imágenes como un instrumento de medida confiable, que presenta una varianza promedio en la medida inferior al 10 %, lo que cumple con los criterios definidos por el estándar.

Longitud	Varianza	Contribución %	StudyVar %
410	0.0025	3.8714	19.6758
450	6.2583e-04	0.7946	8.9139
470	8.1213e-04	1.1380	10.6676
490	8.1612e-04	1.1438	10.6949
505	0.0011	1.5943	12.6264
530	0.0011	1.5839	12.5851
560	5.9012e-04	0.8644	9.2972
590	0.0023	3.6306	19.0542
600	0.0012	1.7154	13.0973
620	4.2167e-04	0.6190	7.8674
630	7.0219e-04	0.8914	9.4412
670	9.1671e-04	1.1683	10.8090
720	0.0019	4.2157	20.5321
Promedio	1.1527e-03	1.6334	12.1840

Tabla 3-1: Tabla de repetibilidad y varianza para el modo de alta velocidad.

Longitud	Varianza	Contribución %	StudyVar %
410	2.2643e-04	0.2229	4.7216
450	1.1267e-04	0.1208	3.4760
470	1.2925e-04	0.1353	3.6779
490	1.3528e-04	0.1443	3.7988
505	1.9053e-04	0.1995	4.4669
530	2.8747e-04	0.2787	5.2794
560	1.1787e-04	0.1267	3.5599
590	2.3320e-04	0.2160	4.6476
600	1.3564e-04	0.1313	3.6239
620	8.7086e-05	0.1003	3.1668
630	9.0694e-05	0.0971	3.1166
670	1.3912e-04	0.1540	3.9241
720	9.5478e-05	0.3337	5.7768
Promedio	1.5236e-04	0.1738	4.0951

Tabla 3-2: Tabla de repetibilidad y varianza para el modo de alta precisión.

3.2. Exactitud en color

Las cámaras RGB convencionales dividen la información de la luz en imágenes con longitudes rojas, verdes y azules, de forma similar al proceso realizado por las células del ojo humano. En cambio, los sistemas multispectrales dividen el espectro en muchos cortes finos, que pueden contener información ignorada para el ojo humano o para las cámaras tradicionales, pero que se presenta en una variedad de fenómenos visuales y ópticos [92], incluido el meta-merismo [93] y la constancia del color [94]. La representación del color se hace necesaria para medir la exactitud del sistema, debido a que la carta de color presenta los valores de referencia en medidas proyectadas sobre el espacio de color sRGB. De forma adicional, las diferentes proyecciones a los espacios de color, permiten tener una interpretación de las características según la representación de cada espacio.

3.2.1. Reproducción de color (color verdadero)

La reproducción de color es el método por el cual se emplea toda la información del espectro visible para generar una proyección a un espacio de color determinado. Adicionalmente, busca una representación del color basada en los posibles cambios generados por la luz del ambiente. Las cámaras RGB tradicionales cuentan con un conjunto interno de filtros en el sensor para diferenciar algunas longitudes de onda y generar una reproducción de color a partir de estas. Este conjunto es conocido como filtro de Bayer y consiste en un arreglo de parches rojo-verde y verde-azul alternados por filas sobre el sensor [95]. Cuenta con mayor número de parches verdes debido a que el ojo humano es más sensible a la luz verde que a la luz roja o azul, de forma que permite generar una reproducción del color a partir más aproximada a la percepción humana.

Debido a que el sistema multispectral no tiene un filtro de bayer para diferenciar la información del RGB, se realiza un proceso basado en la metodología descrita en [96, 93], donde cada longitud de onda tiene un aporte al espacio de color CIE 1931 XYZ, como se muestra en las ecuaciones (3-1) donde R_i corresponde a las medidas espectrales, S_i a la distribución del iluminante, que para el caso específico de la carta de color el fabricante determina que se usa una iluminación D65 correspondiente a la iluminación diurna, y $\bar{X}_i, \bar{Y}_i, \bar{Z}_i$ que corresponden al estándar de colorimetría de la Comisión Internationale de l'Éclairage (CIE). Este proceso permite fusionar todas las longitudes de onda y generar un espacio RGB a partir del XYZ que es considerado el color verdadero del objeto, basado en la percepción del ojo humano. Para este modelo Y representa la cantidad de luz, X y Z representan una aproximación a la respuesta de los colores rojo, verde y azul en los conos del ojo humano, siendo Z un aproximado al estímulo de azul en los conos de longitud corta (conos S), y X una mezcla de

las respuestas ante el rojo y el verde (conos L y M) [97].

$$\begin{aligned}
 X &= \frac{1}{N} \sum \bar{X}_i R_i S_i \\
 Y &= \frac{1}{N} \sum \bar{Y}_i R_i S_i \\
 Z &= \frac{1}{N} \sum \bar{Z}_i R_i S_i
 \end{aligned} \tag{3-1}$$

Una vez realizado el proceso de reproducción de color se consigue una imagen en un espacio de tres dimensiones de color CIE XYZ 1931, que puede ser convertido a cualquiera de los espacios de color conocidos según las necesidades, como al espacio RGB para la visualización en un monitor, el espacio CMYK para la impresión de un documento, o el espacio CIE Lab que permite mejores comparaciones entre la exactitud del color real del objeto y el obtenido por la cámara. Las figuras 3-7 y 3-8 presentan la ubicación ideal de los diferentes colores de la carta de color dividido por columnas. Esta representación se realiza en el diagrama de cromaticidad xy del espacio CIE 1931, y ayuda a representar los colores según la longitud de onda dominante, además es usada en este caso para comparar las distancias entre los valores ideales y los entregados por el sistema de adquisición de imágenes multiespectrales.

En las figuras 3-9 y 3-10 se muestran las comparaciones por color de cada una de las columnas. Se observa una ligera tendencia de los colores entregados por la cámara hacia valores de x mayores, que corresponden a las longitudes de onda rojas. Este fenómeno puede deberse a que la temperatura del color producida por la combinación de los LEDs, ya calibrados, no corresponde exactamente al estándar D65 de luz, sino que tiene una temperatura de color inferior (más cálida), lo que genera imágenes con tendencia a colores más amarillos y rojos. Otra causa del cambio de color es el ancho de banda de los LEDs cercano a los 20nm, y este ancho de banda no es considerado por el algoritmo, combinado con la respuesta de la cámara que es no lineal.

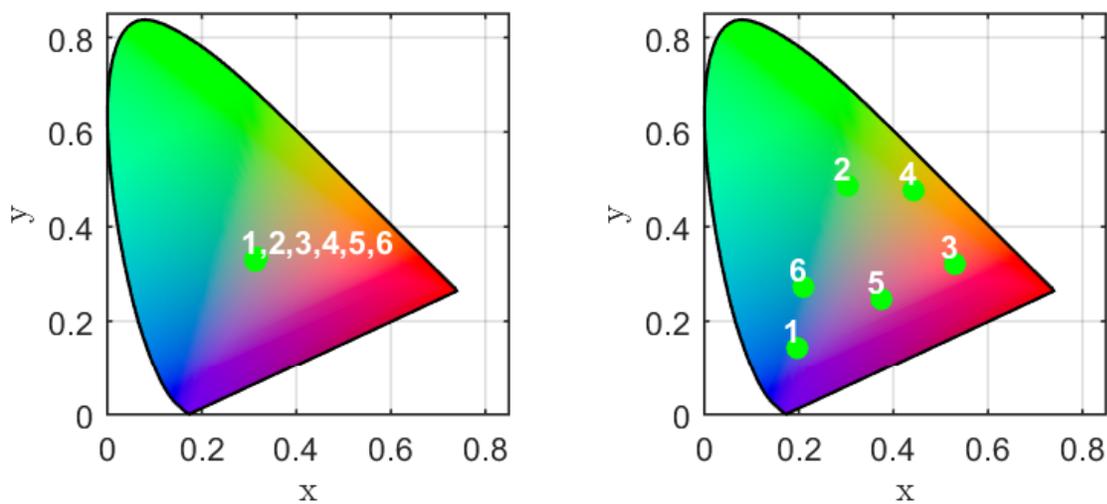


Figura 3-7: Diagrama de cromaticidad xy con los parches ideales de las columnas 1 y 2 de la carta de color.

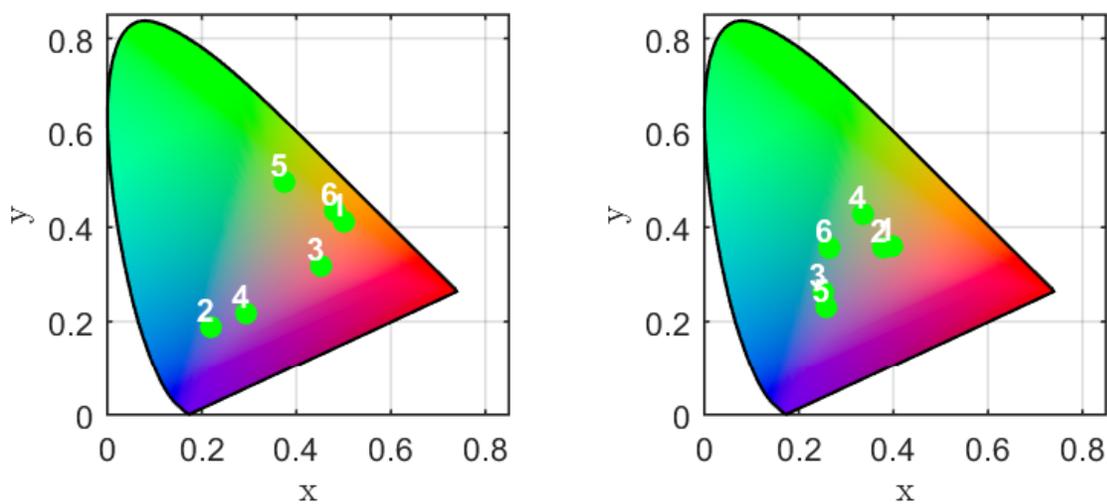


Figura 3-8: Diagrama de cromaticidad xy con los parches ideales de las columnas 3 y 4 de la carta de color.

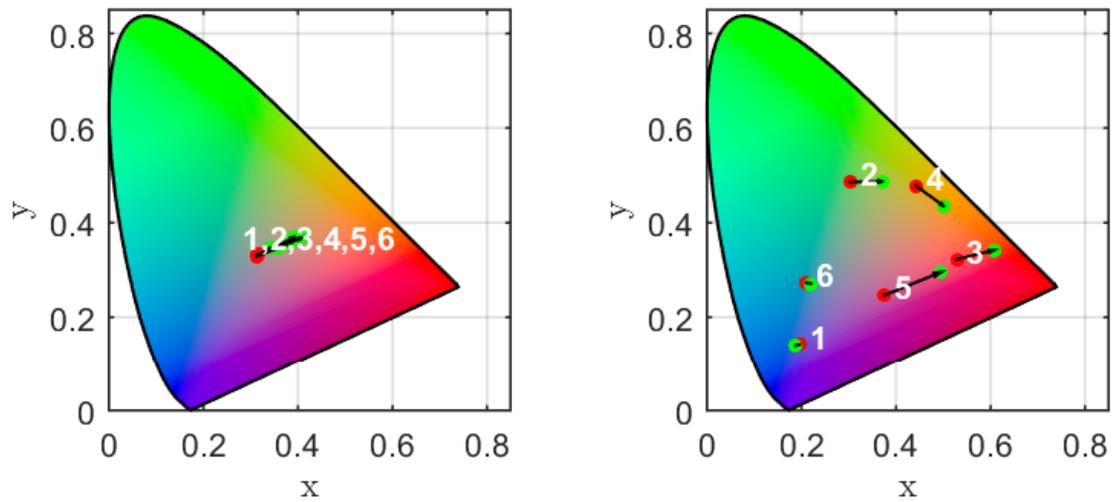


Figura 3-9: Comparación entre los valores entregados por la reproducción de color y el valor ideal de las columnas 1 y 2 carta de color.

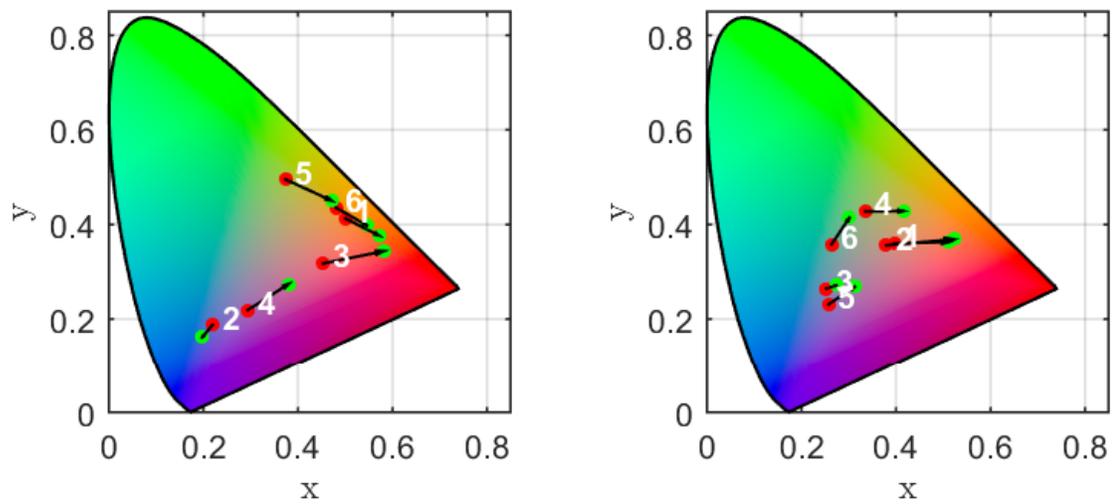


Figura 3-10: Comparación entre los valores entregados por la reproducción de color y el valor ideal de las columnas 3 y 4 carta de color.

Corrección de error

Para solucionar el problema de la tendencia roja en las imágenes, es posible encontrar una matriz de transformación que ajuste o mueva los colores a una ubicación próxima a la percepción del ojo humano. Se encuentra gracias a la carta de color empleada como objeto de referencia, porque posee la información real de la ubicación de los colores, además este instrumento es usado en fotografía para definir perfiles de color, y hacer correcciones de balance de blancos.

Lineal La forma inicial de realizar el perfil de color es seleccionar una sección de cada color o parche, y compararla con el valor ideal, de modo que se genere un sistema de ecuaciones lineales como se muestra en la ecuación (3-2) . De esta forma se puede calcular la matriz pseudoinversa a partir de la matriz entregada por la cámara A y al multiplicarla por la matriz de valores ideales B , encontrar una matriz C de transformación que define el perfil de color.

$$\begin{aligned} Ax &= B \\ A^+ Ax &= A^+ B \\ C &= (AA^+)^{-1} A^+ B \\ C &= IA^+ B \end{aligned} \tag{3-2}$$

Las figuras 3-11 y 3-12 muestran la comparación de la ubicación de los colores una vez aplicado el perfil de color adquirido por la matriz pseudoinversa. En ellas los colores están más cercanos al valor ideal.

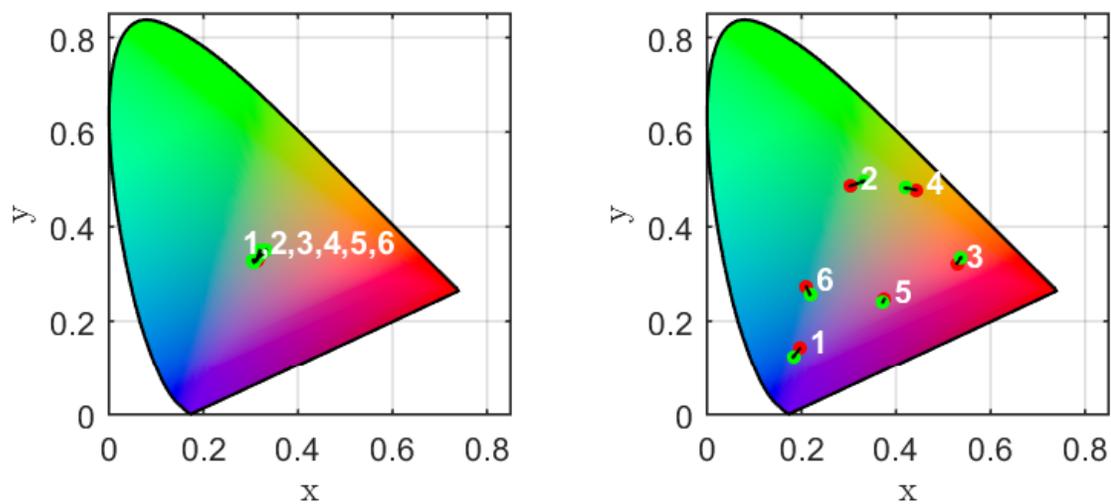


Figura 3-11: Comparación entre los valores entregados por el perfil de color de la matriz pseudoinversa y el valor ideal de las columnas 1 y 2 carta de color.

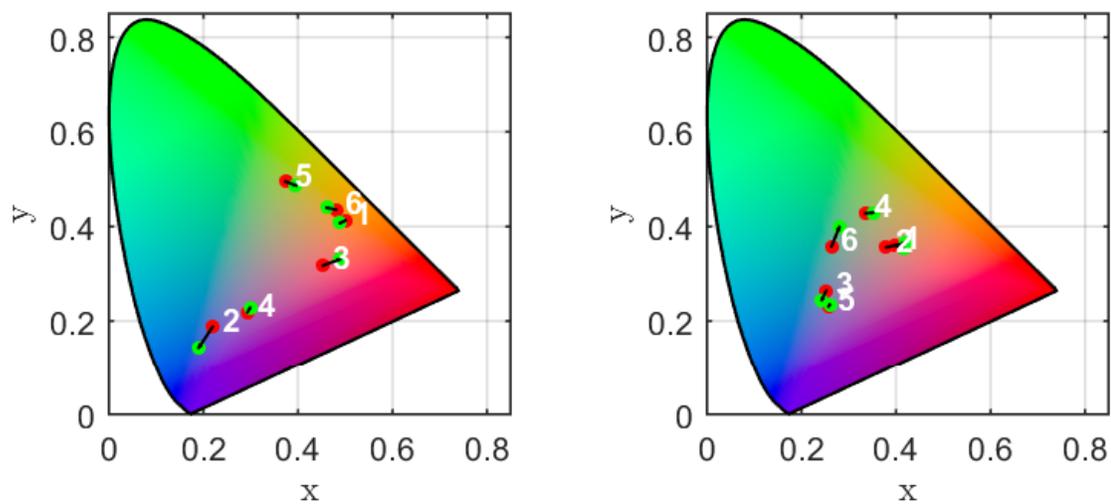


Figura 3-12: Comparación entre los valores entregados por el perfil de color de la matriz pseudoinversa y el valor ideal de las columnas 3 y 4 carta de color.

Red neuronal Debido a que los resultados del sistema lineal no son los esperados para llevar el color reproducido a una ubicación más cercana al color real, se procede a implementar una red neuronal artificial[98] que puede modelar de mejor forma las no linealidades del sistema, ya sean generadas por el sensor o por la irregularidad de los anchos centrales de los LEDs. Esta red es entrenada mediante el toolbox Neural Fitting de MATLAB R2015a (The MathWorks, Inc. MA, USA) que genera una red neuronal prealimentada con una capa oculta. Esta red cuenta con 3 entradas que equivalen a cada uno de los colores RGB; 10 neuronas en la capa oculta con función de activación sigmoide, según las recomendaciones dadas en [99]; y 3 neuronas en la capa de salida para producir la corrección del sistema con función de activación identidad. Usa la información de los 24 parches como muestras, es entrenada mediante el algoritmo Levenberg-Marquardt [100] y usa el 70% de los datos para el entrenamiento, y 15% para la validación y 15% para las pruebas. La gráfica del desempeño en el entrenamiento de esta red es mostrado en la figura ?? Este tipo de redes pre alimentadas y con una sola capa oculta son recomendadas para solucionar problemas de ajuste y regresión (fitting) [101], no obstante esta red es entrenada solo con los 24 colores de la carta, por lo que no se cuenta con una representación de rango completo sobre todos los posibles colores, por lo que no se puede asegurar su eficiencia en todo el espacio y su uso debe ser restringido a las pequeñas secciones cercanas a los colores de la carta.

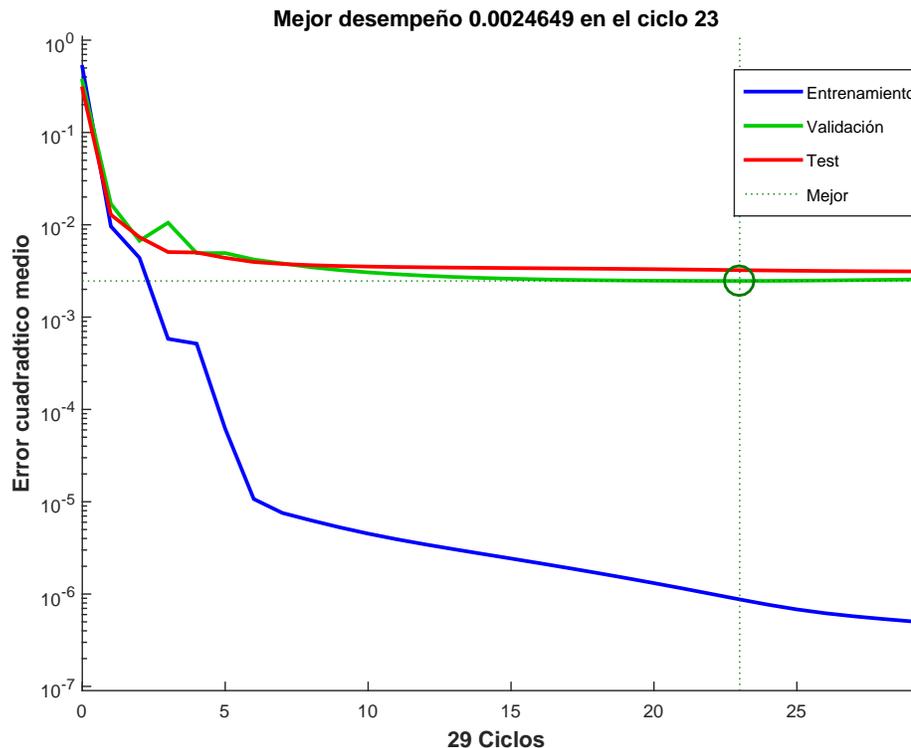


Figura 3-13: Desempeño durante los diferentes ciclos de entrenamiento de la red neuronal.

Las figuras 3-14 y 3-15 muestran la nueva comparación del perfil de color con la matriz de transformación generada mediante esta red neuronal artificial. Con este perfil de color se puede observar que las diferencias en la ubicación no son perceptibles y la imagen puede ser considerada como el color verdadero de la carta en todos los parches. Las imágenes comparativas entre la carta original generada por computadora, la carta resultante de la reproducción de color, y los dos perfiles de color, son mostradas en las figuras 3-16, 3-17 y 3-18 con el fin de tener una representación visual de los resultados del proceso de reproducción de color.

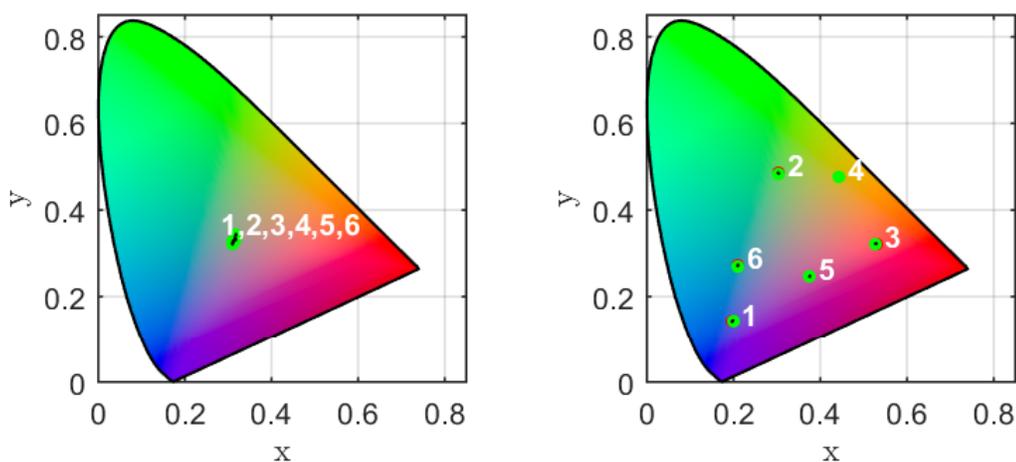


Figura 3-14: Comparación entre los valores entregados por el perfil de color de la red neuronal y el valor ideal de las columnas 1 y 2 carta de color.

