



ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

**DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y
TELECOMUNICACIONES**

**CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y
CONTROL**

**TRABAJO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE:
INGENIERO EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL**

**TEMA: “MEDICIÓN NO DESTRUCTIVA DEL ÁREA FOLIAR EN HOJAS
PLANAS BASADO EN PROCESAMIENTO DE IMÁGENES A TRAVÉS DE
UN MÉTODO DE CALIBRACIÓN DE CÁMARAS”**

AUTOR: RENTERÍA RÍOS, LUIS GUSTAVO

DIRECTOR: DR. AGUILAR CASTILLO, WILBERT G.

SANGOLQUÍ

2019



DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES

CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL

CERTIFICACIÓN

Certifico que el trabajo de titulación “**MEDICIÓN NO DESTRUCTIVA DEL ÁREA FOLIAR EN HOJAS PLANAS BASADO EN PROCESAMIENTO DE IMÁGENES A TRAVÉS DE UN MÉTODO DE CALIBRACIÓN DE CÁMARAS**” fue realizado por el señor **LUIS GUSTAVO RENTERÍA RÍOS**, el mismo que ha sido revisado en su totalidad, analizando por la herramienta de similitud de contenido; por lo tanto cumple con los requisitos teóricos, científicos, técnicos, metodológicos y legales establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, razón por la cual me permito acreditar y autorizar para que lo sustente públicamente.

Sangolquí, Enero de 2019



Dr. Wilbert G. Aguilar

DIRECTOR



DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES

CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL

AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD

Yo, **LUIS GUSTAVO RENTERÍA RÍOS**, con cédula de identidad 0703865154, declaro que este trabajo de titulación “**MEDICIÓN NO DESTRUCTIVA DEL ÁREA FOLIAR EN HOJAS PLANAS BASADO EN PROCESAMIENTO DE IMÁGENES A TRAVÉS DE UN MÉTODO DE CALIBRACIÓN DE CÁMARAS**”, ha sido desarrollado considerando los métodos de investigación existentes, así como también se ha respetado los derechos intelectuales de terceros considerándose en las citas bibliográficas.

Consecuentemente declaro que este trabajo es de mi autoría, en virtud de ello me declaro responsable del contenido, veracidad y alcance de la investigación mencionada.

Sangolquí, Enero de 2019



Luis Gustavo Rentería Ríos
C.C. 0703865154



DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES

CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL

AUTORIZACIÓN

Yo Luis Gustavo Rentería Ríos autorizo a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar en la biblioteca virtual de la institución el presente trabajo de titulación “**MEDICIÓN NO DESTRUCTIVA DEL ÁREA FOLIAR EN HOJAS PLANAS BASADO EN PROCESAMIENTO DE IMÁGENES A TRAVÉS DE UN MÉTODO DE CALIBRACIÓN DE CÁMARAS**”, cuyo contenido ideas y criterios son de mi autoría y responsabilidad.

Sangolquí, Enero de 2019



Luis Gustavo Rentería Ríos
C.C. 0703865154

DEDICATORIA

Dedico este trabajo principalmente a mis amados padres, Betty Ríos y Manuel Gustavo Rentería, ellos con infinita paciencia y amor me han apoyado a lo largo de los años, siempre creyeron en mí y siempre confiaron en mi capacidad de alcanzar este logro.

A mis hermanas Paulina y Annie con quienes hemos compartido tantos buenos momentos, estuvieron a mi lado a lo largo de mi carrera universitaria como también en mis primeros años de trabajo y durante esa camino recorrido fueron también mis amigas y confidentes.

A FAREMI, FARIVA y mi familia política BELTRAN ya que la familia es nuestro punto de partida y apoyo durante toda la vida.

De manera especial a mi esposa Nathalie que desde que llego a mi vida me ha dado su apoyo constante y he contado con su compañía en todas mis luchas.

A mis hijas Mia Isabella y Luisa Rafaella que día a día llenan mi vida de amor y alegrías.

Finalmente a todo estudiante, investigador, profesor o a quien este trabajo le sea de utilidad.

Luis Gustavo Rentería Ríos.