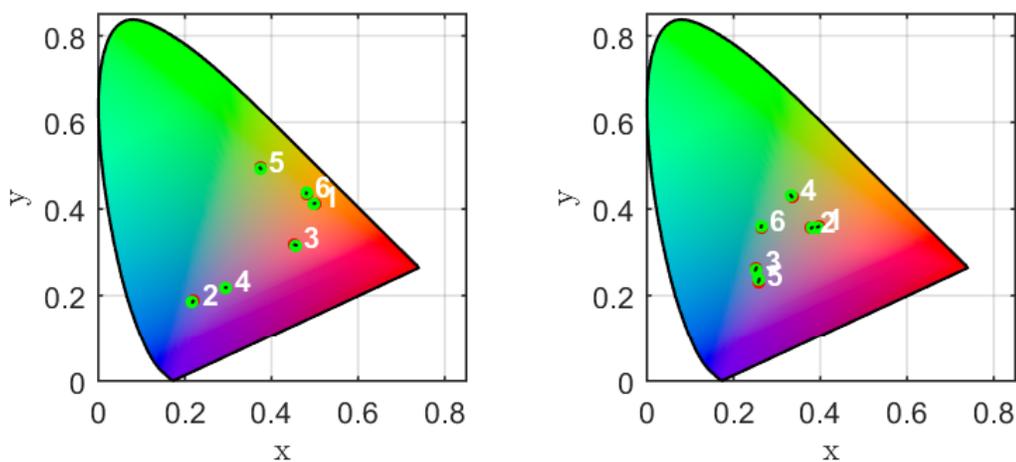


Figura 3-15: Comparación entre los valores entregados por el perfil de color de la red neuronal y el valor ideal de las columnas 3 y 4 carta de color.



Figura 3-16: Comparación visual de las diferentes cartas. Carta original - Carta reproducción de color,



Figura 3-17: Comparación visual de las diferentes cartas. Carta original - perfil pseudoinversa.



Figura 3-18: Comparación visual de las diferentes cartas. Carta original - perfil red neuronal.

Medida de error La distancia euclidiana entre dos colores es la medida empleada para cuantificar sus diferencias. Generalmente, es aplicada en el espacio CIELAB y se denota como ΔE . Su interpretación no debe ser absoluta, ya que según la zona en la que se encuentren los colores, y debido a la falta de uniformidad perceptual del espacio, algunas medidas pueden tener mayor influencia que las demás [102]. El estudio de color realizado por MacAdam [103] presenta algunas de las diferentes regiones del diagrama de cromaticidad, para las cuales el ojo humano no es capaz de distinguir los colores cercanos al centroide de cada elipse. La figura 3-19 muestra un ejemplo de estas elipses distribuidas por el diagrama de cromaticidad, en las cuales se evidencia la no uniformidad.

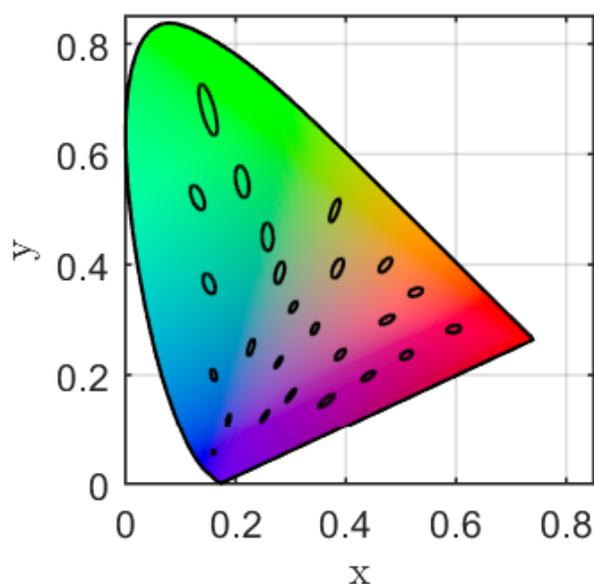


Figura 3-19: Elipses de MacAdam para representar la no uniformidad del espacio CIELAB.

La tabla 3-3 muestra la distancia de color ΔE que presenta la reproducción de color y los dos perfiles de color propuestos, con el fin de tener una medida cuantitativa referente al proceso de reproducción de color y a las alternativas que se cuentan para llevarlo a color verdadero. Aquí se observa cómo la reproducción de color sin perfil presenta los errores más elevados, y ratifica la necesidad de un perfil que corrija el balance de blancos y la cromaticidad. La alternativa más elemental es la técnica de matriz pseudoinversa que muestra una mejoría satisfactoria debido a que las diferencias de color son poco perceptibles. Finalmente, la red neuronal presenta los mejores resultados numéricos, y errores absolutos en la distancia de color inferiores a 5% con un promedio inferior al 2%, por lo que se puede considerar como un instrumento con la capacidad de medir color, y representarlo de la forma más exacta posible, dicha representación puede ser asumida como un color verdadero. Sin embargo hay que tener presente que al usar un proceso de reproducción y corrección de color requiere

un mayor costo computacional y mayor tiempo de procesamiento. De igual forma hay que tener presente que estas correcciones de color no están generadas para funcionar en todo el rango del espacio de color por el número limitado de colores en la carta, y adicionalmente se pueden presentar pérdidas en algunas características de la linealidad del color al usar técnicas como las redes neuronales artificiales. Por lo que estas técnicas deben ser usadas con el conocimiento de sus restricciones y según la aplicación.

ΔE	Reproducción	Pseudoinversa	Red neuronal
Blanco	12.8037	17.5314	1.1286
Neutral 8	30.5569	13.5606	1.3470
Neutral 6.5	25.0437	4.5679	1.7746
Neutral 5	23.7214	8.4946	3.4444
Neutral 3.5	16.4759	9.6954	2.3713
Negro	9.0808	4.7560	1.1195
Azul	14.2372	5.4009	1.1804
Verde	26.8837	11.7933	0.4794
Rojo	39.3690	8.4918	0.4233
Amarillo	30.1920	10.5506	0.1036
Magenta	35.1203	6.1800	0.4885
Cian	13.3036	10.2030	0.3914
Naranja	30.3577	5.3575	0.5350
Azul medio	10.1788	18.1530	2.0051
Rojo suave	45.7634	10.8929	1.1431
Purpura	20.4812	10.6894	0.7291
Amarillo verde	40.9751	10.5657	1.4930
Naranja amarillo	27.3913	12.2930	0.8880
Piel oscura	21.3968	8.3776	1.0566
Piel clara	47.5318	13.2392	0.5582
Azul cielo	16.0489	8.4955	2.1662
Follaje	23.4442	12.8416	1.4937
Azul flor	23.4268	7.2840	3.5795
Azul verde	20.1727	14.3346	1.0152
Promedio	25.1649	10.1562	1.2881

Tabla 3-3: Distancia de color ΔE para la reproducción de color y los perfiles.

4 Comparación espectral frente a un sistema hiperespectral

En este capítulo se presentan diferentes pruebas comparativas del sistema multispectral, frente a un sistema hiperespectral que presenta mejor resolución. Las comparaciones se realizan dentro del rango del espectro visible para examinar las capacidades de ambos sistemas para medir color, y permiten establecer una medida de referencia respecto a la exactitud de las firmas espectrales frente a un equipo de altas prestaciones. Los métodos comparativos empleados surgen debido a las diferentes respuestas que tienen los sensores ópticos, dado que no existe una generalización, se escogen algunos de ellos para realizar las pruebas de similitud.

4.1. Métodos comparativos

Los métodos comparativos presentes en la literatura cambian de un sistema de adquisición de imágenes a otro, ya que dependen directamente de la aplicación, la cantidad de datos que adquieren, y los objetos que son analizados. Los métodos de comparación se dividen principalmente en dos grupos. El primero consiste en una comparación visual de las imágenes, basada en la experiencia de los usuarios y en el nivel de detalle que estas imágenes representen. Para ello, se consideran factores como la morfología de los objetos o las características de la cámara, tales como la distancia focal y la resolución. El segundo método se centra en la estadística de los datos recolectados. Este método entrega resultados cuantitativos para determinar la similitud entre los datos o la cantidad de información que cada sistema aporta en relación con los demás. Uno de los principales referentes de imágenes hiperespectrales son las entregadas por satélite. Ya que estas son capturadas con sistemas de muy altas prestaciones, y se pueden encontrar imágenes provenientes de diferentes fuentes con diferentes características, algunos autores se encargan de usarlas para diferentes objetivos y realizan distintas comparaciones entre ellas.

En Yuhendra Yusuf [104] realizan fusión de imágenes hiperespectrales entregadas por satélite de diferentes características, y establecen criterios de comparación para las imágenes fusionadas con diversos algoritmos. Los criterios utilizados son: la media y la desviación estándar cercanos a los originales, la relación señal a ruido de pico elevada, y valores del error de la comparación pequeños como la raíz del error cuadrático medio (RMSE), el error espectral

promedio relativo (RASE) o el error global adimensional relativo en síntesis (Ergas).

En Bostan [4] comparan dos sistemas de imágenes satelitales, uno considerado como multiespectral con 11 bandas, y el otro hiperespectral con 242. Con la información espectral entregada por estos sistemas, se comparan la exactitud de los mismos para distinguir diferencias en el terreno, mediante clasificadores de máquinas de soporte vectorial (SVM) para diferentes tipos de reducción dimensional al usar PCA.

En Li [105] realizan fusión de imágenes hiperespectrales satelitales para encontrar hasta 27 características para medir el desempeño de la fusión. Luego evalúan cuáles de estas medidas aportan mayor información discriminante. Dentro de estas medidas se encuentran 6 directamente relacionadas con el espectro como son: el error medio (MSE), el quaternion (q4), la calidad sin referencia (qnr), el error relativo espectral promedio (RASE), el ángulo de mapeo espectral (SAM) y el grado de deformación (WARP).

Otros autores emplean sistemas más pequeños, con los cuales pueden tener mayor control tanto del objeto como de las condiciones en las que se encuentre, tales como la iluminación o los filtros que usa el sistema hiperespectral.

En Schuerger [106] se mide la concentración de zinc en un tipo de planta (bahia grass) generado debido al estrés en las hojas, la información proviene de dos sistemas hiperespectrales y sistemas de espectroscopía basados en fluorescencia inducida por láser. El análisis de los datos se realiza mediante regresiones lineales de diferentes índices de vegetación como NDVI o RVI, y la comparación de los sistemas se basa en encontrar los valores p y los r^2 que mejor se ajustan a los modelos. En este trabajo determinan que los sistemas hiperespectrales obtienen mejores resultados con abundante luz, y los sistemas laser funcionan mejor en condiciones poco controladas o de baja iluminación.

En Annamdevula [107] comparan dos microscopios hiperespectrales, uno con filtro óptico acústico, y el otro con un tubo fotomultiplicador, para evaluar las dinámicas de las proteínas fluorescentemente marcadas, estudiando medidas técnicas de los sistemas tales como potencia de los láser, y comparaciones estadísticas como la relación señal a ruido y el error cuadrático medio.

En Toro [108] realizan una comparación cuantitativa de una cámara rgb con un solo sensor ccd contra una cámara de tres sensores para reconstrucción espectral. El estudio utiliza como métricas de comparación la raíz del error cuadrático medio evaluada sobre cada píxel, el coeficiente de bondad de ajuste, y una medida de calidad basada en reconstrucciones (EDGE). Muestran cómo en aplicaciones de reconstrucción espectral son mejores los sistemas con 3 sensores, pero que bajo determinados algoritmos la cámara con un solo sensor puede igualar y superar la calidad de la reconstrucción.

En Naresh Kumar [109] desarrollan una nueva forma de comparar los espectros de la planta vigna genus y discriminar entre sus diferentes especies. La información es adquirida mediante dos distintos espectro-radiómetros, las medidas estándar de comparación que emplean son: El ángulo de correlación espectral SCA que indica la relación lineal de dos espectros. El ángulo de mapeo espectral (SAM) que indica la similitud de dos espectros a pesar de tener

diferencias de iluminación, y la información de divergencia espectral (SID) que muestra la variabilidad de los espectros debido a motivos aleatorios y calcula el comportamiento probabilístico entre espectros.

En Wan [110] utilizan muestras de desoxioligonucleótidos para comparar si las medidas estructurales de los isómeros son iguales, por medio del análisis de los espectros generados mediante un espectrómetro de masas. Emplean dos tipos de medidas: el contraste del ángulo espectral, y el índice de similitud, con el fin de garantizar una repetibilidad en la medición de los resultados espectrales para valores derivados.

4.2. Sistema de referencia

El equipo utilizado para realizar la comparación es un sistema de adquisición de imágenes hiperespectrales de altas prestaciones. Es empleado en experimentos de estimación de calidad en frutas y verduras, por el Instituto Valenciano de Investigaciones Agrarias (IVIA) en Valencia (España) [111]. Está compuesto por una cámara CoolSNAP¹ con una resolución de 1392×1040 píxeles, acoplada a dos filtros sintonizables de cristal líquido (LCTF) Varispec². Es capaz de adquirir 60 diferentes imágenes con longitudes de onda determinadas entre los 420 nm y los 700 nm para el filtro de luz visible, y longitudes de onda entre 650 nm y 1030 nm para el filtro NIR. El entorno de iluminación controlado es un domo de aluminio, con pintura blanca en el interior para minimizar pérdidas, una textura rugosa y un difusor que evita los direccionamientos de luz que ocasionan brillos. La iluminación está compuesta por 12 bombillas halógenas de 37W cada una, distribuida de forma homogénea, la cual garantiza cobertura en todo el espectro capturado por el sistema, el cual requiere un proceso de calibración similar al descrito anteriormente y con la misma referencia blanca. Sin embargo no puede ser calibrado mediante el cambio de intensidad de la luz, por lo que requiere cambiar los tiempos de exposición de la cámara para cada longitud de onda, aumentando considerablemente el tiempo necesario para capturar el cubo espectral, alrededor de un par de minutos por imagen.

Para poder realizar las comparaciones de las firmas espectrales es necesario encontrar los valores de reflectancia comunes para ambos sistemas. Debido a que el sistema hiperespectral posee una cantidad mayor de longitudes, se procede a encontrar los valores restantes de la firma espectral del MSI mediante métodos de interpolación. En este caso en particular se emplea la interpolación lineal ya que es el método más sencillo y el recomendado por su alta precisión [112]. Las longitudes de onda escogidas para la comparación son las 29 bandas que corresponden al filtro visible del HSI ($420 - 700\text{nm}$) con un ancho 10nm entre ellas y se seleccionan nuevamente los 24 colores de la carta. Esta selección se realiza porque el objeto

¹(CoolSNAP ES, Photometrics, AZ, USA)

²(Varispec VIS-07 and NIR-07, Cambridge Research and Instrumentation, Inc., MA, USA)

de referencia no posee características especiales fuera del espectro visible, y éstas no aportan información discriminante para realizar una comparación en dichas bandas. Una representación ideal de la reflectancia espectral esperada por el sistema se muestra en la figura 4-1 para los 24 colores de la carta, en la que cada una de las líneas corresponde al color indicado por los fabricantes de la carta. Estos datos son proporcionados por el Munsell Color Science Laboratory [113] para las cartas de mayor calidad, y sin deterioro.

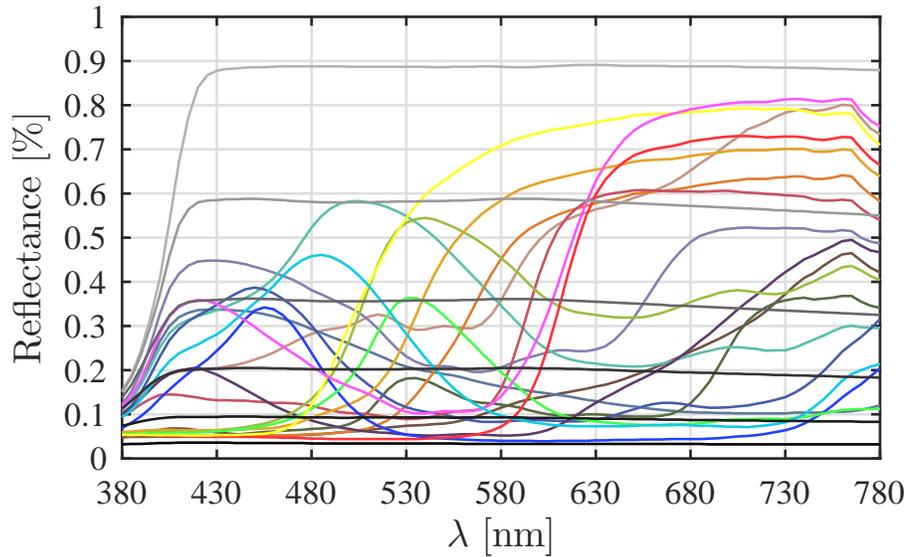


Figura 4-1: Firma espectral ideal de la carta de color.

4.3. Capacidad discriminante

El análisis de la capacidad discriminante del sistema se basa en el discriminante lineal de Fisher [114, 115] y se interpreta como las condiciones que muestra el sistema para diferenciar un conjunto de datos, de otro, por sus características. Este análisis discriminante es utilizado en la mayoría de trabajos en los que se involucra información de objetos presentes en imágenes multispectrales, en Li [115] realizan un análisis discriminante de Fisher en imágenes multispectrales para determinar la cantidad de información que aporta el color para diferenciar algunos cítricos del follaje, en Hollaus [116] encuentran un espacio de características con iluminación de ancho de banda estrecho para mejorar escritos degradados, y establecen un análisis de componente principal (PCA) para aumentar la legibilidad de los resultados. Incluso en diversos trabajos utilizan la información resultante de aplicar análisis discriminante para alimentar diferentes clasificadores supervisados y no supervisados [117, 118, 119, 120]. Haciendo uso del análisis discriminante, mediante el índice de Fisher, se encuentra una matriz de transformación que ubica los datos en un subespacio que muestra

la mayor variabilidad entre las clases, buscando la máxima separación entre ellas, el cual es conocido como espacio de características. Esta generalización es descrita por [121, 122] de la siguiente forma: Para cada una de las clases C se encuentra una media μ_i y covarianza Σ . Entonces, la separación entre las clases puede ser definida por la covarianza de la media de las clases 4-1. Esta separación \vec{w} se muestra en la ecuación 4-2.

$$\Sigma_b = \frac{1}{C} \sum_{i=1}^C (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (4-1)$$

$$S = \frac{\vec{w}^T \Sigma_b \vec{w}}{\vec{w}^T \Sigma \vec{w}} \quad (4-2)$$

El proceso de realizar PCA es descrito en términos generales en [123] y es ajustado al problema de imágenes espectrales de la siguiente forma: sea $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m$ con m igual al número de firmas espectrales en un espacio de dimensión \mathbb{R}^d con d igual al número de longitudes. El objetivo es encontrar una matriz de reducción dimensional $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{n \times d}$, con $n < d$ que mapea los datos en un espacio de mayor varianza $\mathbf{W}\mathbf{x}$. También se busca una segunda matriz $\mathbf{U} \in \mathbb{R}^{d \times n}$ que permita recuperar los valores originales a partir de su versión reducida. Entonces, PCA se encarga de encontrar la matriz de reducción \mathbf{W} y la matriz de recuperación \mathbf{U} de modo que el error cuadrático medio de las distancias entre los datos originales y los recuperados sea mínimo, como se muestra en la ecuación (4-3).

$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{W}, \mathbf{U}} \sum_{i=1}^m \|\mathbf{x}_i - \mathbf{U}\mathbf{W}\mathbf{x}_i\|_2^2 \quad (4-3)$$

Si se considera el caso general de un espacio de proyección M -dimensional, la proyección lineal maximiza la varianza de los datos reducidos, y puede ser definida por los vectores propios de la matriz de covarianza. De modo que una forma más eficiente de evaluar PCA es involucrar la media $\bar{\mathbf{x}}$ y la covarianza \mathbf{S} para encontrar los \mathbf{M} valores propios de \mathbf{S} que maximizan la varianza [121], como se muestra en la ecuación (4-4).

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{x}_n \quad \mathbf{S} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\mathbf{x}_n - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_n - \bar{\mathbf{x}})^T \quad (4-4)$$

Dada la descripción anterior, los diferentes colores se entienden como las clases, y la firma espectral compuesta por cada longitud de onda como sus características. Luego se procede a hacer una comparación, en la que se muestran los diferentes colores en una proyección de un espacio de componentes principales (PCA). Mediante esta técnica se pueden describir los espectros mediante una transformación lineal, como un nuevo grupo de variables no correlacionadas llamadas componentes principales que describen una mayor varianza entre los

datos. Además generan una reducción dimensional que facilita la visualización y el análisis de grandes cantidades de información.

La figura 4-2 muestra la distribución de los 24 colores de la carta de color en el espacio de las dos componentes principales. Donde se observa la capacidad discriminante que tiene cada modo de operación para separar los diferentes colores, y una representación de la precisión de cada uno, vista en la variabilidad de los datos. Con esta información se procede a realizar la comparación con el sistema hiperespectral. En la figura 4-3 se observan las diferencias en la capacidad discriminante que presenta cada sistema, y se nota cómo la dispersión de los datos del MSI están muy próxima a las del HSI, como también la capacidad de separar los colores de la carta.

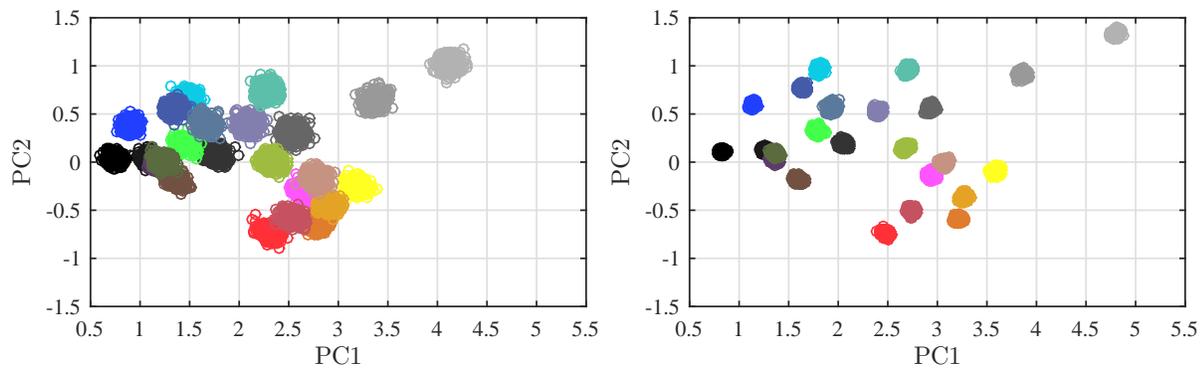


Figura 4-2: Dispersión de los colores en un espacio de componentes principales para ambos sistemas. Izquierda: MSI modo alta velocidad. Derecha: MSI modo precisión.

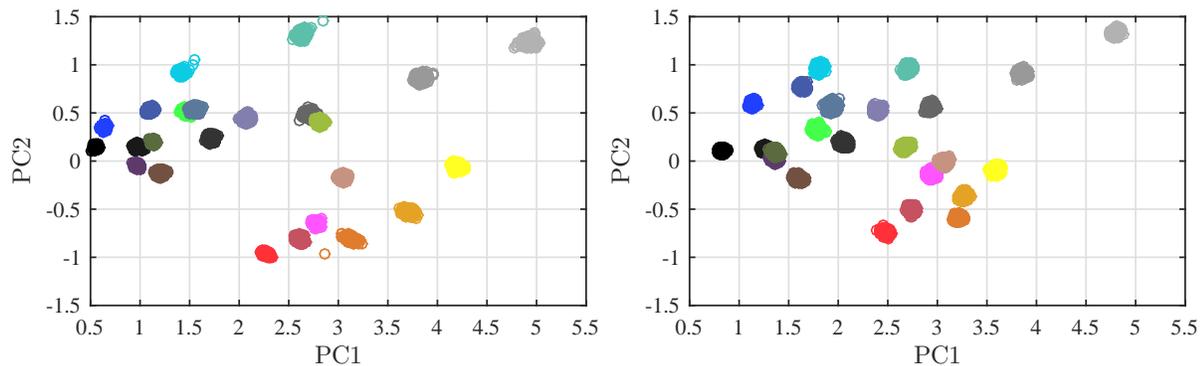


Figura 4-3: Dispersión de los colores en un espacio de componentes principales para ambos sistemas. Izquierda: HSI. Derecha: MSI modo precisión.

4.4. Resultados de la comparación

Para realizar las comparaciones se emplea la firma espectral, que se extrae de forma similar para cada sistema, con una firma espectral de 29 longitudes de onda para el HSI y 12 para el MSI, que luego se equiparan al realizar la interpolación lineal. Las figuras 4-4, 4-5, 4-6 y 4-7 muestran las firmas espectrales de los diferentes colores de la carta, analizados para ambos sistemas. En ellas se representan los niveles de similaridad entre los sistemas MSI y HSI, y definen los rangos de mayor eficiencia de cada uno.