AGRADECIMIENTO

A mis padres Gustavo y Betty porque todo lo que soy y seré se lo debo a ellos.

A mi familia porque hacen que mi vida sea mejor.

A todos los amigos y compañeros que he tenido en este viaje, gracias por cada momento vivido.

A todos los profesores que he tenido de los cuales siempre hubo algo que aprender.

A Francisco Velastegui, que más que un jefe ha sido un líder a lo largo de mi vida laboral, y me ha permitido tener el tiempo de finalizar este proyecto.

A mi equipo de trabajo Juanca, Dali e Iván que me han dado el soporte para que yo pueda tener el tiempo necesario para culminar esta etapa.

Al Doctor Wilbert Aguilar que me acompañó durante todo este tiempo como mi director y mentor, gracias por toda tu ayuda mi estimado y mejor amigo.

A mis queridos suegros Don Pedro Beltrán Parra y Graciela Beltrán Ortiz, que me han dado su apoyo y colaboración en todas las cuestiones logísticas y han sido facilitadores para el desarrollo de este proyecto.

A mi esposa Nathalie Beltran que ha estado a mi lado y me ha brindado su apoyo y amor en cada paso que he dado para llegar a culminar este proyecto, gracias por todo tu sacrificio mi amor.

Luis Gustavo Rentería Ríos.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

CERTIFICACIÓN	i
AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD	ii
AUTORIZACIÓN	iii
DEDICATORIA	iv
AGRADECIMIENTO	v
ÍNDICE DE CONTENIDOS	vi
ÍNDICE DE TABLAS	ix
ÍNDICE DE FIGURAS	ix
RESUMEN.....	xii
CAPITULO I.....	1
INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 Antecedentes	1
1.2 Justificación e importancia	2
1.2.1 Método del papel cuadriculado	3
1.2.2 Método del Peso del Papel.....	4
1.2.3 Método de Ecuación de Regresión.....	4
1.2.4 Medidor del área Foliar Comercial	5
1.2.5 Métodos basados en procesamiento de Imágenes	6
1.3 Alcance del proyecto	10
1.4 Objetivos.....	11
1.4.1 Objetivo General	11

1.4.2 Objetivos Específicos	11
CAPÍTULO II.....	12
FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA	12
2.1 Procesamiento de la imagen.....	12
2.1.1 Procesamiento morfológico	13
2.1.2 Filtrado de ruido	15
2.1.3 Espacios de Color.....	21
2.1.4 Segmentación imágenes.....	27
2.1.5 Métodos de Segmentación de imágenes monocromáticas.....	30
2.2 Calibración de imágenes.....	42
2.2.1 Parámetros de cámara.....	43
2.2.2 Matriz de calibración de la cámara	44
2.2.3 Distorsión.....	45
2.2.4 Fotogrametría	47
2.2.5 Métodos de calibración.....	48
2.2.6 Rectificación de imágenes	51
CAPÍTULO III	55
PROPUESTA DE MEDICIÓN DEL ÁREA FOLIAR	55
3.1 Estructura del sistema	55
3.1.1 Calibración extrínseca	57
3.1.2 Segmentación	59
3.1.3 Interpretación	59
3.2 Detección del Patrón.....	60
3.2.1 Detección de Puntos de Interés	61
3.2.2 Descripción de Puntos de Interés	63
3.2.3 Emparejamiento de Puntos de Interés	64
3.3 Determinación de los parámetros de movimiento extrínseco	66
3.3.1 Modelo de Similitud	66

3.3.2 Modelo Afín.....	66
3.3.3 Modelo Proyectivo o de Perspectiva	66
3.4 Identificación del Patrón y Rectificación de la imagen.....	67
3.5 Segmentación de regiones de interés.....	70
3.5.1 Conversión de la imagen a espacios de color	70
3.5.2 Suavizado de la imagen	72
3.5.3 Segmentación de la imagen mediante umbralización	73
3.6 Filtrado del ruido.....	74
3.7 Interpretación de la imagen resultante.....	76
3.7.1 Detección de contornos	76
3.7.2 Interpretación de contornos	77
3.7.3 Cálculo del área foliar	80
CAPÍTULO IV	81
PRUEBAS EXPERIMENTALES DE FUNCIONAMIENTO Y RESULTADOS	81
4.1 PRUEBAS EN EL ESCENARIO 1	81
4.2 PRUEBAS EN EL ESCENARIO 2	87
CAPÍTULO V	91
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	91
5.1 Conclusiones	91
5.2 Recomendaciones.....	92
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	94

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Comparación cualitativa de Métodos de Medición de área foliar.....	9
Tabla 2 Componentes del espacio HSI	25
Tabla 3 Factores de agrupación de regiones o conjuntos de píxeles definidos en (Forsyth & Ponce, 2012) por Gestalt.....	28
Tabla 4 Parámetros utilizados para la umbralización simple	73
Tabla 5 Parámetros utilizados para la umbralización HSV	73
Tabla 6 Parámetros utilizados para la umbralización adaptativa.....	74
Tabla 7 Inclinaciones usadas en la adquisición de imagen.....	83
Tabla 8 Escenario 1 - Mediciones por el Método del papel cuadriculado.....	84
Tabla 9 Escenario 1 – Comparación de Errores para cada Método y Cada tipo de Hoja	85
Tabla 10 Escenario 2 –Errores de medición	89

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Método del papel cuadriculado	3
Figura 2. Hojas de Vid, mostrando el punto de medición de la longitud de la hoja (L) y la anchura (W)	5
Figura 3. LI-3000C Medidor Portable de Área Foliar.....	6
Figura 4. Etapas de un sistema de procesamiento de imágenes.....	12
Figura 5. Ejemplo básico de la forma de un elemento estructurante	13
Figura 6. (a) Imagen original; (b) EE centrado con origen en el pixel izquierdo; (c) Imagen erosionada con (b); (d) EE centrado con origen en el pixel derecho (d); (e) Imagen erosionada con (d).	14
Figura 7. (a) Imagen original (b) EE centrado con el origen en el pixel izquierdo (c) Imagen dilatada con (b); (d) EE centrado con origen en el pixel derecho (d); (e) Imagen dilatada con (d).....	14
Figura 8. Efectos de las operaciones más comunes de morfología matemática	15
Figura 9. Filtro paso bajo Gaussiano.....	17
Figura 10. Imagen filtrada con paso bajo: (a) original; (b) después de un kernel de 3×3 ; (c) con un kernel de 5×5	18
Figura 11. Filtro de mediana y bilateral: (a) imagen con ruido Gaussiano; (b) filtrado Gaussiano; (c) filtrado de mediana; (d) filtrado bilateral; (e) imagen con ruido de Poisson; (f) filtrado Gaussiano; (g) filtrado de mediana; (h) filtrado bilateral.....	20
Figura 12. Descomposición del espectro de color de la luz blanca.....	21
Figura 13. Longitud de onda de los colores en el espectro.....	22
Figura 14. Representación cartesiana del espacio de color RGB.....	23
Figura 15. Representación RGB vs CMY	24
Figura 16. Representación del espacio HSI como prisma y cono.....	25
Figura 17. Representación del espacio RGB, HSV y HSI.....	26