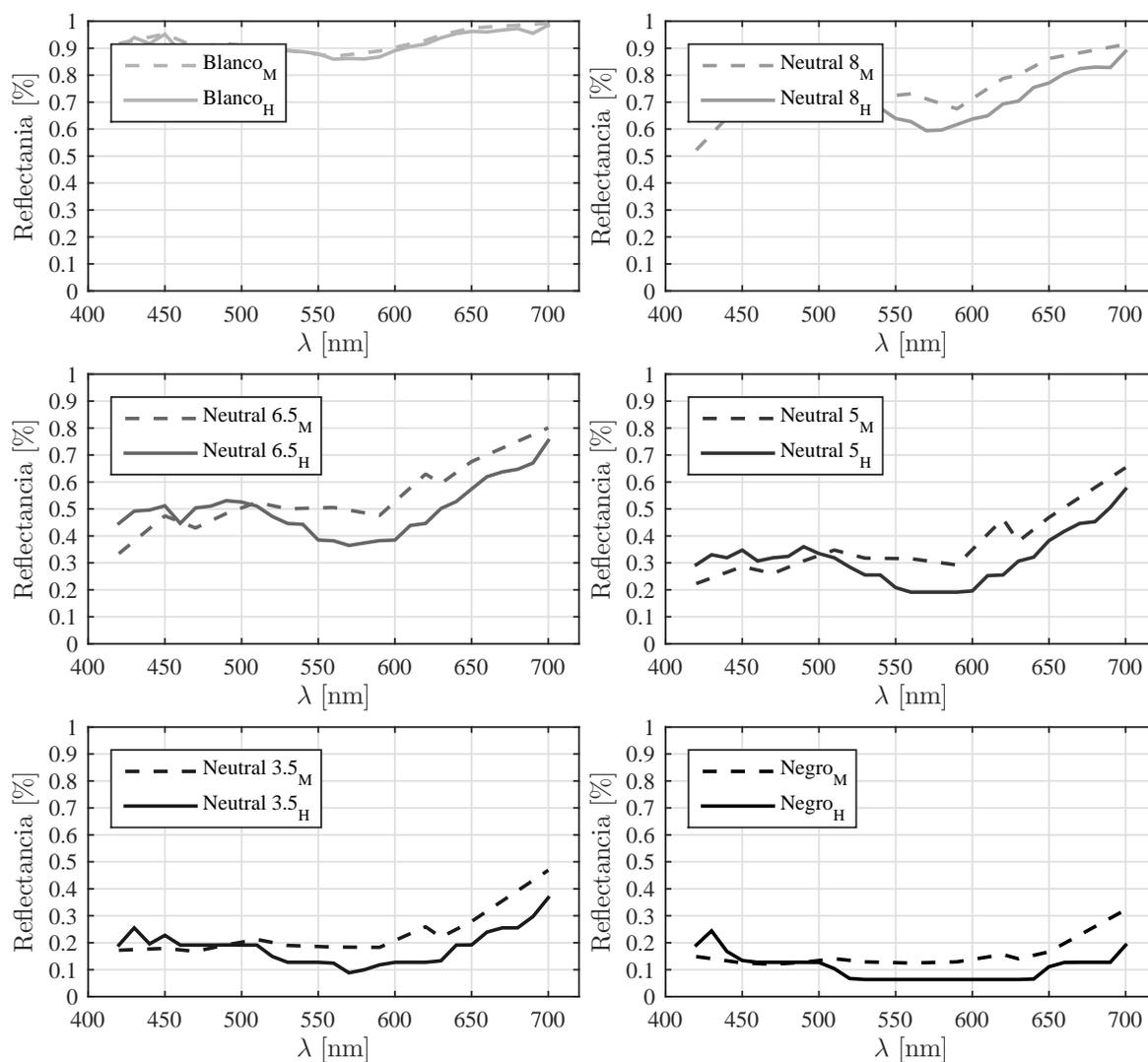


Figura 4-4: Firmas espectrales de las escalas de grises en el colorchecker HSI(línea continua) MSI(línea punteada).

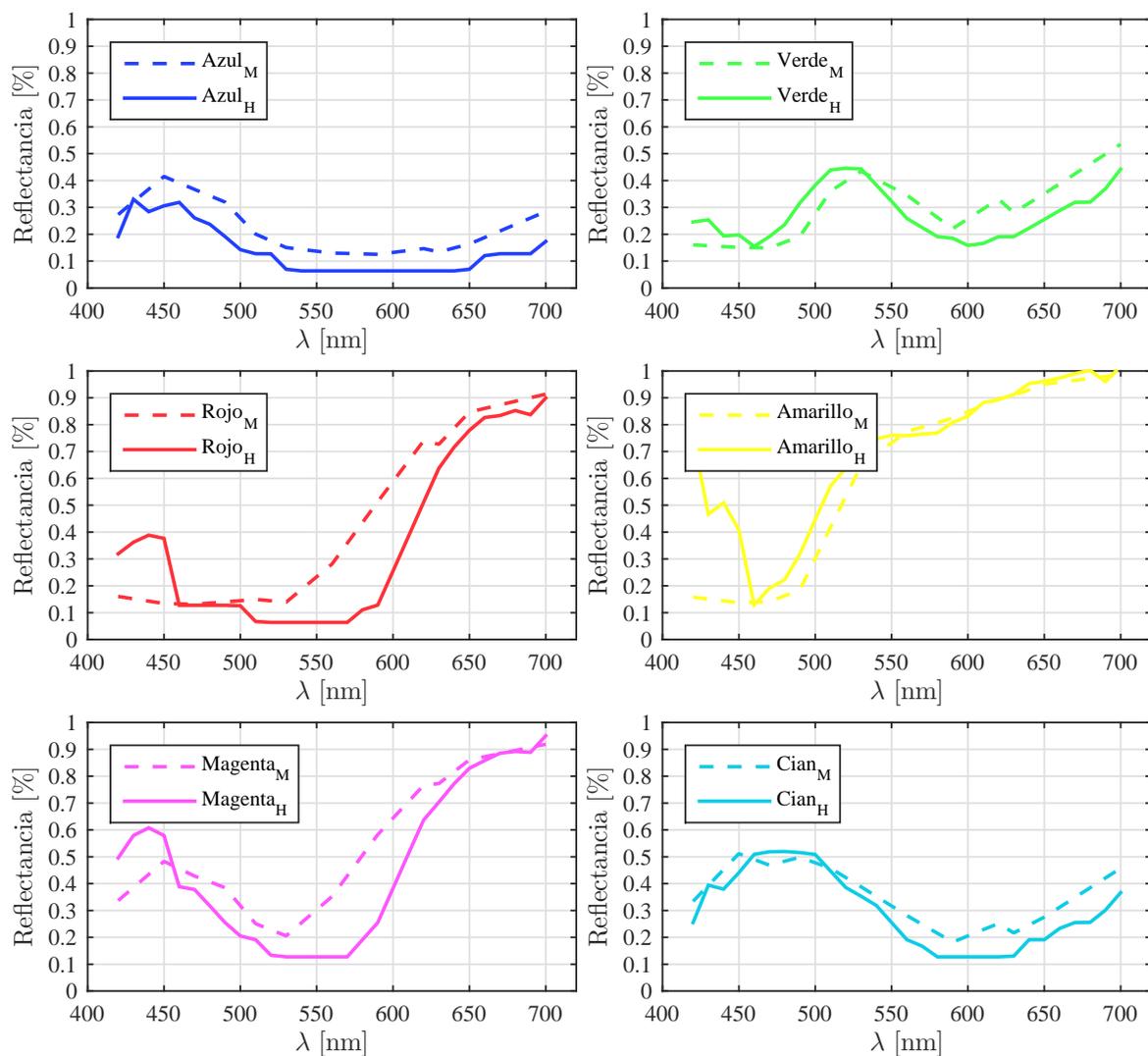


Figura 4-5: Firmas espectrales de los colores primarios en el colorchecker HSI(línea continua) MSI(línea punteada).

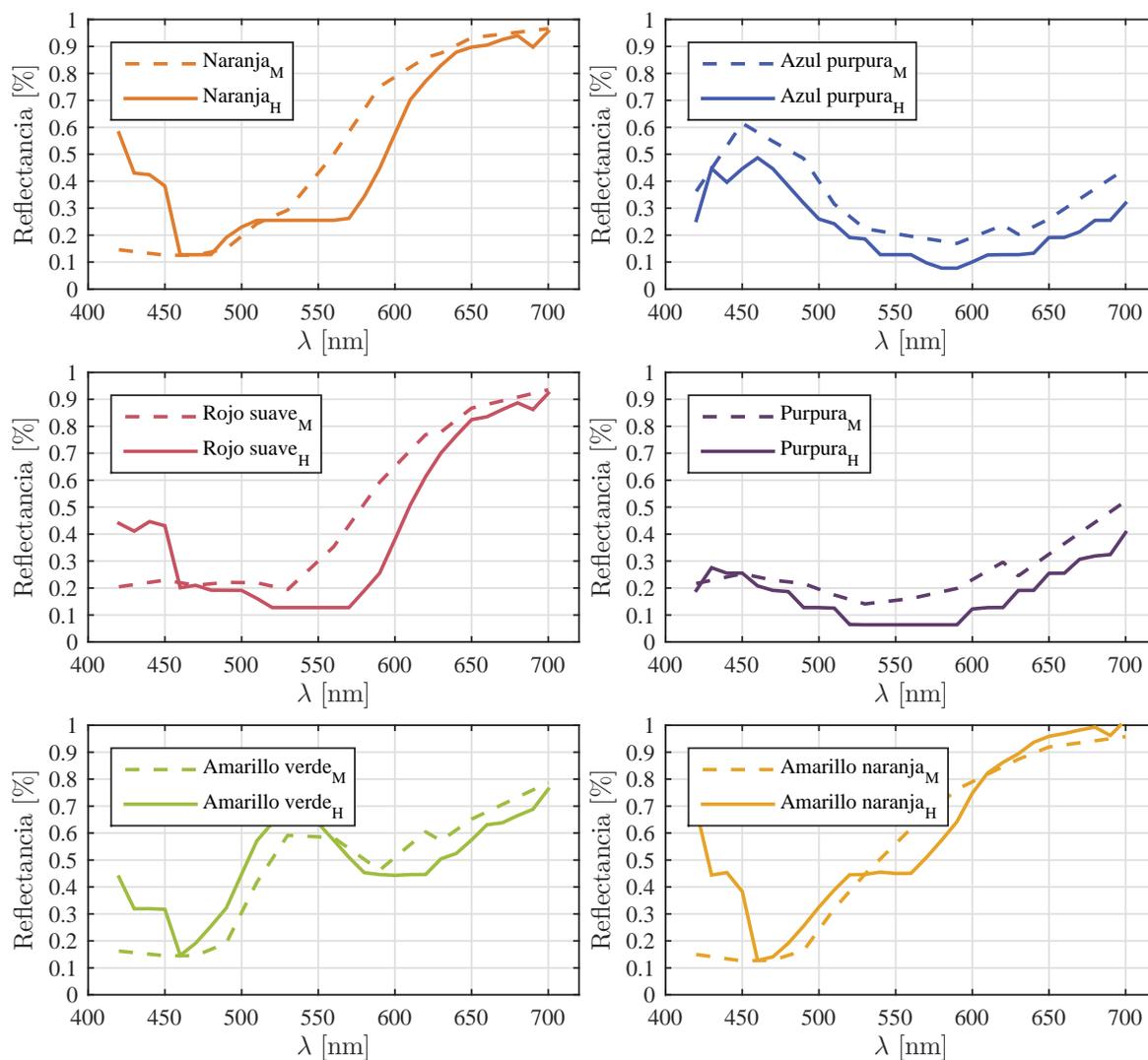


Figura 4-6: Firmas espectrales de los colores complementarios en el colorchecker HSI(línea continua) MSI(línea punteada).

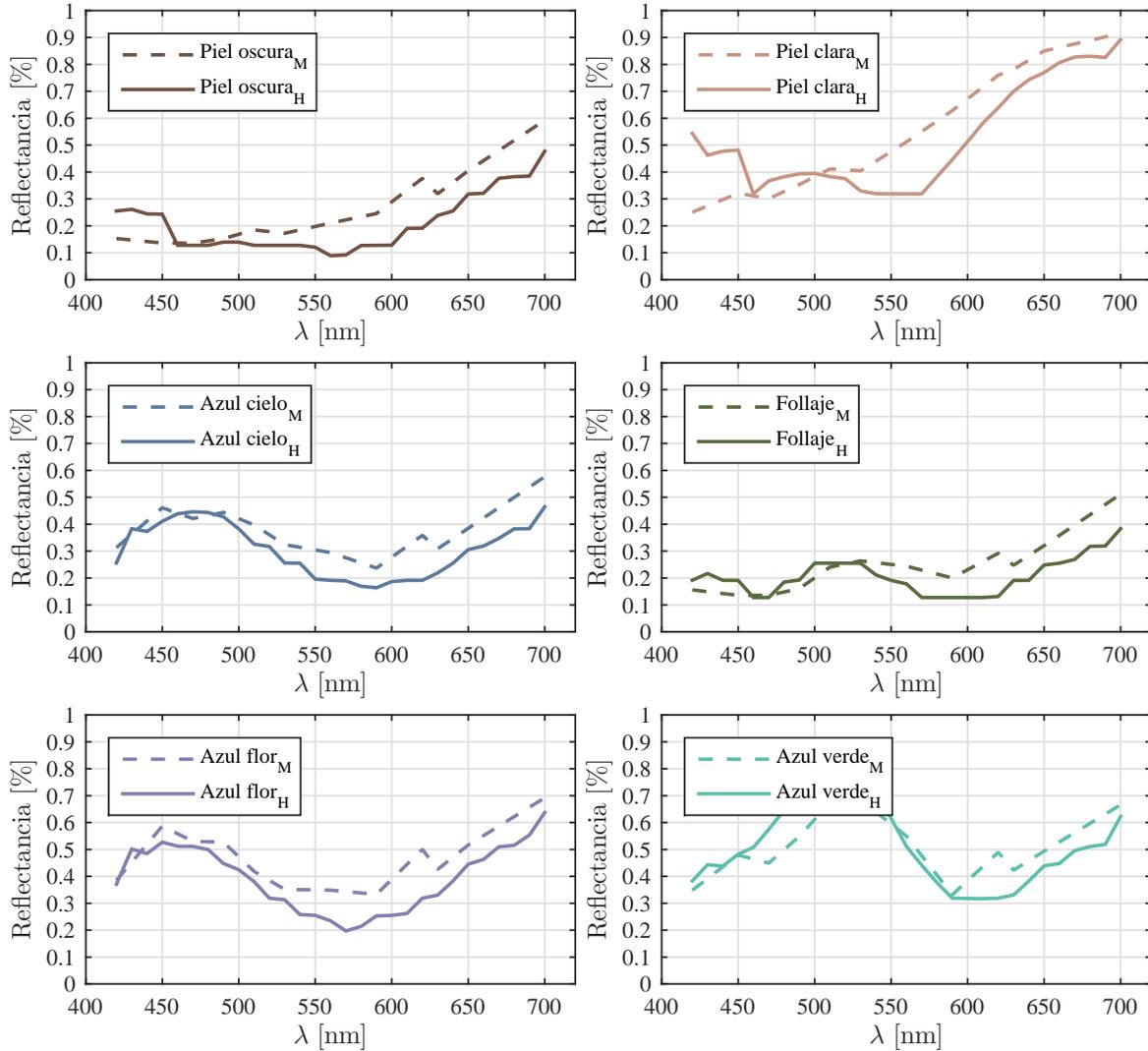


Figura 4-7: Firmas espectrales de los colores presentes en la naturaleza en el colorchecker HSI(línea continua) MSI(línea punteada).

Los espectros son comparados entre los dos sistemas mediante 4 métodos. El mapeo del ángulo espectral (Spectral Angle Mapper SAM) mostrado en la ecuación (4-5) es uno de los métodos más utilizados en la literatura [109]. Éste determina la similitud entre dos espectros, al definir cada espectro S_i y S_j como vectores en \mathbb{R}^n , y se calcula el ángulo entre ellos. Cuando este valor es cercano a 0 indica un mayor grado de similitud.

El índice de correlación de Pearson mostrado en la ecuación (4-6), mide la relación existente entre dos variables a través de la covarianza y la desviación estándar [105]. Este valor puede variar entre -1 y 1. Mientras mayor sea el valor, más fuerte será la relación entre las variables. Un valor absoluto cercano a 1 indica una mejor relación lineal, mientras que un valor cercano a 0 indica que no existe relación lineal entre las variables. El signo indica la dirección de

la relación. Si ambas variables aumentan o disminuyen a la vez, el signo es positivo. Si una variable aumenta mientras la otra disminuye, el signo es negativo.

La información de la divergencia espectral (Spectral information divergence SID) mostrada en las ecuaciones (4-7) y (4-8) [124] considera cada uno de los espectros A_i y B_i como una variable definida por una distribución de probabilidad. Luego se encuentra la similitud de los espectros al medir las diferencias entre sus comportamientos probabilísticos. Para el caso de la divergencia los valores cercanos a 0 indican un mayor grado de similitud entre los espectros.

Finalmente, la raíz del error cuadrático medio (root mean square error RMSE), mostrada en la ecuación (4-9), es una medida que representa la exactitud del sistema comparada con el sistema de referencia. Del mismo modo que en la divergencia los valores cercanos a 0 son deseables para representar que los espectros tienen mayor grado de similitud. El análisis estadístico se muestra en la tabla 4-1.

$$SAM(S_i, S_j) = \cos^{-1}(\theta_{S_i, S_j})$$

$$\theta_{(S_i, S_j)} = \left(\frac{\sum_{i,j=1}^L S_i S_j}{\sqrt{\sum_{i=1}^L S_i^2} \sqrt{\sum_{j=1}^L S_j^2}} \right) \quad (4-5)$$

$$\rho_{S_i, S_j} = \frac{n \sum_1^n S_i S_j - \sum_1^n S_i \sum_1^n S_j}{\sqrt{[n \sum_1^n (S_i)^2 - (\sum_1^n S_i)^2] \cdot [n \sum_1^n (S_j)^2 - (\sum_1^n S_j)^2]}} \quad (4-6)$$

$$SID(X, Y) = D(X||Y) + D(Y||X)$$

$$D(X||Y) = \sum_{i=1}^L p_i \log(p_i/q_i) \quad (4-7)$$

$$p_i = \frac{A_i}{\sum_{i=1}^L A_i}$$

$$q_i = \frac{B_i}{\sum_{i=1}^L B_i} \quad (4-8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{A_i - B_i}{\sigma_i} \right)^2} \quad (4-9)$$

Los resultados son implementados en el modo de operación que permite la máxima velocidad. En la tabla se puede observar que para la correlación de Pearson 23 de los 24 colores presentan grado de correlación alto, superior a 0,69, lo que indica que ambos espectros se comportan de forma similar. Solamente se excluye el negro, el cual es el más afectado por

el ruido presente en ambos sistemas y el que menor valor de reflectancia posee y puede ser más afectado por el ruido. También es importante notar cómo el color azul presenta una alta correlación a pesar de que ambos sistemas tienen respuestas espectrales débiles para sus longitudes de onda representativas. Este resultado se consigue gracias al proceso de normalización previamente realizado para ambos sistemas. El ángulo espectral SAM presenta valores bajos, entre 0 y 0,29, excluyendo nuevamente el negro. Estos valores indican que los espectros son capturados por diferentes sistemas o de forma diferente en cada sistema, pero que en la mayoría de colores conserva un buen grado de similitud con ángulos cercanos a 0. La divergencia espectral SID tiene un valor de 0 para el blanco, lo que indica que ambos sistemas presentan una firma espectral que no es divergente en dicho color. Para los demás colores se presentan valores de divergencia por debajo de 0,2 lo cual es deseable en los casos en los que se midan espectros similares. La única excepción es el color rojo, que presenta una divergencia un poco más elevada debido a los posibles aportes del sistema hiperespectral en el área azul, o debido a la información redundante del sistema multispectral en el área roja que pueda añadir ruido a la medida. La raíz del error cuadrático medio RMSE presenta un error inferior al 16% en todas las medidas. Esto asegura que las medidas del sistema multispectral están cerca del valor mostrado por el sistema hiperespectral.

Adicionalmente se realizan nuevas capturas de la carta de color con el sistema en modo de alta precisión, y de comparar las respuestas espectrales con el cambio del tiempo de duración de la iluminación y de adquisición de la cámara. Para las pruebas en el modo de precisión se tienen en cuenta las mismas medidas estadísticas descritas anteriormente, y se describen los principales cambios que presenta el cambio de modo. La tabla 4-2 muestra las mismas medidas estadísticas implementadas anteriormente, para las capturas del sistema en el modo de precisión. Estas medidas son próximas a los valores deseados solamente en algunos colores y se debe al cambio en la dinámica del sistema, y muestra mejoras en los espectros que tienen aportes de más de una longitud de onda, como el amarillo verde y el amarillo naranja.

Las tablas 4-3 y 4-4, muestran las medidas estadísticas para el sistema multispectral en sus dos modos de operación. Estas comparaciones se realizan contra el valor teórico que debe tener la carta de color, proporcionado por el Munsell Color Science Laboratory [113]. Como era de esperarse la mayoría de las medidas mejoran cuando el sistema trabaja en el modo de precisión, ya que al recibir luz por una mayor cantidad de tiempo se obtiene una medida espectral de mayor confianza. A pesar de que las medidas respecto a los valores teóricos no son óptimas debido a las imperfecciones del sensor y del sistema en general. Los 24 colores de la carta muestran una completa separabilidad entre ellos, y los datos presentados en las diferentes tablas muestran un sistema confiable para medir las componentes espectrales de diferentes colores dentro del espectro visible, el cual puede funcionar con una velocidad de adquisición superior al sistema hiperespectral, con resultados similares. Incluso se puede generar una medida más precisa y aproximada al valor real, con una menor varianza cuando

no se presentan limitantes en el tiempo de adquisición.

Color	SAM	Pearson	SID	RMSE
Blanco	0.0110	0.9611	0	0.0133
Neutral 8	0.0816	0.7448	0.0074	0.0656
Neutral 6.5	0.1395	0.7379	0.0226	0.0821
Neutral 5	0.2093	0.7177	0.0545	0.0825
Neutral 3.5	0.2412	0.6929	0.0716	0.0634
Negro	0.4054	0.3240	0.1702	0.0661
Azul	0.2059	0.9581	0.0545	0.0814
Verde	0.2476	0.7068	0.0768	0.0769
Rojo	0.2820	0.9027	0.2185	0.1402
Amarillo	0.2125	0.9153	0.1018	0.1616
Magenta	0.2157	0.9257	0.0885	0.1223
Cian	0.1640	0.9674	0.0372	0.0648
Naranja	0.2572	0.8821	0.1499	0.1533
Azul purpura	0.1431	0.9641	0.0297	0.0974
Rojo suave	0.2414	0.9040	0.1239	0.1299
Purpura	0.2543	0.8835	0.1008	0.0795
Amarillo verde	0.2031	0.8838	0.0690	0.1038
Amarillo naranja	0.2267	0.8947	0.1138	0.1509
Piel oscura	0.2823	0.7939	0.1159	0.0874
Piel clara	0.1954	0.8533	0.0588	0.1158
Azul cielo	0.1486	0.9123	0.0262	0.0733
Follaje	0.2487	0.6948	0.0808	0.0705
Azul flor	0.1295	0.9287	0.0209	0.0787
Azul verde	0.1550	0.8621	0.0264	0.0850
Promedio	0.2042	0.8338	0.0758	0.0936

Tabla 4-1: Medidas comparativas de los 24 colores de la carta entre el sistema HSI y el MSI en modo de velocidad.

Color	SAM	Pearson	SID	RMSE
Blanco	0.0374	0.7519	0	0.0408
Neutral 8	0.0818	0.6208	0.0069	0.0658
Neutral 6.5	0.1323	0.7153	0.0191	0.0897
Neutral 5	0.2071	0.7167	0.0527	0.0968
Neutral 3.5	0.2375	0.7089	0.0686	0.0725
Negro	0.4314	0.3002	0.1855	0.0756
Azul	0.1837	0.9489	0.0401	0.1236
Verde	0.2513	0.7014	0.0764	0.0974
Rojo	0.3452	0.8521	0.2941	0.1665
Amarillo	0.1980	0.9055	0.0805	0.1554
Magenta	0.2718	0.8948	0.1286	0.1523
Cian	0.1594	0.9486	0.0327	0.0953
Naranja	0.2942	0.8329	0.1707	0.1791
Azul purpura	0.1565	0.9532	0.0298	0.1319
Rojo suave	0.2972	0.8529	0.1693	0.1545
Purpura	0.2507	0.8785	0.0957	0.0894
Amarillo verde	0.1841	0.8920	0.0554	0.0942
Amarillo naranja	0.2331	0.8710	0.1059	0.1560
Piel oscura	0.2995	0.7708	0.1331	0.1094
Piel clara	0.2108	0.8004	0.0599	0.1206
Azul cielo	0.1457	0.9119	0.0253	0.0900
Follaje	0.2546	0.7019	0.0846	0.0765
Azul flor	0.1418	0.9143	0.0250	0.0928
Azul verde	0.1528	0.8744	0.0250	0.0826
Promedio	0.2149	0.8050	0.0819	0.1087

Tabla 4-2: Medidas comparativas de los 24 colores de la carta entre el sistema HSI y el MSI en modo de precisión.

Color	SAM	SID	Pear	RMSE
Blanco	0.5174	0.6125	0	0.8202
Neutral 8	0.3225	0.8040	0.1142	0.3557
Neutral 6.5	0.4924	0.7374	0.2649	0.3829
Neutral 5	0.3304	0.5082	0.1154	0.2811
Neutral 3.5	0.2965	0.4741	0.0963	0.1352
Negro	0.5157	0.3183	0.2623	0.2622
Azul	1.0076	0.6630	1.6720	0.3448
Verde	0.8238	0.7419	0.7750	0.2553
Rojo	0.1562	0.9674	0.0599	0.1367
Amarillo	0.6574	0.1002	0.6729	0.5774
Magenta	0.5976	0.1223	0.4967	0.3375
Cian	0.8529	0.8579	1.1484	0.3725
Naranja	1.2045	0.7839	2.1717	0.5789
Azul purpura	0.8130	0.4002	0.7561	0.2905
Rojo suave	0.4031	0.9375	0.4220	0.2301
Purpura	0.5213	0.2721	0.5811	0.3830
Amarillo verde	0.5632	0.3982	0.5270	0.2721
Amarillo naranja	1.0653	0.9283	1.6661	0.5455
Piel oscura	0.4391	0.3155	0.2050	0.6252
Piel clara	0.3261	0.5282	0.1172	0.1878
Azul cielo	0.2090	0.4502	0.0473	0.0862
Follaje	0.3544	0.8246	0.1315	0.0998
Azul flor	0.2017	0.4446	0.0437	0.3869
Azul verde	0.1862	0.0079	0.0352	0.5085
Promedio	0.5357	0.5499	0.5159	0.3523

Tabla 4-3: Medidas comparativas de los 24 colores de la carta entre el espectro ideal y el sistema MSI en modo de precisión.