Figura 18. Ejemplo de varios casos de Segmentación	28
Figura 19. Ejemplo de los factores de Gestalt que llevan al agrupamiento Fuente: (Forsyth & Ponce, 2012)	29
Figura 20 . Máscara de 3x3 para el filtrado	30
Figura 21. Aplicación del filtro con la máscara correspondiente a la imagen $f(x,y)$ Fuente: (Gonzalez & Woods, 2007).....	31
Figura 22. Máscaras para la detección de líneas en las 4 direcciones correspondientes	32
Figura 23. Detección de bordes con derivadas de primer y segundo orden	33
Figura 24. Operador gradiente aplicado al borde en la imagen	34
Figura 25. Procedimiento del algoritmo Canny para la detección de bordes	35
Figura 26. Segmentación de arroces en una imagen con fondo oscuro mediante Canny	36
Figura 27. Histograma de intensidad de imagen y detección del Umbral T.....	37
Figura 28. Histograma de imagen para un Umbral levemente marcado.	38
Figura 29. Binarización mediante el método de Otsu.	40
Figura 30. Umbralización adaptativa por el método de Savuola.	42
Figura 31. Modelo de Pin-hole	43
Figura 32. Ubicación espacial de la cámara y proyección en el plano imagen.	44
Figura 33. Geometría epipolar entre un par de imágenes.....	44
Figura 34. Distorsión radial del lente: (a) barril, (b) acerico, (c) ojo de pez	45
Figura 35. Componentes de distorsión radial y tangencial.....	46
Figura 36. Condición de colinealidad.....	48
Figura 37. Plantillas tipo damero.	50
Figura 38. Escena común vista por cámaras en distintas posiciones y su relación de transformación H.....	52
Figura 39. Toma superior del Hospital (HULA) en Venezuela (a) Puntos de control y zona de transformación, (b) Imagen rectificada	54
Figura 40. Estructura del Sistema	56
Figura 41 Detección de puntos de interés formando bordes, esquinas y regiones.....	57
Figura 42. Distorsiones derivadas de proyección central	58
Figura 43. Imagen utilizada para el Patrón de pruebas iniciales.....	60
Figura 44. Comparación de intensidad de un pixel mediante FAST en un círculo de radio 3	62
Figura 45. Detección de 25 puntos de interés en la figura del patrón inicial.....	63
Figura 46. Detección de los descriptores de los puntos de interés en la imagen del Patrón inicial	64
Figura 47. Emparejamiento de 25 puntos de interés entre la imagen Patrón y una imagen tomada en perspectiva.	65
Figura 48. Identificación y emparejamiento de puntos de interés entre el Patrón y la captura. ..	67
Figura 49. Esquema de funcionamiento de la función findHomography para la estimación de la matriz de homografía.	68
Figura 50. Proceso de transformación de los puntos referenciales de la forma del Patrón hacia la imagen de cámara mediante la matriz de homografía.	68
Figura 51. Proceso de rectificación de la imagen mediante la transformación de perspectiva. ..	69
Figura 52. Conversión de la imagen rectificada a escala de grises y saturación del espacio HSV.....	71

Figura 53. Filtrado Gaussiano con un kernel de 15x15 para las imágenes. izq. Imagen con escala de grises, der. Imagen con Saturación de HSV.	72
Figura 54. a) Umbralización por binarización simple. b) Umbralización con imagen HSV. c) Umbralización adaptativa	74
Figura 55. Aplicación de la operación morfológica de apertura y cierre con un kernel tipo elipse de radio 7 a la imagen “umbralizada” en los tres métodos aplicados, Adaptativo, Binario y HSV.....	76
Figura 56. Detección de contornos de las imágenes segmentadas mediante el método adaptativo, binario y HSV.	77
Figura 57. Diagrama de flujo de selección del contorno de interés correspondiente a la hoja....	78
Figura 58. Aplicación del algoritmo de interpretación del diagrama de la Figura 57 en las imágenes con todos sus contornos.	79
Figura 59. Medición del área foliar en cm ² para los métodos. a) Método adaptativo, b) método de binarización, c) método HSV.....	80
Figura 60. Tipos de Hojas para realizar las mediciones	82
Figura 61. Tolerancia de Error en la medición del Área Foliar para la Hoja Tipo 1	85
Figura 62. Tolerancia de Error en la medición del Área Foliar para la Hoja Tipo 2	86
Figura 63. Tolerancia de Error en la medición del Área Foliar para la Hoja Tipo 2	87
Figura 64. Escenario 2 – Hoja a procesar	88
Figura 65. Escenario 2 - Mediciones por el Método del papel cuadriculado	89
Figura 66. Tolerancia de Error en la medición del Área Foliar para la Hoja Tipo 4	90

RESUMEN

El presente proyecto tiene como finalidad la automatización del proceso de medición de hojas planas bajo la posibilidad de realizarlo “in situ” sin necesidad de tomar mediciones destructivas para la hoja. Para llegar a las mediciones automáticas se ha realizado un proceso de calibración extrínseca previo a la rectificación de las imágenes, aplicando caracterización de imágenes donde intervienen la detección, descripción y emparejamiento de puntos de interés. Para poder realizar la caracterización satisfactoriamente se usó uno de los algoritmos más ampliamente estudiados en la literatura, “ORB”, que permite acelerar el proceso de detección y descripción seguidos por el emparejamiento de puntos, en consecuencia se aplicó deformaciones de perspectiva mediante transformaciones geométricas a la imagen obtenida, permitiendo reconstruirlas para tener las dimensiones y colocación de una toma cenital con las características del patrón predefinido. El proceso de segmentación se abordó posteriormente a la rectificación haciendo una comparación de tres métodos representativos que permiten evidenciar la variabilidad del ambiente dando como resultado una menor tasa de error al utilizar el canal de saturación HSV con umbralización y filtrado de ruido. El proceso de medición se realizó mediante la interpretación de los elementos restantes en la imagen y su desestimación, de manera que sólo los elementos con propiedades similares a las definidas para una hoja son tomados en cuenta. El sistema ha sido sometido a pruebas de funcionamiento en fotogramas estáticos y en mediciones en tiempo real dando como resultado mediciones con buena exactitud y dentro del rango de 5% de error.

Palabras Clave:

- **VISIÓN POR COMPUTADORA**
- **ÁREA FOLIAR**
- **CALIBRACIÓN DE CÁMARAS**
- **PROCESAMIENTO DE IMÁGENES**

ABSTRACT

The present project has as purpose the automation of the process of measuring flat leafs under the possibility of doing it "in situ" without the need of take destructive measurements for the leaf. To reach the automatic measurements, an extrinsic calibration process has been carried out prior to the rectification of the images, applying image characterization where the detection, description and pairing of points of interest are involved. In order to carry out the characterization satisfactorily, one of the most widely studied algorithms in the literature is "ORB", was used to accelerate the detection and description process followed by the pairing of points, consequently perspective deformations were applied through geometric transformations to the image obtained, allowing to reconstruct them to have the dimensions and placement of an aerial shot with the characteristics of the predefined pattern. The segmentation process was later addressed to the rectification making a comparison of three representative methods that allow demonstrating the variability of the environment resulting in a lower error rate when using the HSV saturation channel with thresholding and noise filtering. The measurement process was performed by interpretation of the remaining elements in the image and their rejection, so that only elements with properties similar to those defined for a sheet are taken into account. The system has been subjected to functional tests in static frames and in real-time measurements, resulting in measurements with good accuracy and within the 5% error range.

KEYWORDS:

- **COMPUTER VISION**
- **LEAF AREA**
- **CAMERA CALIBRATION**
- **IMAGE PROCESSING**

CAPITULO I

INTRODUCCIÓN

1.1 Antecedentes

El petróleo, principal fuente de ingresos del Ecuador, en la actualidad se ha visto afectado por la baja del precio del barril afectando la economía local de tal manera que ha entrado en un periodo de desaceleración. Esto nos sitúa en un momento de búsqueda de alternativas para generar ingresos en otras áreas productivas que puedan ser un paliativo al impacto económico. Uno de los sectores en el que más han invertido los gobiernos de turno en los últimos años es el sector agropecuario. Según el Banco Central de Ecuador entre el año 2015 y 2017 se destinaron 1016.1 Millones de dólares en el desarrollo agropecuario (Banco Central del Ecuador, 2019).

El sector agropecuario a su vez engloba el sector agrícola, beneficiado con los avances tecnológicos de las diversas áreas del conocimiento, como el mejoramiento genético de las plantas para obtener cultivos de mejor calidad e inclusive menor tiempo de producción. Los investigadores de esta rama (fisiología vegetal) requieren de una variedad herramientas para obtener datos cuantificables y realizar análisis en base a comparaciones. Un parámetro importante a ser obtenido para estos estudios es el área foliar, que se utiliza para estudiar las propiedades fisiológicas de las plantas como el crecimiento, los procesos de fotosíntesis y de transpiración (Kaur, Din, & Singh Brar, 2014). Es aquí donde se ha identificado la necesidad de herramientas de análisis que pueden ser desarrolladas a través del procesamiento de imágenes con visión artificial.