Color	SAM	Pear	SID	RMSE
Blanco	0.4912	0.7255	0	0.8079
Neutral 8	0.2719	0.9055	0.0835	0.3492
Neutral 6.5	0.5655	0.8387	0.3490	0.3914
Neutral 5	0.3473	0.4811	0.1234	0.2771
Neutral 3.5	0.3107	0.5023	0.1051	0.1362
Negro	0.5695	0.5239	0.3303	0.2679
Azul	0.9212	0.5697	1.4197	0.3187
Verde	0.8373	0.7285	0.8058	0.2395
Rojo	0.1477	0.9703	0.0488	0.1704
Amarillo	0.6388	0.1928	0.6851	0.5949
Magenta	0.6045	0.0216	0.5013	0.3619
Cian	0.7943	0.7420	1.0171	0.3443
Naranja	1.2241	0.7585	2.2995	0.5900
Azul purpura	0.8296	0.4892	0.7882	0.2716
Rojo suave	0.3717	0.9407	0.3625	0.2514
Purpura	0.4957	0.3696	0.5324	0.3737
Amarillo verde	0.5166	0.5153	0.4827	0.2526
Amarillo naranja	1.0972	0.9328	1.8057	0.5732
Piel oscura	0.4639	0.2793	0.2289	0.6327
Piel clara	0.3837	0.5505	0.1672	0.2271
Azul cielo	0.2222	0.6836	0.0506	0.0873
Follaje	0.3830	0.8890	0.1500	0.1115
Azul flor	0.2235	0.5490	0.0511	0.3904
Azul verde	0.1989	0.2153	0.0409	0.4915
Promedio	0.5379	0.5989	0.5179	0.3547

Tabla 4-4: Medidas comparativas de los 24 colores de la carta entre el espectro ideal y el sistema MSI en modo de velocidad.

4.5. Diagramas de Bland Altman

Los diagramas de Bland Altman o diagrama de diferencias [125] son una representación alterna de los datos de correlación entre diferentes métodos o instrumentos sobre medidas similares. Son ampliamente usados en química y medicina, especialmente en casos en los que se quiere verificar un nuevo método o un nuevo instrumento respecto a uno que ya se ha validado. Para esto, el diagrama muestra las diferencias entre los dos instrumentos, contra el valor medio de las medidas. Adicionalmente, se plantean rangos de confianza determinados por $\pm 1,96$ desviaciones estándar, y se espera que el 95% de la diferencia entre las muestras se encuentre dentro de estos valores. Si las diferencias dentro de la media no exceden los límites, entonces ambos métodos o instrumentos pueden ser usados indistintamente.

En la figura 4-8 se observan los diagramas de Bland-Altman en la comparación del sistema multiespectral en el modo de alta velocidad contra el sistema hiperespectral, para los diferentes colores en la escala de grises. En éstos se puede observar cómo la mayoría de los datos de cada longitud de onda del espectro visible se encuentran dentro de los límites definidos para ser un instrumento de confianza. Para esta comparación se asume el sistema hiperespectral como un instrumento confiable para determinar las características de color de un objeto de referencia. La figura 4-9 muestra los mismos diagramas pero con el sistema multiespectral en el modo de alta precisión. Éstos muestran la ubicación de las longitudes de onda más agrupadas y con menores datos por fuera de los límites, por lo que se puede concluir que el sistema entrega datos confiables en ambos modos de operación para las longitudes de onda del espectro visible, aunque la confiabilidad del sistema es mejor cuando no se presentan restricciones de tiempo debido al mejor agrupamiento de los datos.

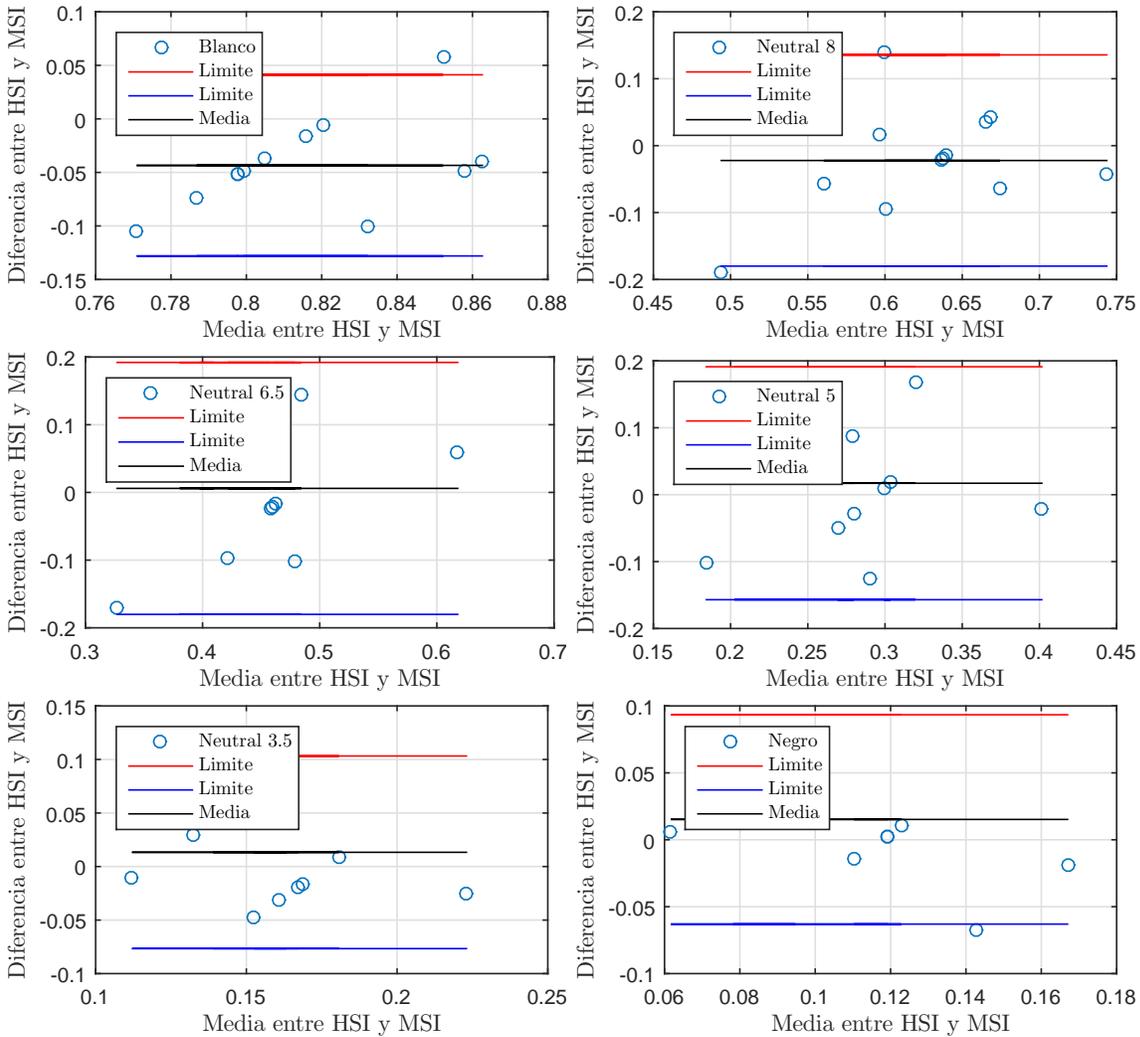


Figura 4-8: Diagramas de Bland-Altman para los colores en escala de grises con el sistema en alta velocidad.

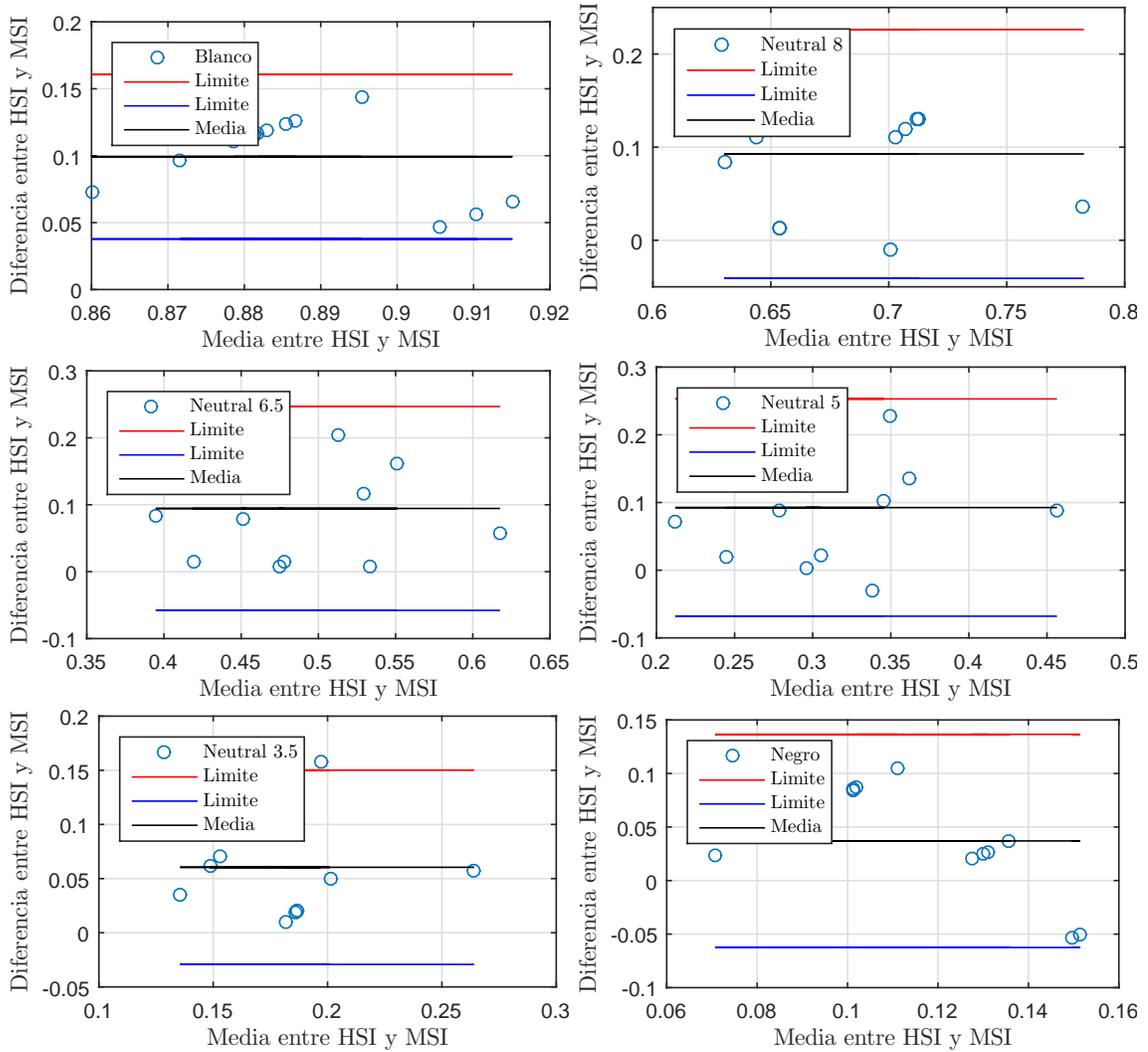


Figura 4-9: Diagramas de Bland-Altman para los colores en escala de grises con el sistema en alta precisión.

5 Caracterización del color del café en cereza

En Colombia, el cultivo de café es una de las industrias más importantes para el país, por lo que hoy en día existe un gran esfuerzo por parte de las empresas y la comunidad científica para mejorar la eficiencia de los procesos de cosecha y post cosecha [126]. Para producir el café suave colombiano, según los estándares internacionales, es necesario alcanzar un desempeño muy alto en el control de calidad. De hecho, el precio del café mejora cuando se puede garantizar al menos el 98% de los frutos de café maduros [127].

En la práctica, la cosecha manual es la única opción posible para los productores de café, incrementando el costo total de producción, sin tener un producto que pueda garantizar los niveles de calidad. Por lo que los sistemas de visión artificial surgen como alternativas de bajo costo [128]. La investigación sobre la selección automática de frutos de café es un campo muy prometedor, ya que existen varias aplicaciones inmediatas. En temporada alta, los cultivos pequeños necesitan procesar un promedio de 625kg de café por día, lo que equivale a 312,500 frutos en cereza aproximadamente (cada cereza pesa aproximadamente 2g) [127]. Una cosecha de una hectárea puede producir entre 1500Kg y 3000Kg de café por día. Por lo tanto, cualquier enfoque de la solución debe tener en cuenta la velocidad de procesamiento, lo que hace imprescindible una solución en alta velocidad, capaz de lograr rendimientos de entre 43 y 86 frutas por segundo para un cultivo de tamaño medio de cinco hectáreas.

Existen algunos resultados sobre el desarrollo de sistemas de clasificación de café, pero estos son principalmente para café seco [129, 130, 131, 132]. Muy pocos se pueden encontrar para café en cereza [133, 134]. Sin embargo, estas soluciones no son adecuadas para Colombia, ya que son costosas y solamente cuentan con dos formas de clasificar el estado de madurez: inmaduro y maduro, lo que no garantiza los niveles de calidad necesarios. Por esto, se han realizado esfuerzos de investigación para encontrar algoritmos que permitan determinar el estado de calidad de frutos de café en cereza, teniendo presentes las diferentes etapas de madurez requeridas por los estándares de calidad [135, 128]. Existen diferentes estudios en los que el color en las frutas es una de las propiedades características para la selección o la investigación. En Merzylak [136] se obtiene una estimación de los pigmentos presentes en manzanas mediante una técnica no destructiva de reflectancia espectral. En Balasundaram [137] se emplean ciertas longitudes de onda de color para ayudar a definir los defectos de

cáncer en la piel de cítricos. En Moyano [138] se mide el color en dos diferentes espacios de color, CIELUV y CIELAB, en aceitunas para establecer una relación con los pigmentos de las mismas. Mientras en [139] relacionan el espacio de color de CIELAB en el espectro visible de frutos de café con diferentes propiedades físicas y mecánicas para 9 etapas de maduración.

Trabajos desarrollados en el grupo de investigación, y en industrias locales, muestran que emplear algoritmos de procesamiento de imágenes, enfocados en destacar ciertas características de color presentes en los frutos de café, funciona de forma eficiente para realizar una caracterización del color en los frutos [140], o una clasificación de los mismos y diferenciarlos como maduros, verdes, pintones o sobremaduros [141]. Algunos de estos algoritmos buscan eliminar las características que no aportan mayor información, al aplicar diferentes transformaciones sobre las componentes de color. La implementación de un sistema de clasificación de frutos de café ha sido desarrollado en el grupo de investigaciones de percepción y control inteligente (PCI) [141]. Este sistema se encuentra diseñado en una arreglo de compuertas programables en campo (FPGA), la cual le brinda la posibilidad de ejecutar un algoritmo en tiempo real, con un flujo continuo de datos entre las imágenes capturadas por la cámara y los resultados de clasificar los objetos presentes en ellas. La estrategia utilizada para este sistema de clasificación de frutos de café consiste en realizar un cambio en el espacio de color, del clásico espacio RGB a un espacio en coordenadas esféricas llamado SCT (Spherical Coordinates Transform), este espacio puede expresar las componentes del color de la imagen con dos ángulos, separando la componente del brillo, que no aporta mayor información al proceso de clasificación. Luego de realizar el cambio en las coordenadas de color, se realiza un histograma reducido de la imagen, por medio del cual es posible dividir y clasificar los objetos presentes en la imagen, según se encuentren en un determinado bloque del histograma. Finalmente se analiza si existe una cantidad de píxeles suficientes en los histogramas asignados a cada estado de maduración para determinar la clasificación de cada fruto.

Dentro de las características principales de este sistema se encuentra que la variable de mayor importancia es el color, por lo que es posible descartar la información de la ubicación mediante el procesamiento de cada uno de los píxeles de la imagen a medida que son capturados, eliminando el almacenamiento de la totalidad imagen, en búsqueda de la alta velocidad, pero con la limitación de los algoritmos a los que emplean un procesamiento por píxeles. El sistema también se encuentra diseñado para adquirir y procesar un objeto a la vez, con la restricción de procesar la cantidad de frutos de café correspondientes a la mayor tasa de imágenes capturadas por segundo definida por la cámara. Finalmente dadas las condiciones en el entorno donde se analizan los objetos, se hace imprescindible un control de la iluminación, que permita la repetibilidad de los resultados y garantice la confiabilidad del sistema.

Los experimentos realizados con este sistema de clasificación de frutos de café, muestran una clara dependencia de las condiciones de luz, lo cual es un problema muy común en la mayoría

de ejemplos de procesamiento de imágenes que tengan procesos de captura [71, 142]. Por lo que para darle mayor robustez al sistema, se procede a generar un espacio de condiciones de luz controlada, para la toma de las imágenes de los objetos a clasificar. Este espacio logra subsanar el problema de iluminación en principio, fomentando la posibilidad de construir un sistema adicional, que tenga un manejo de la iluminación según el entorno de captura de la imagen.

Una estrategia prometedora es implementar análisis multiespectral en procesos de caracterización de frutos de café, ya que al usar un espacio de múltiples dimensiones, cada longitud de onda puede incrementar la posibilidad de destacar alguna característica relevante en el proceso de selección y clasificación, para determinar un posible sistema de control de calidad. La motivación original de este trabajo parte del interés regional y local en mejorar los procesos de selección de frutos de café. Adicionalmente, se encuentran diferentes estudios en frutas y verduras que han mostrado los beneficios de la iluminación con diferentes longitudes de onda de ancho de banda estrecho. Con este fin se desarrolla en un primer momento una caracterización espectral de los frutos de café, luego se determinan cómo se reflejan estas características en diferentes espacios de color para determinar la influencia de los cambios del color, y finalmente se realizan pruebas tanto fuera del espectro visible para determinar el aporte de características externas al color, como pruebas en caída libre para establecer un posible clasificador que ayude a los proceso de control de calidad.

5.1. Cambios de color en el café

El estado de maduración de los frutos de café se encuentra directamente relacionado con el color que presenta la pulpa o epidermis, y esta es la principal característica empleada por los expertos para determinar el estado de madurez de los frutos en una cosecha [140]. Durante este proceso se puede determinar que el fruto de café presenta un color verde en sus primeras etapas de desarrollo (inmaduro), luego le siguen tonos naranjas y rosados durante el proceso de maduración (semimaduro) y finalmente adquiere un color rojo en el punto de madurez (maduro). Luego el fruto adquiere tonalidades violeta oscuro una vez sobrepasada la madurez (sobremaduro), hasta llegar a un color café negro cuando se encuentra seco [143].

Una de las características particulares del fruto de café durante el proceso de maduración es la no homogeneidad del cambio de color, ya que este cambio se inicia normalmente desde la parte inferior del fruto hasta llegar al pedúnculo unido al árbol [144], pero esta característica puede variar según el tipo de fruto, como se muestra en la figura 5-1. De modo que al someter un fruto de café a cualquier sistema de inspección de color, se requiere la observación de la mayor parte de la superficie de la pulpa para determinar un posible estado de maduración.

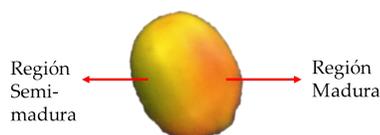


Figura 5-1: Diferentes tonalidades de color en el fruto de café semimaduro.

5.2. Adquisición de imágenes multiespectrales

Para realizar las diferentes pruebas que caracterizan el color de los frutos de café se toman un total de 100 frutos tipo arábigo de la variedad Caturra®. Luego de ser recogidos, los frutos fueron separados por expertos en una las 5 diferentes categorías, como se muestra en la figura 5-2. Para lograr la captura de las imágenes se realiza una base del mismo color en la estructura tipo prisma, con el fin de obtener la información de las 6 caras del fruto. Posteriormente se procede a extraer toda la información para generar una base de datos que contenga imágenes de frutos con color verdadero, diferentes espacios de color para facilitar la representación y la extracción de la información, y finalmente las características del espectro y las longitudes de onda que mayor capacidad discriminante aportan.

Una vez capturadas las imágenes de los frutos en cada una de sus caras, se procede a aplicar un algoritmo de pre-procesamiento descrito en la figura 5-3, el cual consiste en generar una máscara para eliminar la información irrelevante, como brillos, sombras y fondo. Para eliminar la información del fondo se genera una máscara, al realizar la resta morfológica entre la imagen con fruto y la imagen del fondo vacío en la longitud $470nm$ que realza el color del fondo. Luego se consigue la máscara al aplicar un umbral que elimina los valores negativos y se eliminan los puntos de ruido que quedan separados mediante una operación de apertura (erosión seguida de dilatación).

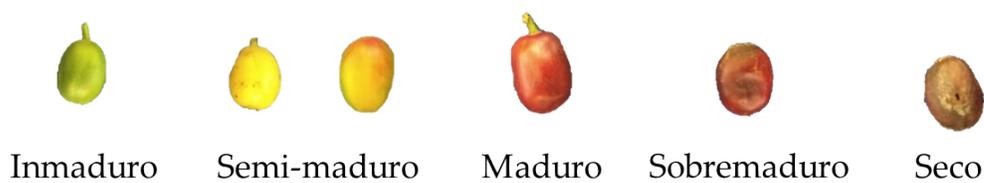


Figura 5-2: Diferentes estados de maduración en el fruto de café en cereza.

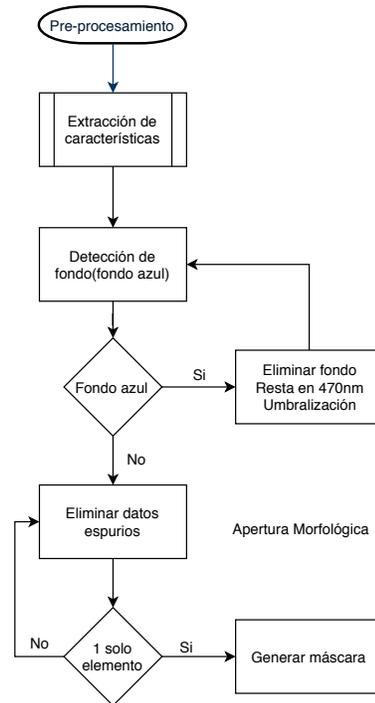


Figura 5-3: Diagrama de flujo del pre-procesamiento.

5.3. Representación en el espacio de características

La representación de los datos en el espacio de características, se realiza mediante el análisis de componentes principales PCA. Así se pueden graficar los datos de los frutos de café en un espacio de máxima varianza que se forma a partir de una combinación lineal de los mismos en función de la dispersión. Adicionalmente a la reducción dimensional generada con PCA, el algoritmo también permite identificar las diferentes longitudes de onda que poseen mayor información en las componentes principales. En la figura 5-4 se presenta un 10% de los datos adquiridos, y se le asigna un color diferente según la clasificación apriori que se le da a cada fruto. Este porcentaje se escoge debido a que las nubes de datos que contienen se vuelven muy pesadas computacionalmente, ya que cuentan aproximadamente con 5,000 a 15,000 píxeles por imagen, y un total de 600 imágenes pertenecientes a los 100 frutos. Esta figura fue elaborada decenas de veces para asegurar que los datos sean una muestra estadística representativa.

Para esta figura, los píxeles de cada fruto son ubicados sin distinguir el estado de maduración, pero sí son pintados para entregar un referente al lector. De modo que es posible determinar algunas regiones que corresponden a los píxeles propios de cada estado de maduración del fruto. Los píxeles color negro corresponden a los frutos secos, que adquieren tonalidades color marrón y que no se presentan en otros estados. Se ven aislados en la esquina

izquierda. Seguidos en color magenta se encuentran los sobremaduros que presentan colores violeta oscuro, y para los cuales se establecen claros límites entre los demás. Los inmaduros representados en verde, y maduros en rojo, se encuentran en regiones separadas, pero cerca de los semimaduros, ya que poseen píxeles similares en color a los dos estados anteriores, y no permiten ser diferenciados claramente. La tabla 5-1 muestra la matriz de transformación que se aplica a los datos en 15 dimensiones para reducirlos. De esta tabla se pueden extraer las componentes de izquierda a derecha en orden, y también establecer las longitudes de onda que tienen más peso por componente. También es posible extraer los valores propios de la matriz para determinar el orden, y en total la cantidad de información que aporta cada una de las componentes como se muestra en la tabla 5-2.

La componente principal $PC1$ tiene como una de las longitudes de onda que mayor información aportan la correspondiente a los 840nm, por lo que la separación existente entre los frutos secos, sobremaduros y el resto se presenta de una mejor forma. Esta explicación se debe a los cambios que presenta el fruto en cuanto a pérdida de agua y masa al momento de pasar la etapa de madurez. Las siguientes componentes muestran una influencia de mayor peso en especial a las longitudes 560 – 620 – 720 – 840nm, razonamiento esperado debido a los cambios de color que presentan los frutos de café.

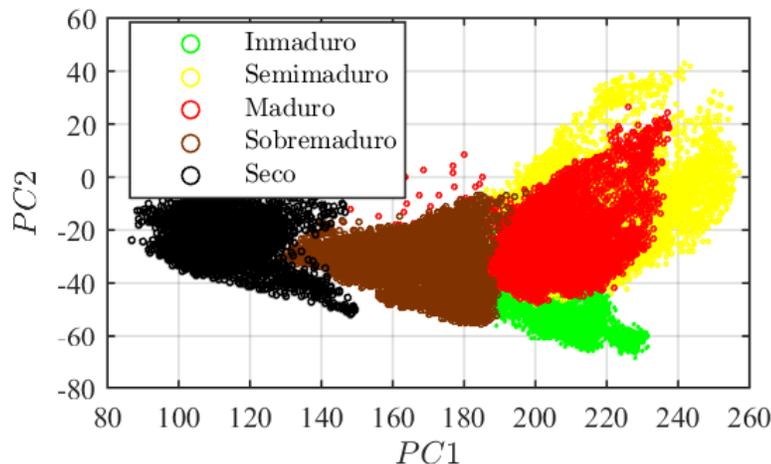


Figura 5-4: Ubicación del color de los frutos de café para diferentes estados de maduración en dos dimensiones del espacio de componentes.

λ	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6
410	0.0080	0.0285	0.0618	-0.0283	0.1930	0.0194
450	0.0095	0.0451	0.0589	-0.0589	0.3391	0.0242
470	0.0113	0.0557	0.0780	-0.0759	0.4141	0.0438
490	0.0138	0.0654	0.0987	-0.0551	0.4283	0.0147
505	0.0253	0.0770	0.1933	0.0070	0.3831	-0.0182
530	0.0381	0.0654	0.2800	0.0419	0.1367	-0.0347
560	0.1926	0.2343	0.5975	0.1393	0.0900	-0.0859
590	0.0640	0.1519	0.3399	0.1664	-0.1359	-0.0347
600	0.1335	0.3615	0.1717	0.2303	-0.3199	-0.0823
620	0.2292	0.6220	-0.4077	0.0780	-0.0388	-0.0850
630	0.1555	0.3973	-0.0951	0.0094	-0.0108	0.0630
650	0.0908	0.2312	-0.3395	-0.2078	0.3509	0.0729
720	0.6872	-0.1360	0.1359	-0.5431	-0.1882	0.3774
840	0.5997	-0.3724	-0.1945	0.3506	0.1585	-0.5524
960	0.1468	-0.1248	-0.1109	0.6463	0.1147	0.7183

Tabla 5-1: Tabla de pesos por longitud de onda para las primeras 6 componentes.

PC	%
PC1	83.1509
PC2	12.8692
PC3	3.6070
PC4	0.3729
PC5	0.2995
PC6	0.2218

Tabla 5-2: Tabla para porcentajes de información de PCA para las primeras 6 componentes.

La figura 5-5 muestra los mismos datos pero separados por cada estado de maduración, con el fin de no mostrar solapamientos en los datos. Para la figura 5-6 se muestra una componente adicional, lo que ayuda a diferenciar de mejor forma los frutos con píxeles verdes, amarillos, naranjas y rojos. En este espacio se observa que las características poseen una mayor capacidad discriminante y se puede generar una mejor separación que al aplicar solamente las dos primeras componentes.

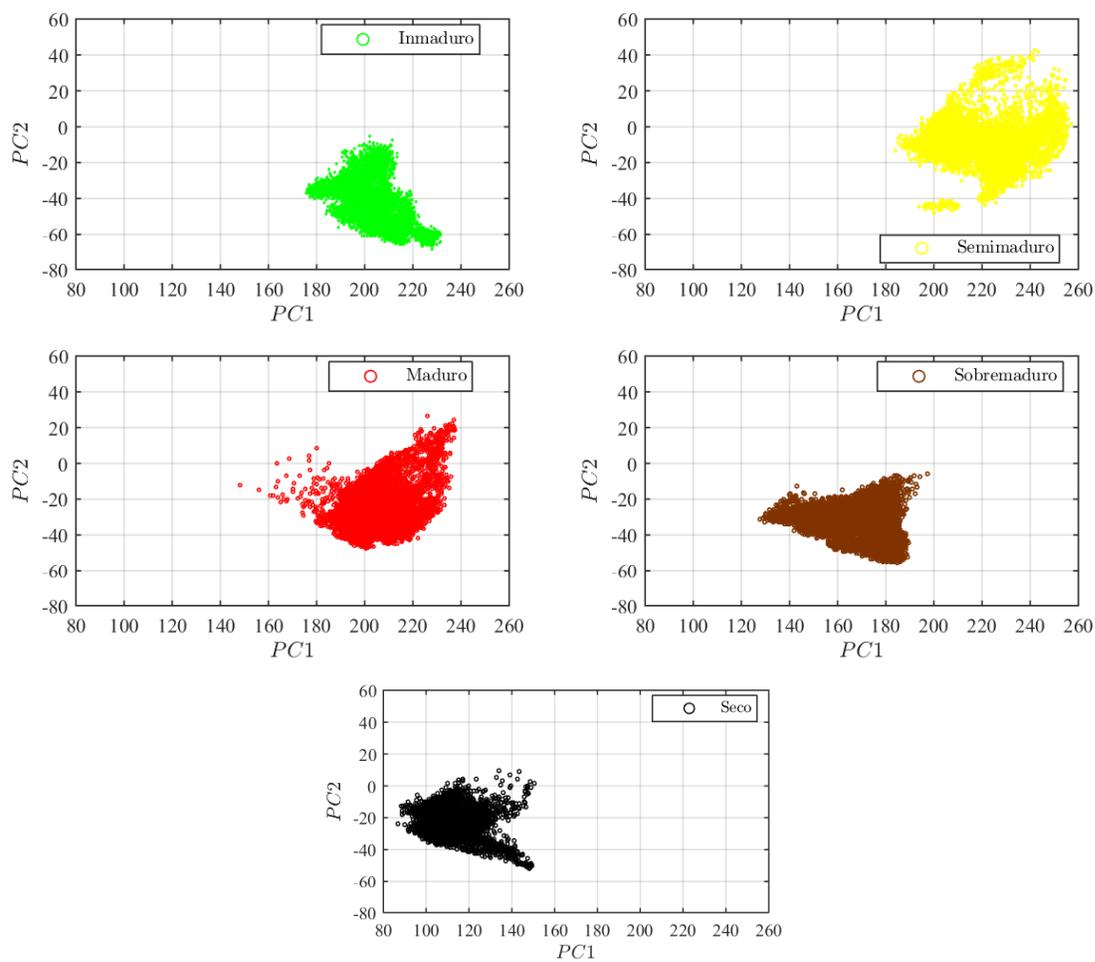


Figura 5-5: Ubicación del color de los frutos de café para diferentes estados de maduración en dos dimensiones del espacio de componentes separados por clase.

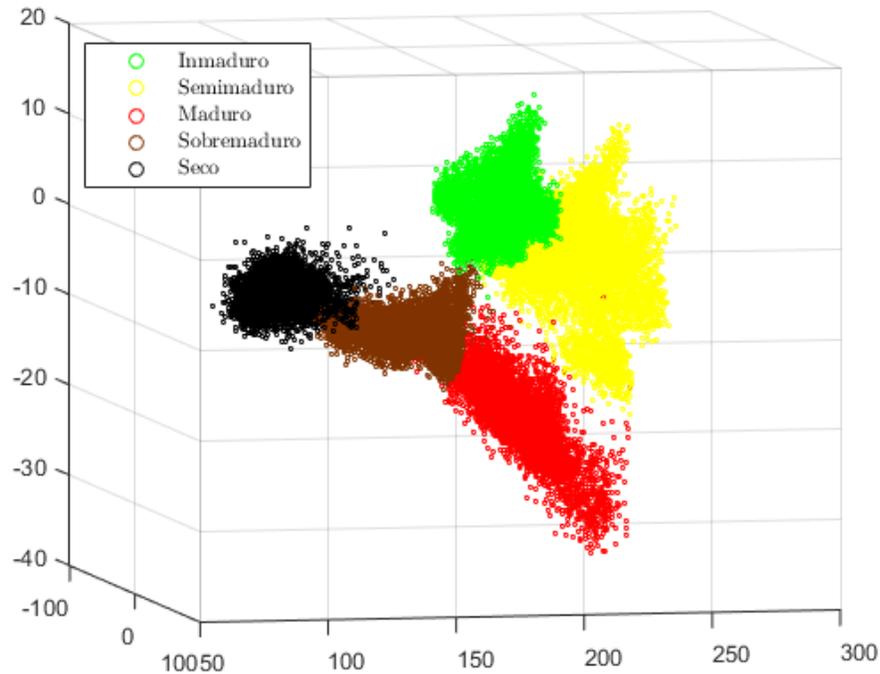


Figura 5-6: Ubicación del color de los frutos de café para diferentes estados de maduración en tres dimensiones del espacio de componentes.

5.4. Características espectrales

Otra de las formas de representar la información extraída de los frutos de café es mediante la muestra de las firmas espectrales. En la figura 5-7 se pueden ver las firmas promedio que muestran los frutos con la separación a priori entregada por el experto. En estas firmas se pueden encontrar diferentes características. Una de ellas muestra la gran capacidad discriminante que tienen las longitudes de onda del NIR para diferenciar específicamente los frutos secos y sobremaduros del resto, como se pudo deducir en el gráfico de componentes principales 5-4. Esta condición muestra una mayor capacidad discriminante del sistema frente a los sistemas de visión RGB tradicionales, en el caso del análisis de frutos de café, ya que la información del infrarrojo cercano no se encuentra disponible.

Otra característica corresponde a los frutos semimaduros, los cuales no solo presentan componentes espectrales en los colores verdes, amarillos, naranjas y rojos, sino que también tienen mayor reflectancia en dichas longitudes. También se pueden apreciar las diferencias entre frutos inmaduros y maduros que se presentan claramente en el color, al pasar de 560nm de longitud central, a valores que se incrementan a partir de los 620nm. Finalmente, se comprueba cómo las longitudes de onda violetas y azules no contienen mayor información

discriminante, ya que se encuentran en niveles de reflectancia muy similares para todos los frutos.

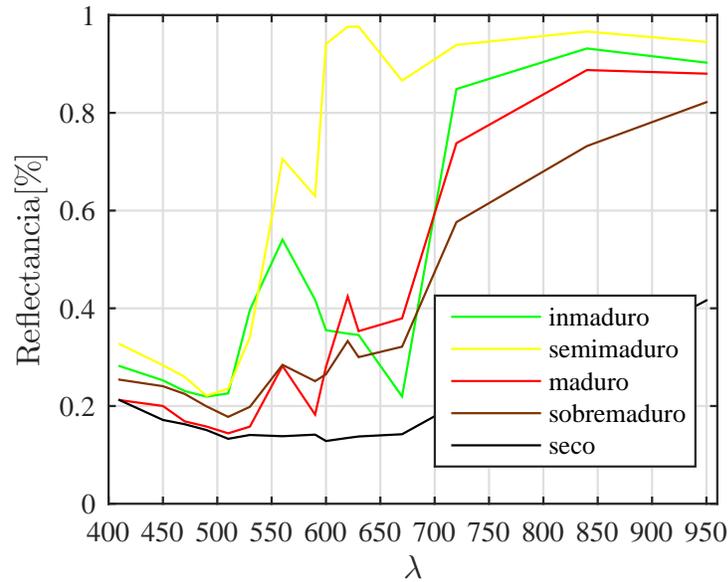


Figura 5-7: Firmas espectrales de los frutos de café agrupados según separación apriori.

5.5. Capacidad del instrumento para reproducir color

Debido a que el instrumento tiene la capacidad de reproducir el color a partir de las imágenes multiespectrales, la figura 5-8 muestra algunos ejemplos de reproducción de color a partir de las imágenes multiespectrales capturadas. Estas imágenes son usadas como referente por parte de los expertos para verificar el posible estado de maduración y con el objetivo de realizar una separación. De forma adicional, en las imágenes se pueden destacar ciertas características de calidad en los frutos, algunas abolladuras en el fruto seco, la no homogeneidad en el fruto semimaduro, el inicio del proceso de maduración en el fruto inmaduro, o incluso se puede ver un caso especial de broca en la figura 5-9, en la cual un insecto perfora el fruto de café y se alimenta de la almendra del interior. Esta es la plaga que más afecta al café [145, 146]. Esta plaga no se estudia durante el desarrollo de este trabajo, pero es una problemática en la mayoría de países productores de café [147].

Una ventaja de la representación del color es la posibilidad de ubicar los píxeles en diferentes espacios. Estos ayudan a visualizar diferentes características de color y son empleados por diferentes algoritmos de procesamiento digital de imágenes para mejorar la calidad o para facilitar encontrar algunos rasgos y destacar la información, como los niveles de cromaticidad, o la distancia que hay entre verde y rojo.

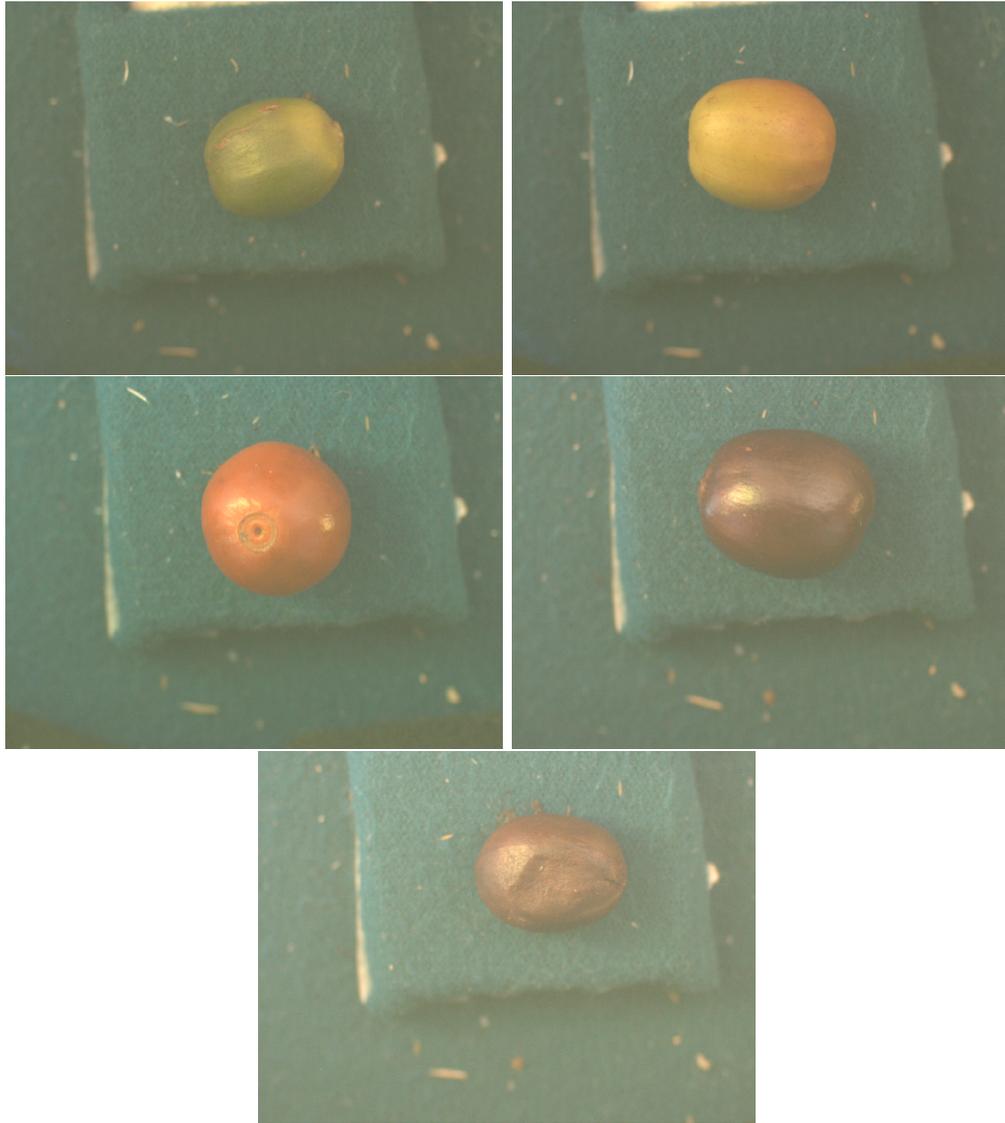


Figura 5-8: Imagen de frutos de café con color reproducido.

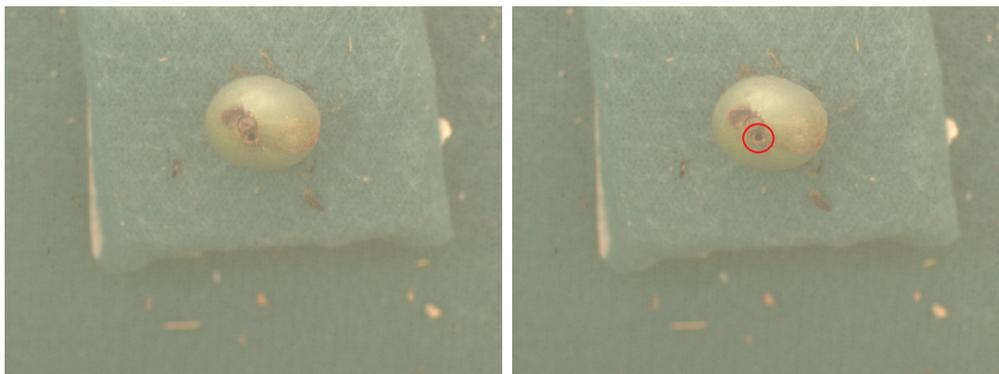


Figura 5-9: Imagen fruto inmaduro con broca resaltada en rojo.

Las figuras 5-10 y 5-11 muestran los espacios de color CIE LAB y CIE XYZ respectivamente. En estas figuras se ubica el 10% de los píxeles de todos los frutos de café capturados por el sistema. Una de las características que presenta el diagrama del espacio XYZ es la facilidad para identificar la tendencia en el cambio de la longitud de onda de los frutos durante el proceso de maduración, ya que a medida que el fruto madura, la posición de los píxeles en el diagrama va cobrando una especie de espiral hacia el centro del mismo. En el espacio LAB se pueden observar diferentes características, tales como la pérdida de la componente de luminosidad L luego de que el fruto pasa de maduro a sobremaduro y seco. También se aprecian los cambios en la cromaticidad entre las componentes a y b, en especial entre los frutos inmaduros y maduros. Finalmente se presentan los histogramas del espacio XYZ en las figuras 5-12, 5-13, 5-14, 5-15 y 5-16 para tener una idea de la cantidad de píxeles y las distribuciones que pueden tener según el estado de maduración, con el fin de facilitar los procesos de extracción de información que puedan ser relevantes.

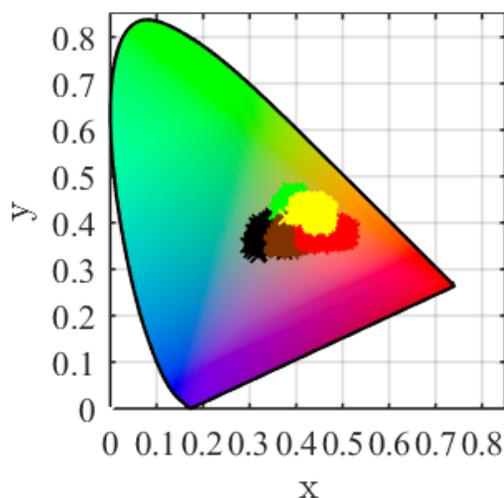


Figura 5-10: Ubicación de los diferentes colores de frutos de café en el espacio CIE XYZ.

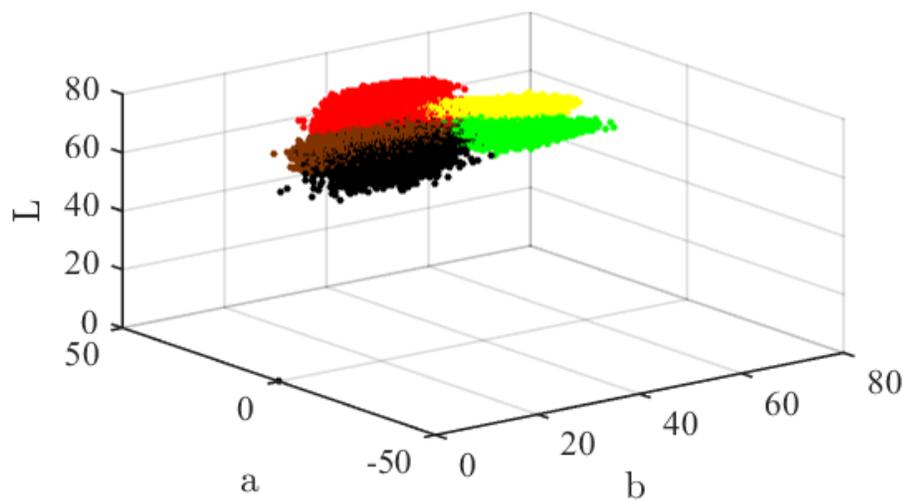


Figura 5-11: Ubicación de los diferentes colores de frutos de café en el espacio CIE Lab.

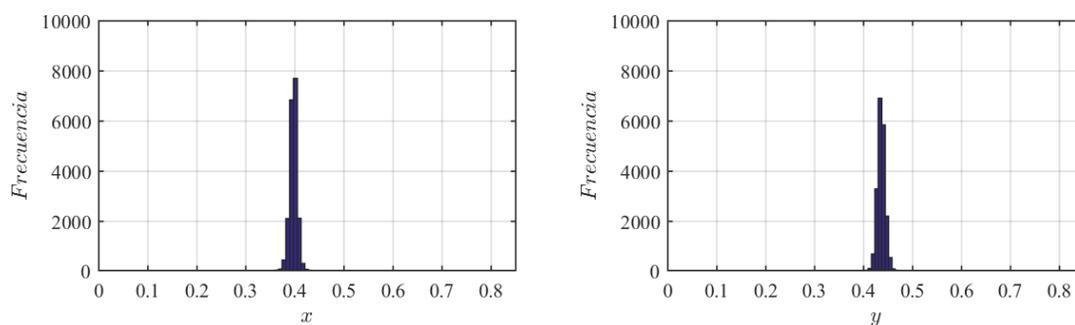


Figura 5-12: Histograma de una muestra de píxeles de frutos de café inmaduros en el espacio CIE Lab.

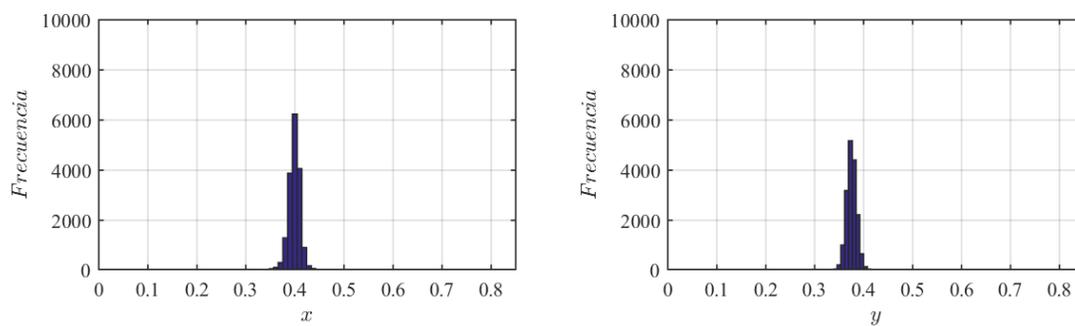


Figura 5-13: Histograma de una muestra de píxeles de frutos de café semimaduros en el espacio CIE Lab.

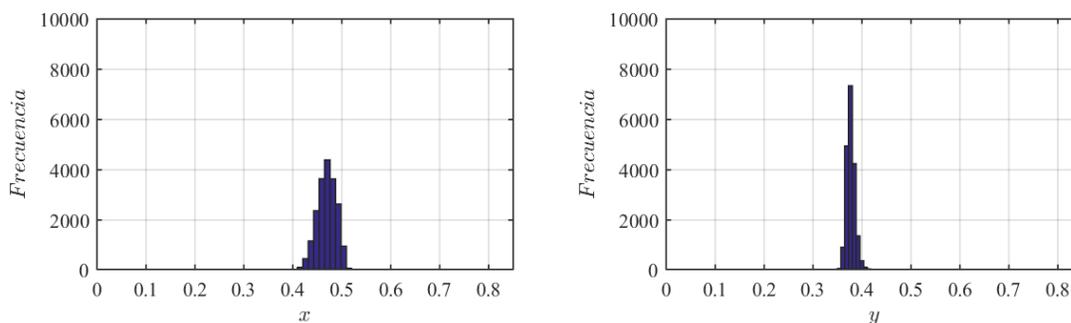


Figura 5-14: Histograma de una muestra de píxeles de frutos de café maduros en el espacio CIE Lab.