El uso de visión artificial para el análisis del entorno ha sido ampliamente utilizado en las últimas décadas, en procesos como el guiado, medición, identificación e inspección (Szeliski, 2010), con técnicas como la extracción de características de imagen, segmentación, estimación de movimiento, reconocimiento y otras; disminuyendo los recursos necesarios para la realización de aplicaciones de interés en la industria. Éstas técnicas han permitido el análisis de diferentes zonas; en la industria Agropecuaria por ejemplo se han destacado dando facilidades para la inspección y evaluación de calidad como en (Cubero, Aleixos, Moltó, Gómez-Sanchis, & Blasco, 2011) donde se evalúan las técnicas de visión artificial para el control de calidad de frutas y vegetales.

1.2 Justificación e importancia

Siendo la hoja el órgano de fotosíntesis más importante de la planta, donde un crecimiento inadecuado afectaría a los cultivos y como consecuencia de esto la productividad. Surge la necesidad de llevar un control del desarrollo de las plantas para realizar acciones correctivas a tiempo y conseguir cultivos sanos, que cumplan con los requisitos para la comercialización en los diferentes mercados tanto nacionales como internacionales. Una de las herramientas para controlar la salud de los cultivos es el área foliar, un parámetro valioso que se utiliza en estudios de la nutrición de la planta (Jadon, Agarwal, & Singh, 2016).

Para determinar el área foliar se utilizan métodos destructivos y no destructivos, tanto directos como indirectos (Astegiano et al., 2007). Los métodos directos tienen la desventaja de que se requiere mucho tiempo para completar el cálculo por lo que pensar en utilizarlo en muchas

muestras es poco factible. Por otro lado los métodos indirectos son más económicos y bastante rápidos aunque no son muy precisos (Kaur et al., 2014).

A continuación podemos ver una breve descripción de los métodos más ampliamente utilizados hasta el momento:

1.2.1 Método del papel cuadriculado

Siguiendo las instrucciones de (Gerber & McCool, 2018), primero la hoja se arranca de la planta y se coloca sobre un papel cuadriculado, luego se procede a dibujar la hoja sobre el papel cuadriculado siguiendo el contorno de la misma, y finalmente el área foliar se calcula contando el número de cuadrículas dentro del contorno del dibujo de la hoja Figura 1. Este método es exacto pero requiere mucho tiempo cuando hay un gran número de hojas a medir.

Area Foliar = *Número de cuadrículas cubiertas por la hoja* × *Área de una cuadrícula*

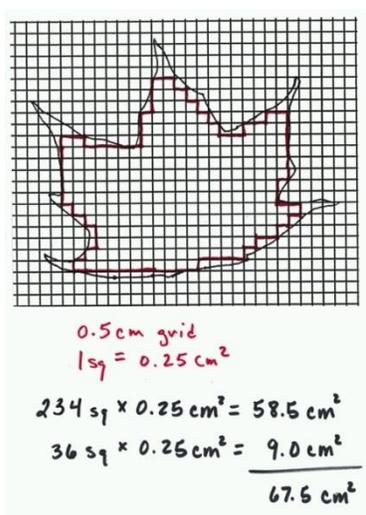


Figura 1. Método del papel cuadriculado
 Fuente: (Gerber & McCool, 2018)

1.2.2 Método del Peso del Papel

Como lo indica (Jadon et al., 2016) , primero la hoja se arranca de la planta y se coloca sobre un papel normal. Luego se procede a dibujar la hoja sobre el papel siguiendo el contorno de la misma. Finalmente el papel se corta de acuerdo a la forma de la hoja dibujada. El área foliar se calcula con el peso del papel mediante la siguiente fórmula:

$$\textit{Area Foliar} = \frac{\textit{Peso del papel con la forma de la hoja}}{\textit{Peso por unidad de área del papel}}$$

Este método al igual que el anterior también es preciso, pero lleva mucho tiempo cuando hay un gran número de hojas a medir.