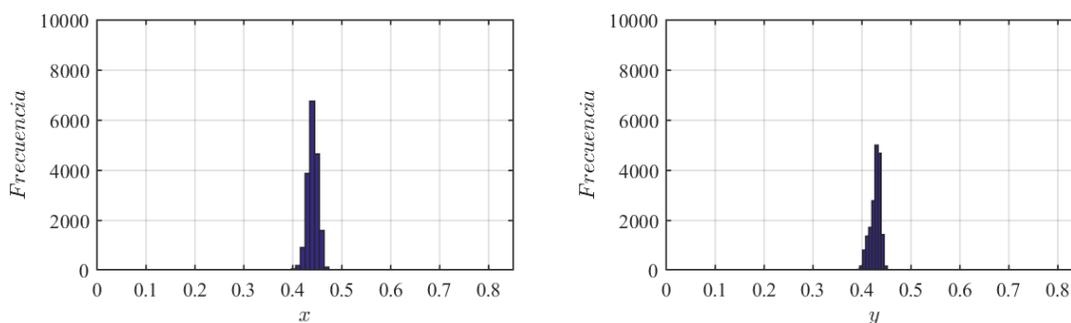


Figura 5-15: Histograma de una muestra de píxeles de frutos de café sobremaduros en el espacio CIE Lab.

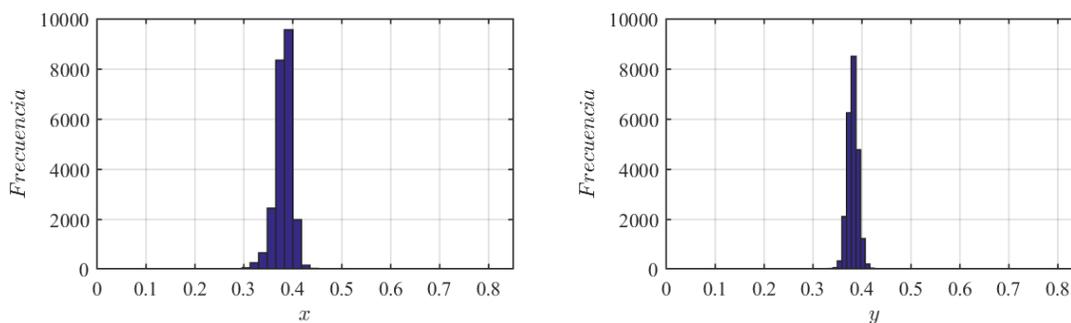


Figura 5-16: Histograma de una muestra de píxeles de frutos de café secos en el espacio CIE Lab.

5.5.1. Información fuera del espectro visible (false color)

La técnica de color falso, o false color se emplea únicamente con fines interpretativos. Consiste en representar los objetos mediante mapas de colores con información proveniente de diferentes longitudes de onda de las tradicionales RGB, para hacer visibles determinadas zonas de los objetos o destacar algunas características específicas. Particularmente, una de las bandas que aporta una gran cantidad de información y no se encuentra representada por el color verdadero, es la banda de infrarrojo cercano NIR, con la cual es posible relacionar los niveles de agua internos de algunos vegetales, ya que el agua presente en los mismos genera mayor reflexión en dicha banda [148].

Una de las pruebas del sistema en las longitudes de onda fuera del espectro visible se realiza sobre frutos de café en cereza, para los cuales se busca medir la pérdida de masa producida por la sobremaduración. Para este proceso se usa el índice de Vegetación de Diferencia Normalizada Verde (GNDVI) (5-1) [149], con el cual se puede ver más fácilmente la pérdida de agua y por consiguiente la pérdida de masa generada por el deterioro del fruto de café y la sobremaduración del mismo [143], proceso que es visible de mejor forma gracias a un color falso con componentes (azul, rojo profundo, NIR).

$$GNDVI = \frac{NIR - Green}{NIR + Green} \quad (5-1)$$

La forma de medir el proceso de pérdida de agua y de masa en los frutos de café, sigue el estudio descrito por Uwadaira [150], en el cual muestran la pérdida de firmeza en los duraznos a través del tiempo. En este estudio se realizan medidas cada día y se emplea la banda de 970nm para determinar la pérdida de agua, la cual está directamente relacionada con la disminución en el peso de la fruta. Otro estudio similar [151] muestra el deterioro que presentan los duraznos en cuanto a la calidad para el consumidor con el paso de los días, mediante técnicas no invasivas con longitudes de onda del espectro infrarrojo cercano NIR, el cual les permite observar de mejor forma las condiciones de salubridad de dichas frutas. Otra alternativa que enseña el uso de técnicas multiespectrales para realizar segmentación usando imágenes a través del tiempo se muestra en rogowska [152], lo cual está directamente ligado a las características que pueden ser no visibles para el ojo humano. De igual forma, en Elmasry [153] emplean NIR para determinar la presencia de agua en los frutos según el estado de maduración de las fresas. Muestran cómo el fruto sobremaduro tiene menor reflectancia en la región de 840 y 960nm correspondiente a las azúcares y a la banda de absorción del agua. Por lo anterior, frutos como el café, pueden ser sometidos a estudios que permitan identificar la influencia de la luz NIR para ayudar a determinar los cambios que presenta dicho fruto durante el proceso de sobre maduración.

Una implementación de color falso es desarrollada sobre frutos de café maduros y sobremaduros tras ser recogidos. Las imágenes mostradas en las figuras 5-17, 5-18, 5-19 y 5-20,

representan la evolución que presentan 4 frutos de café durante 48 horas. En ellas se puede observar el color en RGB de los frutos, vinotinto para los frutos maduros y marrón para los sobremaduros, luego una imagen de color falso que reemplaza las longitudes RGB por algunas que aportan mayor información visual azul, rojo profundo y NIR (450, 630, 840 nm respectivamente). También las imágenes en color falso muestran un color verde de mayor intensidad en los frutos que conservan mayor cantidad de agua, ya que esta reacciona con mayor eficiencia ante la banda NIR, de forma tal que se verifican con mayor claridad las cantidades de agua que conservan los frutos que aún no se encuentran sobremaduros.

Se presenta el índice GNDVI que es una versión modificada del NDVI con mayor sensibilidad a los niveles de agua. A medida que el agua va saliendo del interior del fruto hacia las paredes, empieza a reflejar una mayor cantidad de luz en el espectro infrarrojo [154, 155], por lo que es posible medir la cantidad de agua superficial que está perdiendo el fruto. En las figuras 5-21 y 5-22 se muestran los histogramas de las diferentes imágenes GNDVI con el progreso del tiempo; para los frutos de café maduros y sobremaduros de forma independiente, luego de un proceso de segmentación. Cabe resaltar que la información proveniente del infrarrojo cercano permite hacer esta segmentación mediante la binarización con un umbral. Estos histogramas son de utilidad para diferenciar el estado de madurez según el nivel de intensidad medio, ya que los frutos maduros presentan menor intensidad en el índice GNDVI que los frutos sobremaduros. También se puede observar el aumento de los niveles de intensidad para ambos estados a medida que avanza el tiempo; por lo que este proceso se puede relacionar a la pérdida de agua mientras se deterioran.

Finalmente, se muestra que las imágenes por fuera del espectro visible, en color falso, ayudan a observar diferentes fenómenos en las imágenes, que no se perciben con facilidad, como es el caso de la pérdida de calidad en los frutos de café. Este fenómeno se presenta en el cambio de intensidad que muestran las imágenes a través del tiempo. En los resultados se diferencian los frutos maduros y sobremaduros al usar el índice GNDVI, incluso se presenta una idea de la tendencia en la pérdida de los niveles de agua a medida que transcurre el tiempo, respaldado por las pruebas realizadas en [143] y basado en el incremento en el nivel de reflectancia que poseen los frutos en longitudes de onda del infrarrojo cercano NIR. Debido a que estas longitudes no son visibles, los resultados son mostrados por medio de colores falsos y complementados por índices vegetativos que facilitan la interpretación de la información.



Figura 5-17: Izquierda: Color verdadero. Centro: Color Falso. Derecha: GNDVI frutos de café con 1 hora de recogidos.



Figura 5-18: Izquierda: Color verdadero. Centro: Color Falso. Derecha: GNDVI frutos de café con 12 horas de recogidos.



Figura 5-19: Izquierda: Color verdadero. Centro: Color Falso. Derecha: GNDVI frutos de café con 24 horas de recogidos.



Figura 5-20: Izquierda: Color verdadero. Centro: Color Falso. Derecha: GNDVI frutos de café con 48 horas de recogidos.

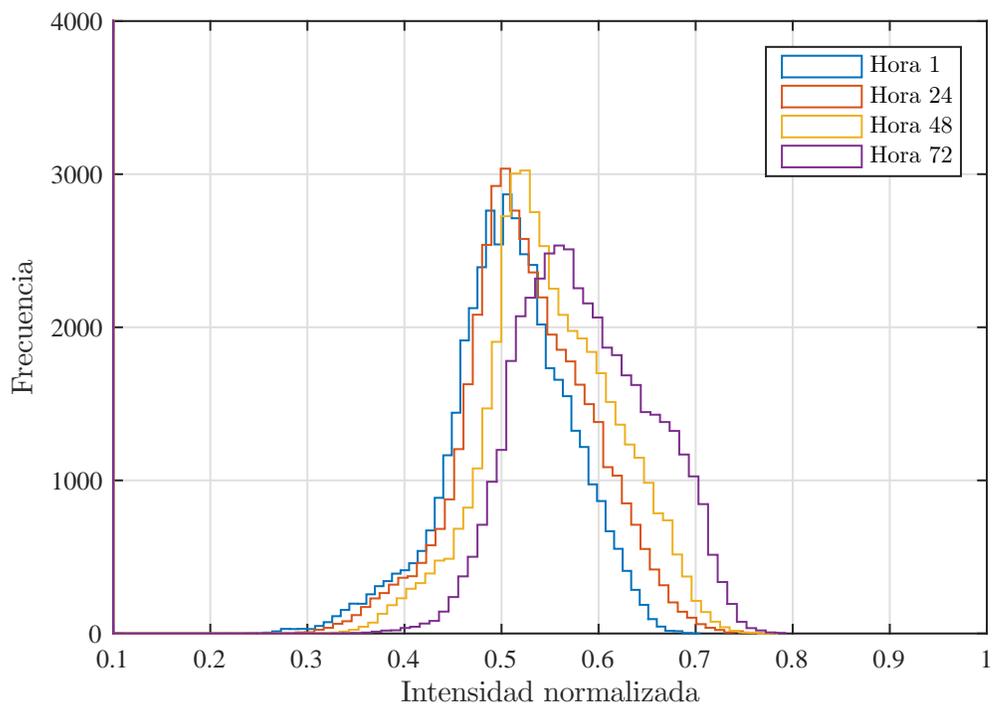


Figura 5-21: Histograma del avance en el tiempo de las imágenes GNDVI para los frutos maduros.

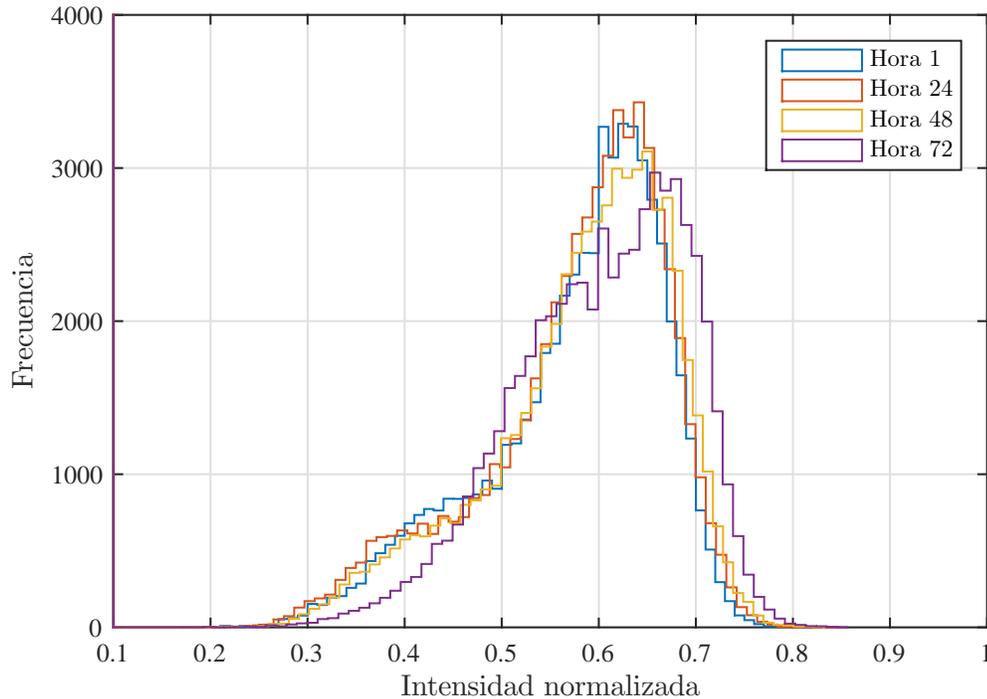


Figura 5-22: Histograma del avance en el tiempo de las imágenes GNDVI para los frutos sobremaduros.

5.6. Pruebas de repetibilidad a corto plazo

De la misma forma que se realizaron las pruebas de repetibilidad en la carta de color, se mide la consistencia de un grupo de frutos de café en diferentes estados de maduración. De esta forma se puede medir la precisión del sistema en un objeto que presenta mayor cantidad de brillos y sombras, que no presenta características de color homogéneas, y que contiene características en el infrarrojo cercano NIR. La figura 5-23 representa la dispersión de los datos de 5 frutos en diferentes estados de maduración. Para cada uno se seleccionan los mismos 4 píxeles en 20 diferentes imágenes del mismo fruto, de modo que se pueda comprobar la precisión sobre 80 muestras. Uno de los resultados destacados con la prueba se presenta en la poca reproducibilidad que muestra el sistema en las longitudes de onda de los azules, fenómeno que se da debido a la baja capacidad discriminante en esta región del espectro. Mientras las longitudes de onda del infrarrojo cercano NIR muestran buenos niveles de repetibilidad a corto plazo por su baja varianza en la mayoría de los datos. Esto demuestra que la eficiencia de cada sistema multispectral está directamente ligada a la capacidad discriminante que tengan las longitudes de onda dentro de cada campo de aplicación.

En la figura 5-24 se muestra una combinación entre el espectro medio de cada uno de los frutos, y la varianza entre los diferentes frutos agrupados por estado de madurez. En ésta,

las longitudes de onda de los colores violetas y azules no contienen suficiente información discriminante a pesar de los ligeros cambios de reflectancia. También se puede observar cómo los frutos catalogados como semimaduros presentan mayor dispersión de los datos, debido principalmente a la variedad de tonalidades que adquieren estos frutos, pero a pesar de esta condición, su espectro es el único que muestra componentes en todas las longitudes de onda a partir de los 530nm. También se logra identificar cómo las longitudes de onda del NIR presentan una clara diferencia en los frutos maduros y sobremaduros, debido principalmente a las pérdidas de agua durante el proceso de maduración.

La tabla 5-3 contiene los valores de varianza para cada longitud de onda de forma individual, de modo que se puede establecer un valor de repetibilidad a corto plazo con la metodología mostrada en el capítulo 3. Ésta determina que los niveles elevados en las longitudes 410 a 505nm no deben ser consideradas en los procesos de control de calidad ya que no se encuentran dentro de los parámetros definidos para un instrumento, pues pueden generar falsos positivos debido a la elevada varianza. Las demás longitudes que se encuentran por fuera de los límites aceptables, pueden ser o no ser consideradas por el sistema, como 590nm que presenta una alta varianza. El resultado final del experimento de repetibilidad en frutos de café muestra que el sistema es un instrumento confiable en 10 de las 15 longitudes de onda, ya que las longitudes más pequeñas no presentan capacidad discriminante y no distinguen los frutos por su estado de maduración.

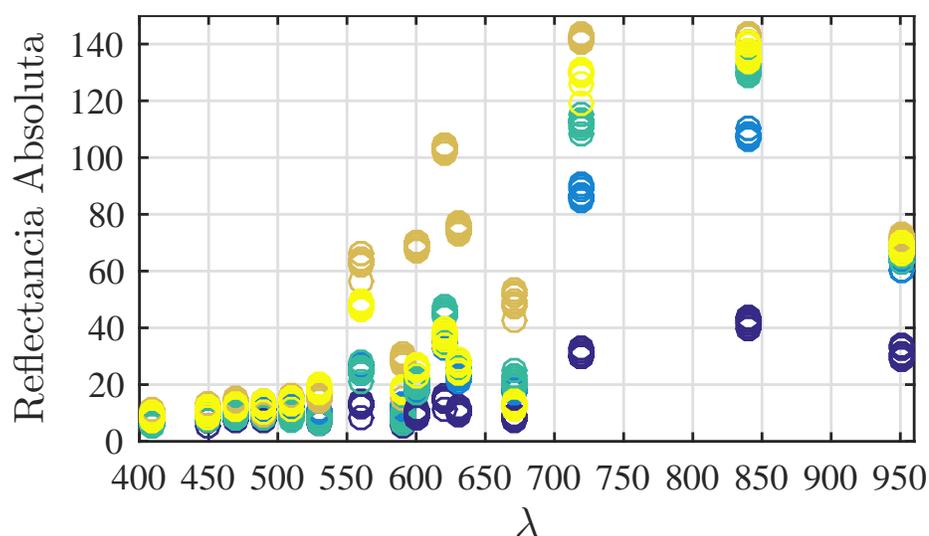


Figura 5-23: Pruebas de repetibilidad en frutos según su estado de maduración.

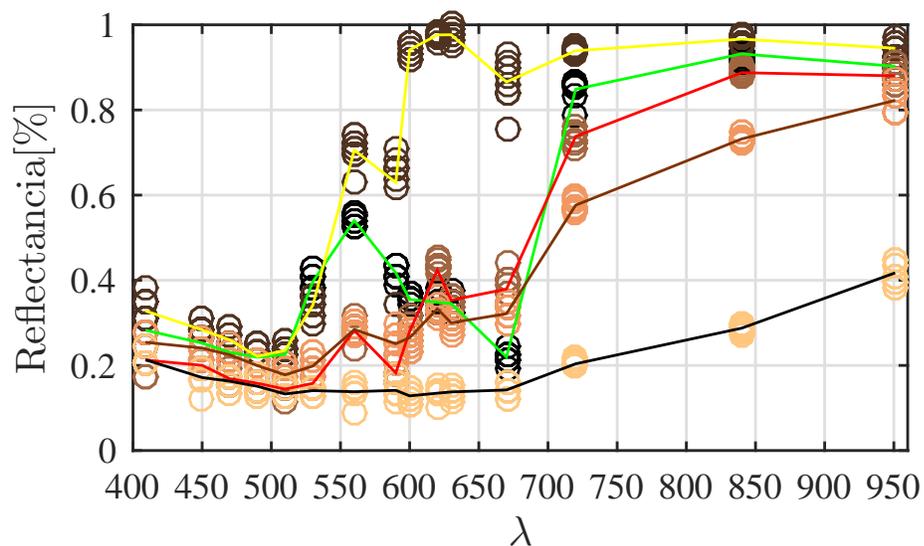


Figura 5-24: Diferencias de rango en las pruebas de repetibilidad.

Longitud	Varianza	Contribución %	StudyVar %
410	7.3155e-04	24.0431	49.0338
450	5.0690e-04	21.0841	45.9174
470	2.3536e-04	11.9161	34.5197
490	3.9166e-04	26.7549	51.7251
505	2.8498e-04	11.8103	34.3661
530	3.9738e-04	2.9250	17.1025
560	4.1420e-04	0.7888	8.8815
590	0.0026	6.0922	24.6824
600	3.5743e-04	0.3553	5.9610
620	3.9529e-04	0.0199	6.2692
630	2.2076e-04	0.2129	4.6144
670	8.6366e-04	1.0640	10.3148
720	2.0748e-04	0.2474	4.9741
840	1.2430e-04	0.0111	3.9862
950	5.5373e-04	0.0235	10.8665
Promedio	5.5231e-04	7.1566	0.2088

Tabla 5-3: Tabla de repetibilidad y varianza para las pruebas con café.

5.7. Pruebas de velocidad

Continuando con la motivación del proceso de determinar la calidad de frutos de café, se plantea la propuesta de evaluar algunos de ellos con el sistema en alta velocidad y caída libre. De esta forma se puede obtener una representación de la ubicación del color de diferentes frutos de café, cuando se tienen restricciones de tiempo y movimiento. Para realizar esta prueba se cuenta con los datos extraídos de la matriz PCA desarrollada para la representación de los gráficos de alta dimensionalidad. Esta matriz de transformación a un espacio de máxima varianza permite, adicionalmente, conocer cuáles son las longitudes de onda que mayor información aportan al proceso, y en las cuales se encuentra la mayor variabilidad de los datos, por lo que se pueden considerar como las longitudes que pueden aportar mayor información discriminante para el proceso de control de calidad. De esta forma, y conociendo las limitaciones del sistema para capturar únicamente 4 longitudes de onda en una imagen multiespectral en caída libre, se procede a examinar el comportamiento y la distribución de al menos 5 frutos de cada estado de maduración, en los espacios de mayor varianza con las longitudes de onda de 560 620 720 y 840 nm.

En la tabla [5-1](#) se muestran seleccionadas las longitudes de onda que mayor información aportaban al proceso en las primeras componentes, las cuales son seleccionadas para las pruebas en caída libre. Las figuras [5-25](#) y [5-26](#) presentan los píxeles extraídos de las muestras de café en caída libre para las 4 longitudes de onda que tienen mayor información discriminante, para 2 y 3 componentes, respectivamente. Éstas muestran cómo el sistema ya no cuenta con la misma capacidad que al trabajar con 15 longitudes de onda, pero aún se pueden separar la mayoría de los píxeles de cada clase. Este resultado deja abierta la posibilidad de estudiar un sistema que realice un control de calidad de frutos de café basado en color que pueda trabajar a altas velocidades y use como herramienta el sistema de adquisición de imágenes multiespectrales en el modo de operación de alta velocidad. Incluso se desarrolla un clasificador basado en el algoritmo de vecinos cercanos(KNN)[[156](#)] implementado para sistemas multiespectrales. Los resultados son mostrados en la tabla [5-4](#) y se presenta una eficiencia total de clasificación del 93,9% con un f1 score de 0,92, lo cual ratifica la posibilidad de trabajar los datos multiespectrales de café con clasificadores más elaborados con el fin de realizar un control de calidad en frutos de café.

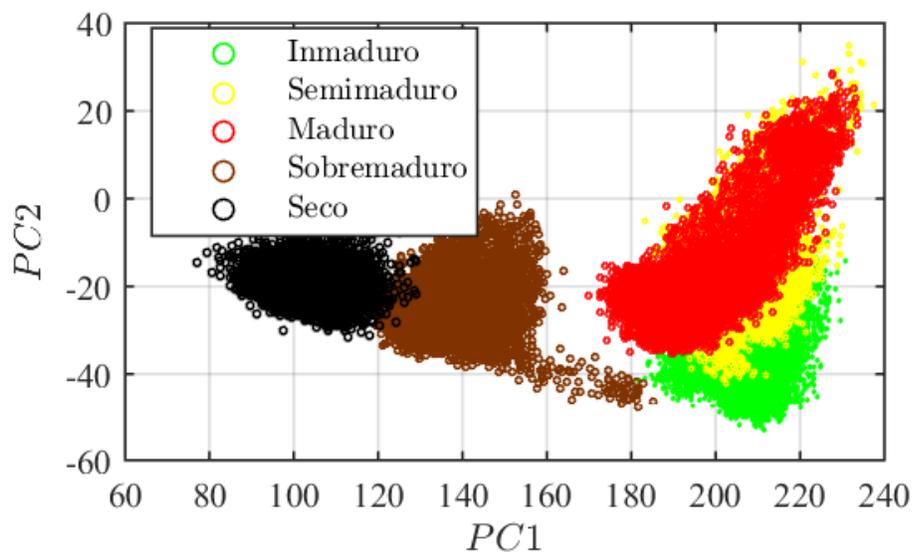


Figura 5-25: Representación de los píxeles de los frutos de café en el espacio PCA en 2 componentes con 4 longitudes en caída libre.

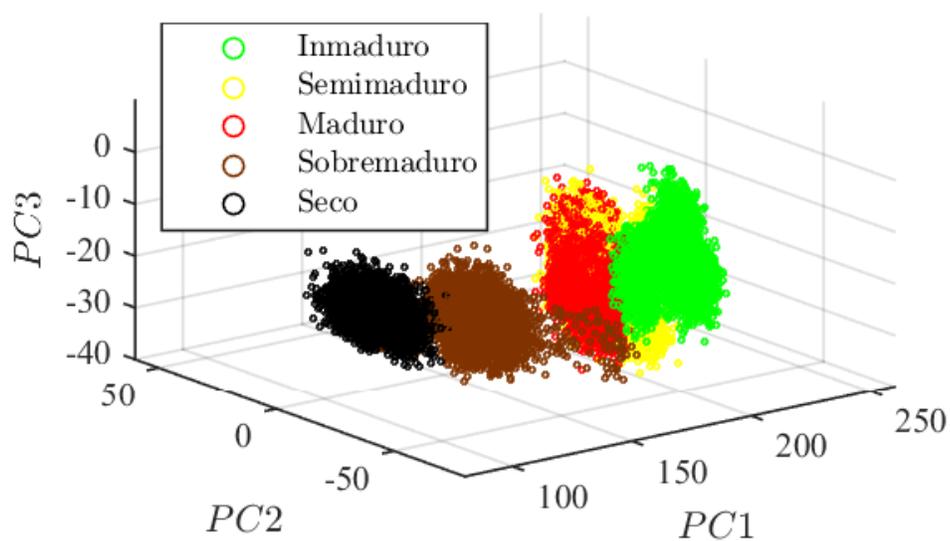


Figura 5-26: Representación de los píxeles de los frutos de café en el espacio PCA en 3 componentes con 4 longitudes en caída libre.

		Predicción				
		Inmaduro	Semimaduro	Maduro	Sobremaduro	Seco
Observación	Inmaduro	95.3	4.5	0.1	0	0
	Semimaduro	1.9	84.7	13.4	0	0
	Maduro	0	7.4	92.6	0	0
	Sobremaduro	0.2	0	0	99.3	0.5
	Seco	0	0	0	0.6	99.4

Tabla 5-4: Matriz de confusión del clasificador KNN.

6 Conclusiones y recomendaciones

La principal contribución de este trabajo radica en mostrar el diseño de un instrumento de medición de color a partir de las características espectrales, este instrumento captura hasta 8 imágenes multispectrales de 15 bandas por segundo. También puede capturar imágenes de 4 bandas en objetos en caída libre, y eliminar la mayor parte de la distorsión por movimiento gracias al efecto estroboscópico de la luz y la sincronización del disparo. Cuenta con unos procesos de calibración y comparación que garantizan medidas confiables, y muestra una elevada capacidad discriminante en la caracterización de los frutos de café al incluir información proveniente del color y del infrarrojo cercano.

Específicamente en el capítulo 2 se muestran los diferentes componentes necesarios para el diseño del sistema multispectral: Una cámara de amplio espectro electromagnético entre los 400 y 1000nm. Dos espacios de iluminación controlados que reducen la influencia de la luz externa presente en el ambiente. El primero con forma de prisma octogonal, el cual elimina los brillos y sombras en las imágenes, gracias a que la luz rebota en sus paredes al menos un par de veces antes de iluminar el objeto. De esta forma se obtiene luz proveniente de todas las direcciones, para eliminar sombras, y se disminuyen los brillos al evitar la luz directa de los LEDs por la barrera. Este espacio surge como una necesidad para mejorar la calidad de las imágenes, y cumple a cabalidad su objetivo. El segundo espacio con forma de 'Y' es diseñado con el fin de realizar captura de objetos en caída libre. También requiere mayor intensidad de luz para el efecto estroboscópico, por lo que presenta un número menor de rebotes en la luz. Ambos diseños se basan en una mezcla entre los espacios presentes en la literatura, y los ajustes necesarios según las necesidades del progreso del trabajo. Sus diferencias se deben al compromiso que implica tener luz difuminada, o mayor intensidad de luz. Finalmente, el tercer componente, es la corona de iluminación con LEDs de ancho de banda estrecho, que representa el mayor aporte en relación con el diseño. Esta corona sirve como filtro para generar los diferentes planos espectrales, al proveer suficiente iluminación en todo el espectro recibido por la cámara. Las características principales de los LEDs son: su longitud de onda, correspondiente a 410, 450, 470, 490, 505, 530, 560, 590, 600, 620, 630, 670, 720, 840 y 950nm, sus anchos de banda inferiores a 30nm y los 2 Watts de potencia al sumar cada pareja. Esta potencia es adecuada para un sistema de interiores con iluminación controlada, pero se requiere decenas de vatios para espacios sin control, o incluso cientos para instrumentos con aplicación en exteriores. Los LEDs son escogidos según la disponibilidad comercial y en diversas longitudes con fines exploratorios. Sin embargo pueden ser reemplazados en el

momento de definir una aplicación concreta, ya sean LEDs con la mayor capacidad discriminante que aumenten la cantidad de luz, o LEDs en un rango específico de longitudes para destacar alguna característica, como pueden ser los infrarrojos.

El principal desafío de la corona es garantizar la longitud de onda central y el ancho de banda de la luz emitida por los LEDs de potencia, al tiempo que se modula la cantidad de luz que se envía a la escena a modo de calibración. Para lograr la longitud de onda central, es necesario un controlador que mantenga la corriente nominal para cada LEDs entre (350 y 700mA), debido a que varían según la referencia, la familia, y el color de cada uno. Ya que la cantidad de luz no puede ser variada por el cambio en la corriente, se debe modificar mediante una técnica de modulación digital PWM que regula en el tiempo la cantidad de luz que recibe el sensor.

Una de las características principales de este sistema es el bajo costo de su implementación en relación con los sistemas comerciales, típicamente inferior a 2000 dólares, ya que el diseño basado en LEDs de ancho de banda estrecho reemplaza los filtros sintonizables y prismas, que fácilmente duplican o triplican el valor de los sistemas. Una de las ventajas de la corona de LEDs y el método de regulación de iluminación por modulación es la capacidad de generar disparos de luz estroboscópica, lo que disminuye la distorsión en las aplicaciones con restricciones de movimiento. La sincronización entre el disparo de la iluminación y la cámara es el principal reto para lograr el efecto estrobo, y se logra al tener señales de disparo de la luz y de la cámara controlados por el hardware de la corona de LEDs, al conocer los retardos de ejecución que tiene cada elemento. Esta condición es necesaria para aplicaciones en tiempo real, y permitiría la implementación de este sistema en la industria, ya sea en detección de características, control de calidad, o incluso clasificación.

Según la aplicación, se pueden cambiar los parámetros de tiempo de adquisición e intensidad de luz. Sin embargo, modificar estos parámetros implica un compromiso entre velocidad y precisión. En consecuencia se seleccionan dos principales modos de operación: el primero usa la cámara a máxima velocidad (120 cuadros por segundo), y representa 8 imágenes multiespectrales por segundo de 15 bandas cada una. El segundo modo tiene el máximo tiempo de exposición admitido por la cámara (2 segundos) y permite obtener imágenes con una mayor precisión y exactitud, además de una mejora en la calidad de la imagen multiespectral, a pesar de tomar 30 segundos por imagen.

El sistema se calibra al modular la cantidad de luz entregada a la escena durante el tiempo de exposición de la cámara. La técnica para realizar la calibración se basa en una referencia blanca conocida, la cual debe mostrar una reflectancia constante cercana al 99%, de modo que se puede variar la cantidad de luz para obtener la respuesta esperada. Luego del cambio en la intensidad de luz se hace una normalización por software que compensa las no linea-

lidades de la luz y la falta de eficiencia del sensor. Se recomienda realizar periódicamente este proceso debido al deterioro natural de los elementos del sistema, como los LEDs que tienen una vida útil de al rededor de 5000 horas de encendido; o cada vez que alguno de los parámetros del sistema sea cambiado, como la estructura, el reemplazo de algún LED o la modificación de la distancia entre el objeto y la cámara, ya que todos estos pueden variar la cantidad de luz reflejada en las distintas longitudes de onda.

La captura del espectro electromagnético reflejado, cobra importancia por ser una técnica no invasiva. Sirve para determinar algunos de los compuestos de los que está hecho un objeto. Adicionalmente, permite determinar las longitudes de onda de los pigmentos que lo componen, y lograr mediciones del color con mayor información. Incluso se puede sumar la información fuera del espectro visible, y generar características adicionales al color. Por otra parte, capturar la información de toda la superficie del objeto, logra asumir las no homogeneidades de los mismos y entregar la información espacial del lugar de donde proviene el espectro, así evitar los sesgos por escasez de datos.

El capítulo 3 presenta las diferentes pruebas que caracterizan el sistema como un instrumento de medida. Para probar la precisión se realiza un análisis de repetibilidad a corto plazo de las firmas espectrales. Aunque el sistema muestra mediciones confiables dentro de los estándares comerciales de un instrumento (*i.e.* precisión superior a 90 %), se presenta una evidente mejora cuando no se tienen restricciones de tiempo y movimiento, para que el sistema pueda trabajar en un modo de operación de alta precisión. Por lo que nuevamente se adquiere un compromiso entre velocidad y desempeño que se debe asumir por parte de la aplicación. La exactitud en la medición del color se muestra en la sección 3.2, en la cual se trabaja la reproducción de color de una imagen multiespectral a una imagen RGB, conservando toda la información entregada por el espectro. Esta representación contiene más información debido al aporte completo del espectro visible ya que existen ciertas longitudes de onda con información diferente de color, reflectancias específicas de algunos de los componentes que conforman los objetos, o incluso longitudes que aumentan la capacidad discriminante.

La reproducción de color a partir del cubo espectral, permite obtener una representación convencional de la mayor parte de la información del espectro visible en una simple imagen, de modo que se pueda relacionar la firma espectral con los colores que percibe el ojo humano. Gracias al hecho de contar con la carta de color, se establece una distancia entre los colores ideales y los resultados de la reproducción. De esta forma se encuentra la distorsión de color que presenta el sistema. Estos errores son comunes en todos los sistemas, ya que la percepción del color se ve modificada por el sensor y principalmente por la iluminación del entorno. Además la iluminación generada por la corona no presenta un patrón similar al D65 que se asemeja a la luz diurna. Por lo que al usar la carta de color como referencia conocida, se genera un perfil de color que disminuya esa distancia producida por la luz del

sistema. Se encuentran dos perfiles de color para aproximar las medidas al valor ideal, de los cuales presenta los mejores resultados una red neuronal artificial, que disminuye la distancia de color a menos del 5% en el peor de los casos. Un error como este no es perceptible por el ojo humano y puede ser considerado color verdadero. Sin embargo esta red neuronal no presenta un rango de color completo por lo que no es recomendada para todas las aplicaciones.

La comparación de espectros contra un sistema hiperespectral de altas prestaciones se expone en el capítulo 4. En la comparación, las firmas espectrales de la carta de color presentan cambios de reflectancia en ambos sistemas. A pesar de esto, las formas de onda son similares, ya que ubican los 24 espectros de cada color en la carta en regiones similares del espacio de componentes principales sin mayores solapamientos, lo que se interpreta por una capacidad discriminante de color semejante para ambos sistemas. Adicionalmente, se obtienen medidas de similitud espectrales que indican el grado de afinidad. Estas medidas son de utilidad cuando los instrumentos presentan cambios de reflectancia, debidos a las características de iluminación y del sensor óptico. Entre ellas, las más destacadas son la correlación con valores medios superiores a 0,8 y el valor medio de ángulo espectral inferior a 0,2, lo que muestra un sistema con firmas espectrales comparables a las de instrumentos comerciales de referencia.

Por último, se presenta un estudio de características de color de frutos de café en el capítulo 5, en el cual se muestran los datos multiespectrales en diferentes espacios color. Entre las características destacadas se encuentra el cambio en la cromaticidad del fruto cuando empieza a madurar, y la pérdida de luminosidad al sobrepasar la maduración. Otro espacio de representación de los datos es el espacio de componentes principales, en donde se presenta separabilidad en la mayoría de los datos, y en donde se muestra que las longitudes de onda de 560, 620, 720 y 840nm aportan el mayor porcentaje de información al sistema. Con estas longitudes se destaca que el comportamiento de los pigmentos en el fruto de café reacciona principalmente a las longitudes de onda verdes y rojas. Sin embargo la reacción a la luz infrarroja debe ser tenida en cuenta por su gran aporte a la capacidad discriminante. Con las pruebas fuera del espectro visible se logra medir una correlación existente entre la cantidad de agua que está saliendo del fruto, y la reflectancia emitida en el espectro del infrarrojo cercano. Un resultado adicional de la prueba es mostrar la repetibilidad en las longitudes del NIR, que no pudo ser estudiada con la carta de color y presenta valores dentro de los parámetros aceptables considerando el sistema como un instrumento de media. Estas pruebas abren el panorama a los sistemas que trabajan con frutos de café para integrar rangos fuera del espectro visible en sus diseños. Finalmente, se realizan pruebas con frutos en caída libre, y un proceso de clasificación de los diferentes colores, de esta forma se entrega un punto de partida para un proceso de estimación de calidad a alta velocidad.

6.1. Trabajo futuro

Al presentar un sistema de adquisición de imágenes multispectrales se vislumbran diversos retos hacia el futuro, dentro de los cuales se encuentran las diferentes mejoras en el diseño, como la inclusión de mayor cantidad de LEDs ya sea para aumentar la potencia de luz, o para aumentar la cantidad de longitudes de onda consideradas en este trabajo.

El sistema de iluminación, junto con los diferentes escenarios, se diseña para obtener una luz homogénea en toda la escena, pero existen diferentes fenómenos que pueden encontrarse mediante distintos direccionamientos de la luz, tales como metamerismos en algunos materiales, o la posibilidad de encontrar daños mecánicos en superficies lisas por sombras o brillos en lugares inadecuados. Se realizó un diseño de una corona multispectral con un mayor número de LEDs, y con la posibilidad de un control del encendido por cuadrantes, para la exploración de los fenómenos generados por la luz en diferentes espectros con direccionamiento, por lo que se pretende realizar un estudio de estos fenómenos y diferentes aplicaciones en calidad de productos comerciales. Respecto a los datos extraídos del sistema, existen diversas técnicas, además del PCA, para el análisis de las grandes cantidades de datos obtenidas a partir de este, por lo que se espera que estos datos puedan ser procesados mediante algoritmos de mayor nivel de complejidad para destacar información de mayor relevancia que la descrita en el trabajo. De igual forma se puede avanzar en el desarrollo de una corrección de color de rango completo en el espacio y que no presente pérdidas de las linealidades mostradas por el color.

Debido a la motivación inicial de este trabajo, se espera que el espacio aumentado de características de color encontrado para los frutos de café sea una base sólida para generar un sistema con capacidad de medir la calidad de los frutos de café con base en sus características de color, que pueda trabajar en tiempo real, y considere la información aportada por las longitudes de onda del infrarrojo cercano para aumentar la capacidad discriminante.

Bibliografía

- [1] S. P. Brumby, J. P. Theiler, J. J. Bloch, N. R. Harvey, S. J. Perkins, J. J. Szymanski, and A. C. Young, “Evolving land cover classification algorithms for multispectral and multitemporal imagery,” in *Imaging Spectrometry VII*, vol. 4480, pp. 120–129, International Society for Optics and Photonics, 2002.
- [2] L. Biehl and D. Landgrebe, “Multispec—a tool for multispectral–hyperspectral image data analysis,” *Computers & Geosciences*, vol. 28, no. 10, pp. 1153–1159, 2002.
- [3] R. Rud, M. Shoshany, V. Alchanatis, and Y. Cohen, “Application of spectral features’ ratios for improving classification in partially calibrated hyperspectral imagery: a case study of separating mediterranean vegetation species,” *Journal of Real-Time Image Processing*, vol. 1, no. 2, pp. 143–152, 2006.
- [4] S. Bostan, M. A. Ortak, C. Tuna, A. Akoguz, E. Sertel, and B. B. Ustundag, “Comparison of classification accuracy of co-located hyperspectral & multispectral images for agricultural purposes,” in *2016 Fifth International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics)*, pp. 1–4, IEEE, 2016.
- [5] F. A. Kruse, L. L. Richardson, and V. G. Ambrosia, “Techniques developed for geologic analysis of hyperspectral data applied to near-shore hyperspectral ocean data,” in *Presented at the Fourth International Conference on Remote Sensing for Marine and Coastal Environments*, vol. 17, p. 19, 1997.
- [6] A. J. Tchekmedyian, M. Pellisé, and R. Sáenz, “Imágenes de banda estrecha o narrow band imaging (nbi): una nueva era en endoscopia digestiva,” *Revista Médica del Uruguay*, vol. 24, no. 1, pp. 42–49, 2008.
- [7] F. S. Assirati, C. L. Hashimoto, R. A. Dib, L. H. S. Fontes, and T. Navarro-Rodriguez, “High definition endoscopy and narrow band imaging in the diagnosis of gastroesophageal reflux disease,” *ABCD. Arquivos Brasileiros de Cirurgia Digestiva (São Paulo)*, vol. 27, no. 1, pp. 59–65, 2014.
- [8] P. Lukes, M. Zabrodsky, J. Plzak, M. Chovanec, J. Betka, E. Foltynova, and J. Betka, “Narrow band imaging (nbi)—endoscopic method for detection of head and neck cancer,” *Endoscopy*, no. 5, pp. 75–87, 2013.

- [9] H. Erives and N. B. Targhetta, "Implementation of a 3-d hyperspectral instrument for skin imaging applications," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 58, no. 3, pp. 631–638, 2009.
- [10] Y.-J. Kim and G. Yoon, "Prediction of glucose in whole blood by near-infrared spectroscopy: influence of wavelength region, preprocessing, and hemoglobin concentration," *Journal of biomedical optics*, vol. 11, no. 4, p. 041128, 2006.
- [11] T. Vitorino, A. Casini, C. Cucci, A. Gebejesje, J. Hiltunen, M. Hauta-Kasari, M. Piccolo, and L. Stefani, "Accuracy in colour reproduction: using a colorchecker chart to assess the usefulness and comparability of data acquired with two hyper-spectral systems," in *International Workshop on Computational Color Imaging*, pp. 225–235, Springer, 2015.
- [12] A. Cosentino, "Identification of pigments by multispectral imaging; a flowchart method," *Heritage Science*, vol. 2, no. 1, p. 8, 2014.
- [13] D. Comelli, G. Valentini, A. Nevin, A. Farina, L. Toniolo, and R. Cubeddu, "A portable uv-fluorescence multispectral imaging system for the analysis of painted surfaces," *Review of Scientific Instruments*, vol. 79, no. 8, p. 086112, 2008.
- [14] Y. H. El-Sharkawy and S. Elbasuney, "Design and implementation of novel hyperspectral imaging for dental carious early detection using laser induced fluorescence," *Photodiagnosis and photodynamic therapy*, vol. 24, pp. 166–178, 2018.
- [15] C. Odaira, S. Itoh, and K. Ishibashi, "Clinical evaluation of a dental color analysis system: the crystaleye spectrophotometer®," *Journal of prosthodontic research*, vol. 55, no. 4, pp. 199–205, 2011.
- [16] M. F. Carlsohn, "Spectral image processing in real-time," *Journal of Real-Time Image Processing*, vol. 1, no. 1, pp. 25–32, 2006.
- [17] R. Leitner, H. Mairer, and A. Kercek, "Real-time classification of polymers with nir spectral imaging and blob analysis," *Real-Time Imaging*, vol. 9, no. 4, pp. 245–251, 2003.
- [18] P. Tatzler, M. Wolf, and T. Panner, "Industrial application for inline material sorting using hyperspectral imaging in the nir range," *Real-Time Imaging*, vol. 11, no. 2, pp. 99–107, 2005.
- [19] J. Blasco, N. Aleixos, S. Cubero, J. Gómez-Sanchís, and E. Moltó, "Automatic sorting of satsuma (citrus unshiu) segments using computer vision and morphological features," *Computers and electronics in agriculture*, vol. 66, no. 1, pp. 1–8, 2009.

- [20] S. Cubero, M. P. Diago, J. Blasco, J. Tardaguila, B. Millan, and N. Aleixos, "A new method for pedicel/peduncle detection and size assessment of grapevine berries and other fruits by image analysis," *Biosystems engineering*, vol. 117, pp. 62–72, 2014.
- [21] R. Lu, "Multispectral imaging for predicting firmness and soluble solids content of apple fruit," *Postharvest Biology and Technology*, vol. 31, no. 2, pp. 147–157, 2004.
- [22] E. Brach, P. Poirier, R. Desjardins, and D. Lord, "Multispectral radiometer to measure crop canopy characteristics," *Review of Scientific Instruments*, vol. 54, no. 4, pp. 493–500, 1983.
- [23] L. Lleó, P. Barreiro, M. Ruiz-Altisent, and A. Herrero, "Multispectral images of peach related to firmness and maturity at harvest," *Journal of Food Engineering*, vol. 93, no. 2, pp. 229–235, 2009.
- [24] N. Kobayashi and T. Okabe, "Separating reflection components in images under multispectral and multidirectional light sources," in *2016 23rd International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, pp. 3210–3215, IEEE, 2016.
- [25] J. A. Herrera Ramírez, "Diseño e implementación de un sistema multiespectral en el rango ultravioleta, visible e infrarrojo: aplicación al estudio y conservación de obras de arte," 2014.
- [26] B. Qi, G. R. Pickrell, J. Xu, P. Zhang, Y. Duan, W. Peng, Z. Huo, H. Xiao, R. G. May, and A. Wang, "Novel data processing techniques for dispersive white light interferometer," *Optical engineering*, vol. 42, pp. 3165–3171, 2003.
- [27] A. Yan, W. Zhenye, Z. Tao, D. Keyan, and L. Xinhang, "Development status and aberration overview of micro spectrometer with czerny-turner structure," in *2016 IEEE Optoelectronics Global Conference (OGC)*, pp. 1–3, IEEE, 2016.
- [28] H. Imani, S. Golmohammadi, A. Rostami, and K. Abbasian, "Resolution improvement in high-speed fiber-optic spectrometers using photonic crystal fibers," in *International Conference On Photonics 2010*, pp. 1–5, IEEE, 2010.
- [29] M. Parmar, F. Imai, S. H. Park, and J. Farrell, "A database of high dynamic range visible and near-infrared multispectral images," in *Digital photography iv*, vol. 6817, p. 68170N, International Society for Optics and Photonics, 2008.
- [30] N. Nakajima and A. Taguchi, "A novel color image processing scheme in hsi color space with negative image processing," in *2014 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS)*, pp. 029–033, IEEE, 2014.
- [31] M. Rai, "Thermal imaging system and its real time applications: a survey," *Journal of Engineering Technology*, vol. 62, 06 2018.

- [32] A. K. Krishnan, P. McGarey, and S. S. J. F. Bell, “Nir-cam—development of a near infrared camera,” in *IEEE International Symposium on Robotic and Sensors Environments (ROSE)*, 2013.
- [33] A. de la Casa, G. Ovando, L. Bressanini, and J. Martinez, “Empleo del ndvi de una camara digital modificada para estimar la cobertura del cultivo de papa bajo distintas condiciones de fertilización nitrogenada,” *AgriScientia*, vol. 33, pp. 75–88, 12 2016.
- [34] G. ElMasry and D.-w. Sun, “Principles of hyperspectral imaging technology,” in *Hyperspectral imaging for food quality analysis and control*, pp. 3–43, Elsevier, 2010.
- [35] M. Parmar, S. Lansel, and B. A. Wandell, “Spatio-spectral reconstruction of the multispectral datacube using sparse recovery,” in *2008 15th IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 473–476, IEEE, 2008.
- [36] D. Lorente, N. Aleixos, J. Gómez-Sanchis, S. Cubero, O. L. García-Navarrete, and J. Blasco, “Recent advances and applications of hyperspectral imaging for fruit and vegetable quality assessment,” *Food and Bioprocess Technology*, vol. 5, no. 4, pp. 1121–1142, 2012.
- [37] J. Beeckman, K. Neyts, and P. J. Vanbrabant, “Liquid-crystal photonic applications,” *Optical Engineering*, vol. 50, no. 8, p. 081202, 2011.
- [38] J. Vila-Frances, J. Calpe-Maravilla, L. Gomez-Chova, and J. Amoros-Lopez, “Design of a configurable multispectral imaging system based on an aotf,” *IEEE transactions on ultrasonics, ferroelectrics, and frequency control*, vol. 58, no. 1, pp. 259–262, 2011.
- [39] R. Shrestha and J. Y. Hardeberg, “How are led illumination based multispectral imaging systems influenced by different factors?,” in *International Conference on Image and Signal Processing*, pp. 61–71, Springer, 2014.
- [40] D. Lorente, N. Aleixos, J. Gómez-Sanchis, S. Cubero, and J. Blasco, “Selection of optimal wavelength features for decay detection in citrus fruit using the roc curve and neural networks,” *Food and Bioprocess Technology*, vol. 6, no. 2, pp. 530–541, 2013.
- [41] “Sistema de visión de fácil programación serie cv-x. keyence mexico s.a. de c.v..” <<https://www.keyence.com.mx/products/vision/vision-sys/cv-x100/>>. Accessed: 2020-08-19.
- [42] “Multispectral cameras cms series visible to near ir ranges. silios technologies rue gaston imbert prolongée. france.” <<https://www.silios.com/cms-series>>. Accessed: 2020-08-19.

- [43] Y. Kanzawa, Y. Kimura, and T. Naito, "Human skin detection by visible and near-infrared imaging," in *IAPR Conference on Machine Vision Applications*, vol. 12, pp. 14–22, Citeseer, 2011.
- [44] P. Colantoni, R. Pillay, C. Lahanier, and D. Pitzalis, "Analysis of multispectral images of paintings," in *2006 14th European Signal Processing Conference*, pp. 1–5, IEEE, 2006.
- [45] D. Ghimire and J. Lee, "A lighting insensitive face detection method on color images," in *2012 Spring Congress on Engineering and Technology*, pp. 1–4, IEEE, 2012.
- [46] H.-n. Li, J. Feng, W.-p. Yang, L. Wang, H.-b. Xu, P.-f. Cao, and J.-j. Duan, "Multi-spectral imaging using led illuminations," in *2012 5th International Congress on Image and Signal Processing*, pp. 538–542, IEEE, 2012.
- [47] A. Paviotti and D. A. Forsyth, "A lightness recovery algorithm for the multispectral acquisition of frescoed environments," in *2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops, ICCV Workshops*, pp. 970–977, IEEE, 2009.
- [48] F. Wu, S. Li, X. Zhang, and W. Ye, "A design method for leds arrays structure illumination," *Journal of Display Technology*, vol. 12, no. 10, pp. 1177–1184, 2016.
- [49] S. Shirmohammadi and A. Ferrero, "Camera as the instrument: the rising trend of vision based measurement," *IEEE Instrumentation & Measurement Magazine*, vol. 17, no. 3, pp. 41–47, 2014.
- [50] H. Yang, J. W. Bergmans, T. C. Schenk, J.-P. M. Linnartz, and R. Rietman, "Uniform illumination rendering using an array of leds: a signal processing perspective," *IEEE transactions on signal processing*, vol. 57, no. 3, pp. 1044–1057, 2008.
- [51] I. Moreno, M. Avendaño-Alejo, and R. I. Tzonchev, "Designing light-emitting diode arrays for uniform near-field irradiance," *Applied optics*, vol. 45, no. 10, pp. 2265–2272, 2006.
- [52] E. Samani, V. Gupta, and S. Raman, "Flash/no-flash image fusion using dictionary learning," in *2015 Fifth National Conference on Computer Vision, Pattern Recognition, Image Processing and Graphics (NCVPRIPG)*, pp. 1–4, IEEE, 2015.
- [53] A. Pourreza, H. Pourreza, and M. Hossein-Aghkhani, "An automatic foreign materials detection of barberries using red-free image processing," in *Third International Workshop on Advanced Computational Intelligence*, pp. 517–521, IEEE, 2010.
- [54] M.-C. Chuang, J.-N. Hwang, K. Williams, and R. Towler, "Automatic fish segmentation via double local thresholding for trawl-based underwater camera systems," in *2011 18th IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 3145–3148, IEEE, 2011.

- [55] G. Polder, *Spectral imaging for measuring biochemicals in plant material*. 2004.
- [56] B. Bennedsen and D. Peterson, “Performance of a system for apple surface defect identification in near-infrared images,” *Biosystems engineering*, vol. 90, no. 4, pp. 419–431, 2005.
- [57] O. Kleynen, V. Leemans, and M.-F. Destain, “Development of a multi-spectral vision system for the detection of defects on apples,” *Journal of food engineering*, vol. 69, no. 1, pp. 41–49, 2005.
- [58] Y. Peng and R. Lu, “An lctf-based multispectral imaging system for estimation of apple fruit firmness: Part i. acquisition and characterization of scattering images,” *Transactions of the ASABE*, vol. 49, no. 1, pp. 259–267, 2006.
- [59] J. B. Ivars, A. Gutierrez, S. Alegre, S. C. García, and J. Gómez-Sanchís, “Sistemas de visión artificial para la inspección automática de fruta procesada. aplicación a gajos de satsuma y arilos de granada,” *Levante Agrícola: Revista internacional de cítricos*, no. 391, pp. 198–203, 2008.
- [60] S. Leavesley, Y. Jiang, V. Patsekin, B. Rajwa, and J. P. Robinson, “An excitation wavelength–scanning spectral imaging system for preclinical imaging,” *Review of Scientific Instruments*, vol. 79, no. 2, p. 023707, 2008.
- [61] D. Zhang, Z. Guo, G. Lu, L. Zhang, and W. Zuo, “An online system of multispectral palmprint verification,” *IEEE transactions on instrumentation and measurement*, vol. 59, no. 2, pp. 480–490, 2009.
- [62] W. A. Christens-Barry, K. Boydston, F. G. France, K. T. Knox, R. L. Easton Jr, and M. B. Toth, “Camera system for multispectral imaging of documents,” in *Sensors, Cameras, and Systems for Industrial/Scientific Applications X*, vol. 7249, p. 724908, International Society for Optics and Photonics, 2009.
- [63] G. ElMasry, N. Wang, and C. Vigneault, “Detecting chilling injury in red delicious apple using hyperspectral imaging and neural networks,” *Postharvest biology and technology*, vol. 52, no. 1, pp. 1–8, 2009.
- [64] N. Everdell, I. Styles, A. Calcagni, J. Gibson, J. Hebden, and E. Claridge, “Multispectral imaging of the ocular fundus using light emitting diode illumination,” *Review of scientific instruments*, vol. 81, no. 9, p. 093706, 2010.
- [65] H. Kalkan, P. Beriat, Y. Yardimci, and T. Pearson, “Detection of contaminated hazelnuts and ground red chili pepper flakes by multispectral imaging,” *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 77, no. 1, pp. 28–34, 2011.

- [66] M. Taghizadeh, A. A. Gowen, and C. P. O'Donnell, "Comparison of hyperspectral imaging with conventional rgb imaging for quality evaluation of agaricus bisporus mushrooms," *Biosystems engineering*, vol. 108, no. 2, pp. 191–194, 2011.
- [67] Y. Gong, D. Zhang, P. Shi, and J. Yan, "High-speed multispectral iris capture system design," *IEEE Transactions on instrumentation and measurement*, vol. 61, no. 7, pp. 1966–1978, 2012.
- [68] P. Usenik, M. Bürmen, A. Fidler, F. Pernuš, and B. Likar, "Automated classification and visualization of healthy and diseased hard dental tissues by near-infrared hyperspectral imaging," *Applied Spectroscopy*, vol. 66, no. 9, pp. 1067–1074, 2012.
- [69] K. Hirai, T. Tanimoto, K. Yamamoto, T. Horiuchi, and S. Tominaga, "An led-based spectral imaging system for surface reflectance and normal estimation," in *2013 International Conference on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems*, pp. 441–447, IEEE, 2013.
- [70] J. Herrera-Ramírez, M. Vilaseca, and J. Pujol, "Portable multispectral imaging system based on light-emitting diodes for spectral recovery from 370 to 1630 nm," *Applied optics*, vol. 53, no. 14, pp. 3131–3141, 2014.
- [71] M. Goel, E. Whitmire, A. Mariakakis, T. S. Saponas, N. Joshi, D. Morris, B. Guenter, M. Gavrieliu, G. Borriello, and S. N. Patel, "Hypercam: hyperspectral imaging for ubiquitous computing applications," in *Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, pp. 145–156, 2015.
- [72] C. LeGendre, X. Yu, D. Liu, J. Busch, A. Jones, S. Pattanaik, and P. Debevec, "Practical multispectral lighting reproduction," *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, vol. 35, no. 4, pp. 1–11, 2016.
- [73] C. LeGendre, X. Yu, and P. Debevec, "Optimal led selection for multispectral lighting reproduction," *Electronic Imaging*, vol. 2017, no. 8, pp. 25–32, 2017.
- [74] T. Fu, J. Liu, and J. Tian, "Vis-nir multispectral synchronous imaging pyrometer for high-temperature measurements," *Review of Scientific Instruments*, vol. 88, no. 6, p. 064902, 2017.
- [75] J. van Roy, J. Keresztes, N. Wouters, B. De Ketelaere, and W. Saeys, "Measuring colour of vine tomatoes using hyperspectral imaging," *Postharvest Biology and Technology*, vol. 129, pp. 79–89, 2017.
- [76] A. Patrick, S. Pelham, A. Culbreath, C. C. Holbrook, I. J. De Godoy, and C. Li, "High throughput phenotyping of tomato spot wilt disease in peanuts using unmanned aerial systems and multispectral imaging," *IEEE Instrumentation Measurement Magazine*, vol. 20, pp. 4–12, June 2017.

- [77] B. Zhang, L. Liu, B. Gu, J. Zhou, J. Huang, and G. Tian, "From hyperspectral imaging to multispectral imaging: Portability and stability of his-mis algorithms for common defect detection," *Postharvest Biology and Technology*, vol. 137, pp. 95–105, 2018.
- [78] A. Dului, J. Vogel, C. D. Samoilescu, T. Lasser, and N. Navab, "Illumination compensation for high-resolution multispectral image mosaicing of heritage paintings," in *2015 Digital Heritage*, vol. 1, pp. 191–198, IEEE, 2015.
- [79] P. C. West, "High speed, real-time machine vision," *Imagination and Automated Vision Systems, Inc*, 2001.
- [80] S.-H. Yang, F.-M. Jheng, and Y. C. Cheng, "Two-dimensional adaptive image stabilisation," *Electronics Letters*, vol. 43, no. 8, pp. 446–448, 2007.
- [81] K.-S. Lee, W. B. Cohen, R. E. Kennedy, T. K. Maierberger, and S. T. Gower, "Hyperspectral versus multispectral data for estimating leaf area index in four different biomes," *Remote Sensing of Environment*, vol. 91, no. 3-4, pp. 508–520, 2004.
- [82] S. K. Rout, M. Sahani, and M. N. Mohanty, "Modified color brightness preserving bi-histogram equalization with variable enhancement degree for restoration of skin color," in *2015 International Conference on Information Technology (ICIT)*, pp. 88–93, IEEE, 2015.
- [83] B. Abdou, D. Morin, F. Bonn, and A. Huete, "A review of vegetation indices," *Remote Sensing Reviews*, vol. 13, pp. 95–120, 01 1996.
- [84] F. J. Bolton, A. S. Bernat, K. Bar-Am, D. Levitz, and S. Jacques, "Portable, low-cost multispectral imaging system: design, development, validation, and utilization," *Journal of biomedical optics*, vol. 23, no. 12, p. 121612, 2018.
- [85] "Hardware Warranty WEEE Licensing Flea ® 3 GigE Imaging Performance Specification," tech. rep.
- [86] Y. S. Cho, J. Kwon, and H.-Y. Kim, "Design and implementation of led dimming system with intelligent sensor module," *Journal of information and communication convergence engineering*, vol. 11, no. 4, pp. 247–252, 2013.
- [87] J. Fan, W. Yung, and M. Pecht, "Lifetime estimation of high-power white led using degradation-data-driven method," *IEEE Transactions on Device and Materials Reliability - IEEE TRANS DEVICE MATER RELIA*, vol. 12, pp. 470–477, 06 2012.
- [88] R. T. Marcus, "chapter 2 - the measurement of color," in *Color for Science, Art and Technology* (K. Nassau, ed.), vol. 1 of *AZimuth*, pp. 31 – 96, North-Holland, 1998.

- [89] D. R. Wyble and D. C. Rich, "Evaluation of methods for verifying the performance of color-measuring instruments. part ii: Inter-instrument reproducibility," *Color Research & Application: Endorsed by Inter-Society Color Council, The Colour Group (Great Britain), Canadian Society for Color, Color Science Association of Japan, Dutch Society for the Study of Color, The Swedish Colour Centre Foundation, Colour Society of Australia, Centre Français de la Couleur*, vol. 32, no. 3, pp. 176–194, 2007.
- [90] A. E2214-19, "Standard practice for specifying and verifying the performance of color-measuring instruments, astm international, west conshohocken, pa, 2019, www.astm.org."
- [91] G. M. C. Chrysler Group LLC, Ford Motor Company, *Measurement Systems Analysis msa*. F Edition, 1990.
- [92] D. H. Foster and K. Amano, "Hyperspectral imaging in color vision research: tutorial," *JOSA A*, vol. 36, no. 4, pp. 606–627, 2019.
- [93] D. H. Foster, K. Amano, S. M. Nascimento, and M. J. Foster, "Frequency of metamorphism in natural scenes," *Josa a*, vol. 23, no. 10, pp. 2359–2372, 2006.
- [94] D. H. Foster, K. Amano, and S. M. Nascimento, "Color constancy in natural scenes explained by global image statistics," *Visual neuroscience*, vol. 23, no. 3-4, pp. 341–349, 2006.
- [95] B. E. Bayer, "Color imaging array," Mar. 5 1975. US Patent 3971065.
- [96] J. van Roy, J. Keresztes, N. Wouters, B. De Ketelaere, and W. Saeys, "Measuring colour of vine tomatoes using hyperspectral imaging," *Postharvest Biology and Technology*, vol. 129, pp. 79–89, 2017.
- [97] R. Hunt and M. Pointer, "A colour-appearance transform for the cie 1931 standard colorimetric observer," *Color Research & Application*, vol. 10, no. 3, pp. 165–179, 1985.
- [98] M. Afifi, "Semantic white balance: Semantic color constancy using convolutional neural network," *arXiv preprint arXiv:1802.00153*, 2018.
- [99] H. D. Beale, H. B. Demuth, and M. Hagan, "Neural network design," *Pws, Boston*, 1996.
- [100] H. Gavin, "The levenberg-marquardt algorithm for nonlinear least squares curve-fitting problems," 2019.
- [101] N. J. Guliyev and V. E. Ismailov, "On the approximation by single hidden layer feed-forward neural networks with fixed weights," *Neural Networks*, vol. 98, pp. 296–304, 2018.

- [102] P. Goldstein, “Non-macadam color discrimination ellipses,” in *Novel Optical Systems Design and Optimization XV*, vol. 8487, p. 84870A, International Society for Optics and Photonics, 2012.
- [103] D. L. MacAdam, “Visual sensitivities to color differences in daylight,” *Josa*, vol. 32, no. 5, pp. 247–274, 1942.
- [104] Y. Yusuf, J. T. Sri Sumantyo, and H. Kuze, “Spectral information analysis of image fusion data for remote sensing applications,” *Geocarto international*, vol. 28, no. 4, pp. 291–310, 2013.
- [105] S. Li, Z. Li, and J. Gong, “Multivariate statistical analysis of measures for assessing the quality of image fusion,” *International Journal of Image and Data Fusion*, vol. 1, no. 1, pp. 47–66, 2010.
- [106] A. C. Schuerger, G. A. Capelle, J. A. Di Benedetto, C. Mao, C. N. Thai, M. D. Evans, J. T. Richards, T. A. Blank, and E. C. Stryjewski, “Comparison of two hyperspectral imaging and two laser-induced fluorescence instruments for the detection of zinc stress and chlorophyll concentration in bahia grass (*paspalum notatum* flugge.),” *Remote sensing of environment*, vol. 84, no. 4, pp. 572–588, 2003.
- [107] N. S. Annamdevula, B. Sweat, P. Favreau, A. S. Lindsey, D. F. Alvarez, T. C. Rich, and S. J. Leavesley, “An approach for characterizing and comparing hyperspectral microscopy systems,” *Sensors*, vol. 13, no. 7, pp. 9267–9293, 2013.
- [108] C. A. T. Navarrete, P. M. Narvaez, and L. E. A. Parada, “1ccd and 3ccd color cameras performance comparison applied to hyperspectral image reconstruction,” *IEEE Latin America Transactions*, vol. 13, no. 8, pp. 2661–2667, 2015.
- [109] M. N. Kumar, M. Seshasai, K. V. Prasad, V. Kamala, K. Ramana, R. Dwivedi, and P. Roy, “A new hybrid spectral similarity measure for discrimination of vigna species,” *arXiv preprint arXiv:1509.05767*, 2015.
- [110] K. X. Wan, I. Vidavsky, and M. L. Gross, “Comparing similar spectra: from similarity index to spectral contrast angle,” *Journal of the American Society for Mass Spectrometry*, vol. 13, no. 1, pp. 85–88, 2002.
- [111] J. Gómez-Sanchis, D. Lorente, E. Soria-Olivas, N. Aleixos, S. Cubero, and J. Blasco, “Development of a hyperspectral computer vision system based on two liquid crystal tuneable filters for fruit inspection. application to detect citrus fruits decay,” *Food and bioprocess technology*, vol. 7, no. 4, pp. 1047–1056, 2014.
- [112] N. Sándor, T. Ondró, and J. Schanda, “Spectral interpolation errors,” *Color Research & Application: Endorsed by Inter-Society Color Council, The Colour Group (Great*

- Britain), Canadian Society for Color, Color Science Association of Japan, Dutch Society for the Study of Color, The Swedish Colour Centre Foundation, Colour Society of Australia, Centre Français de la Couleur*, vol. 30, no. 5, pp. 348–353, 2005.
- [113] K. Inoue, K. Hara, and K. Urahama, “Spectral reflectance estimation and color reproduction based on sparse neugebauer model,” *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal*, vol. 2, pp. 958–966, 06 2017.
- [114] S. Mika, G. Ratsch, J. Weston, B. Scholkopf, and K.-R. Mullers, “Fisher discriminant analysis with kernels,” in *Neural networks for signal processing IX: Proceedings of the 1999 IEEE signal processing society workshop (cat. no. 98th8468)*, pp. 41–48, Ieee, 1999.
- [115] P. Li, S. H. Lee, and H. Y. Hsu, “Study on citrus fruit image using fisher linear discriminant analysis,” *Proceedings - 2011 IEEE International Conference on Computer Science and Automation Engineering, CSAE 2011*, vol. 4, pp. 175–180, 2011.
- [116] F. Hollaus, M. Gau, and R. Sablatnig, “Enhancement of multispectral images of degraded documents by employing spatial information,” in *2013 12th International Conference on Document Analysis and Recognition*, pp. 145–149, IEEE, 2013.
- [117] K. Perumal and R. Bhaskaran, “Supervised classification performance of multispectral images,” *arXiv preprint arXiv:1002.4046*, 2010.
- [118] S. Baronti, A. Casini, F. Lotti, and S. Porcinai, “Multispectral imaging system for the mapping of pigments in works of art by use of principal-component analysis,” *Applied optics*, vol. 37, no. 8, pp. 1299–1309, 1998.
- [119] C. E. Thomaz and G. A. Giraldi, “A new ranking method for principal components analysis and its application to face image analysis,” *Image and Vision Computing*, vol. 28, no. 6, pp. 902–913, 2010.
- [120] C.-C. Hung, H. Purnawan, and B.-C. Kuo, “Multispectral image classification using rough set theory and the comparison with parallelepiped classifier,” in *2007 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pp. 2052–2055, IEEE, 2007.
- [121] C. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer, 2006.
- [122] C. R. Rao, S. K. Mitra, *et al.*, “Generalized inverse of a matrix and its applications,” in *Proceedings of the Sixth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Volume 1: Theory of Statistics*, The Regents of the University of California, 1972.
- [123] S. Shalev-Shwartz and S. Ben-David, *Understanding Machine Learning. From Theory to Algorithms*. Cambridge University Press, 2014.

- [124] C.-I. Chang, "Spectral information divergence for hyperspectral image analysis," in *IEEE 1999 International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IGARSS'99 (Cat. No. 99CH36293)*, vol. 1, pp. 509–511, IEEE, 1999.
- [125] D. G. Altman and J. M. Bland, "Measurement in medicine: the analysis of method comparison studies," *Journal of the Royal Statistical Society: Series D (The Statistician)*, vol. 32, no. 3, pp. 307–317, 1983.
- [126] C. Oliveros-Tascón and J. Sanz-Uribe, "Ingeniería y café en colombia," *Revista de Ingeniería*, no. 33, pp. 99–114, 2011.
- [127] C. Oliveros, J. Pabón, E. Montoya, C. Ramírez, and J. Sanz, "Separación de frutos de café verdes por medios mecánicos," *Cenicafé*, vol. 61, pp. 260–269, 01 2010.
- [128] J. R. Sanz-Uribe, P. J. Ramos-Giraldo, and C. E. Oliveros-Tascon, "Algorithm to identify maturation stages of coffee fruits," in *Advances in Electrical and Electronics Engineering-IAENG Special Edition of the World Congress on Engineering and Computer Science 2008*, pp. 167–174, IEEE, 2008.
- [129] "Anhui. jiexun optoelectronic technology co. ltd. multifunction color sorter." <<http://www.hfjiexun.com>>. Accessed: 2019-09-05.
- [130] "Buhler. coffee sorting. separador clasificador mtra." <<https://www.buhlergroup.com/southamerica/pt/produtos/separador-classificador-mtra.htm>>. Accessed: 2019-09-05.
- [131] "China hefei taiho optoelectronic technology co. ltd. beans color sorter." <<http://www.chinacolorsort.com/display2.asp?id=768>>. Accessed: 2019-09-05.
- [132] "Orange sorting machines (india) private limited. coffee sorting machines." <<https://www.orangesorter.net/>>. Accessed: 2019-09-05.
- [133] "Multiscan technologies. café." <<http://www.multiscan.eu/clasificacion-y-seleccion/cafe-es/>>. Accessed: 2019-09-05.
- [134] "Hcg tecnologia ltda. máquina separadora de café." <<http://www.hcgtecnologia.com.br/produtos/separacao-de-graos-de-cafe>>. Accessed: 2019-09-05.
- [135] Z. Sandoval, F. Prieto, and J. Betancur, "Digital image processing for classification of coffee cherries," in *2010 IEEE Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference*, pp. 417–421, IEEE, 2010.
- [136] M. N. Merzlyak, A. E. Solovchenko, and A. A. Gitelson, "Reflectance spectral features and non-destructive estimation of chlorophyll, carotenoid and anthocyanin content in apple fruit," *Postharvest biology and technology*, vol. 27, no. 2, pp. 197–211, 2003.

- [137] D. Balasundaram, T. Burks, D. Bulanon, T. Schubert, and W. Lee, "Spectral reflectance characteristics of citrus canker and other peel conditions of grapefruit," *Postharvest Biology and Technology*, vol. 51, no. 2, pp. 220–226, 2009.
- [138] M. Moyano, A. J. Meléndez-Martínez, J. Alba, and F. J. Heredia, "A comprehensive study on the colour of virgin olive oils and its relationship with their chlorophylls and carotenoids indexes (i): Ciexyz non-uniform colour space," *Food Research International*, vol. 41, no. 5, pp. 505–512, 2008.
- [139] I. D. Aristizabal Torres, J. J. Carvajal Herrera, and C. E. Oliveros Tascon, "Physical and mechanical properties correlation of coffee fruit (*coffea arabica*) during its ripening," *Dyna*, vol. 79, no. 172, pp. 148–155, 2012.
- [140] Z. L. S. Niño and F. A. P. Ortiz, "Caracterización de café cereza empleando técnicas de visión artificial," *Revista Facultad Nacional de Agronomía-Medellín*, vol. 60, no. 2, pp. 4105–4127, 2007.
- [141] N. L. Montes Castrillón *et al.*, *Real-time classification of coffee fruits using FPGA*. PhD thesis, Universidad Nacional de Colombia-Sede Manizales.
- [142] Q. Gu, A. Al Noman, T. Aoyama, T. Takaki, and I. Ishii, "A fast color tracking system with automatic exposure control," in *2013 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA)*, pp. 1302–1307, IEEE, 2013.
- [143] J. J. Carvajal Herrera, I. D. Aristizábal Torres, C. E. Oliveros Tascón, M. Montoya, and J. Wilson, "Coffee fruit (*coffea arabica* l.) colorimetry during its development and maturation," *Revista Facultad Nacional de Agronomía Medellín*, vol. 64, no. 2, pp. 6229–6240, 2011.
- [144] P. Ramos, J. Sanz, and J. Estrada, "Sistema opto electrónico para la identificación de frutos de café por estados de maduración," *Cenicafé*, vol. 62, no. 1, pp. 87–99, 2011.
- [145] A. Bustillo, *El manejo de cafetales y su relación con el control de la broca del café, Hypothenemus hampei*. 01 2002.
- [146] P. Benavides and H. Arévalo, "Manejo integrado: una estrategia para el control de la broca del café en colombia," *Cenicafé*, vol. 53, no. 1, pp. 39–48, 2002.
- [147] A. Pardey, "Una revisión sobre la broca del café," *Hypothenemus hampei*, 2006.
- [148] J. G. Clevers, L. Kooistra, and M. E. Schaepman, "Using spectral information from the nir water absorption features for the retrieval of canopy water content," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 10, no. 3, pp. 388–397, 2008.

- [149] A. A. Gitelson, Y. J. Kaufman, and M. N. Merzlyak, "Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from eos-modis," *Remote sensing of Environment*, vol. 58, no. 3, pp. 289–298, 1996.
- [150] Y. Uwadaira, Y. Sekiyama, and A. Ikehata, "An examination of the principle of non-destructive flesh firmness measurement of peach fruit by using vis-nir spectroscopy," *Heliyon*, vol. 4, p. e00531, 02 2018.
- [151] L. Huang, L. Meng, N. Zhu, and D. Wu, "A primary study on forecasting the days before decay of peach fruit using near-infrared spectroscopy and electronic nose techniques," *Postharvest Biology and Technology*, vol. 133, pp. 104–112, 2017.
- [152] J. Rogowska, "Overview and fundamentals of medical image segmentation," *Handbook of medical imaging, processing and analysis*, pp. 69–85, 2000.
- [153] G. ElMasry, N. Wang, A. ElSayed, and M. Ngadi, "Hyperspectral imaging for non-destructive determination of some quality attributes for strawberry," *Journal of Food Engineering*, vol. 81, no. 1, pp. 98–107, 2007.
- [154] A. A. Gitelson and M. N. Merzlyak, "Remote sensing of chlorophyll concentration in higher plant leaves," *Advances in Space Research*, vol. 22, no. 5, pp. 689–692, 1998.
- [155] J. J. Díaz García-Cervigón, "Estudio de índices de vegetación a partir de imágenes aéreas tomadas desde uas/rpas y aplicaciones de estos a la agricultura de precisión," *Universidad Complutense de Madrid, Madrid, España. Recuperado de http://eprints.ucm.es/31423/1/TFM_Juan_Diaz_Cervignon.pdf*, 2015.
- [156] H. A. Vrooman, C. A. Cocosco, F. van der Lijn, R. Stokking, M. A. Ikram, M. W. Vernooij, M. M. Breteler, and W. J. Niessen, "Multi-spectral brain tissue segmentation using automatically trained k-nearest-neighbor classification," *Neuroimage*, vol. 37, no. 1, pp. 71–81, 2007.