1.2.3 Método de Ecuación de Regresión

De acuerdo a (Astegiano et al., 2007), este método tiene un procedimiento de dos partes. En la primera parte se elige un tipo particular de hoja de planta de tamaño variable para este estudio, entonces se mide el ancho y la longitud de la hoja como se observa en la Figura 2, luego el área foliar se calcula mediante los métodos mencionados anteriormente u otros métodos, para obtener los datos que permitan determinar la siguiente función:

$$\textit{Area Foliar} = f(\textit{Longitud}, \textit{Ancho})$$

Donde f es una función lineal o polinomial. En la segunda parte, el área foliar de la planta se determina utilizando la ecuación anterior teniendo como datos solo la anchura y la longitud de la hoja. Existen diferentes modelos para diferentes tipos de plantas, por lo que se debe realizar todo el proceso para nuevo tipo de planta, esto lo vuelve un método muy laborioso cuando se trata de medir muchas muestras de diferentes formas y tamaños.

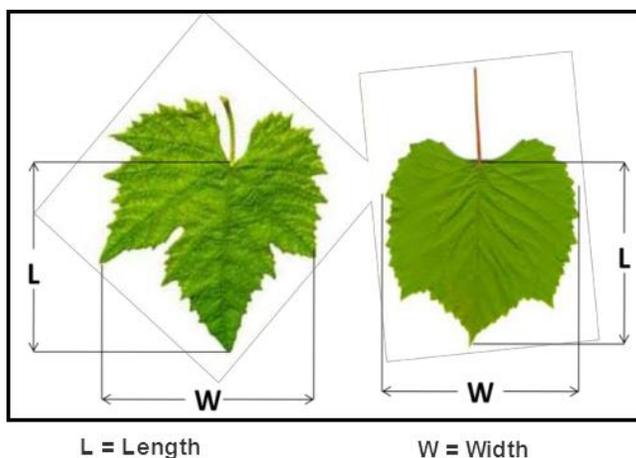


Figura 2. Hojas de Vid, mostrando el punto de medición de la longitud de la hoja (L) y la anchura (W)

Fuente: (Eftekhari, Kamkar, & Alizadeh, 2011)

1.2.4 Medidor del área Foliar Comercial

Son los de uso más frecuente por su fácil manejo, aunque su desventaja es que son muy caros. Además, no se pueden usar en hojas grandes. Para medir el área de una hoja grande primero la hoja tiene que ser cortada en pedazos más pequeños y el área para cada pedazo tendrá que ser medida individualmente, para obtener el área total se deben sumar todas las áreas obtenidas esto ralentiza el proceso (Jadon et al., 2016). En la **Figura 3** se puede observar un medidor de área foliar comercial, el LICOR LI-3100C.



Figura 3. LI-3000C Medidor Portable de Área Foliar
Fuente: (Li-Cor, n.d.)

1.2.5 Métodos basados en procesamiento de Imágenes

Existen varios protocolos de trabajo para la adquisición de las Fotografías de la hoja a ser estudiada, pero de manera general el proceso se basa en una imagen adquirida al aire libre que luego es digitalizada en una imagen RGB con una resolución definida. La imagen es procesada por una computadora con un programa de procesamiento de imágenes y determinación de área foliar. Por ejemplo se puede desarrollar utilizando Matlab 6.0 bajo el sistema operativo Microsoft Windows.

En (Zhichen Li, Ji, & Liu, 2008) han desarrollado un método donde las imágenes de las hojas se recogieron mediante el uso de la cámara digital. El software utilizado en este método fue Matlab 6.0. La exactitud del sistema de estimación del área foliar se mide comparando el área foliar estimada con el área determinada por medio del Método del papel cuadriculado. Los errores relativos de la estimación del área foliar variaron entre 3,56-8,01%, 4,12-6,97%, 4,42-7,81%, 3,89-7,28%, 3,56 - 7,03%, 4,23 - 8,12% para Paulownia, Arbol de Maidenhair, Corteza

de Eucommia, Bambú, Weed(Hierba) y Cycad respectivamente. Aunque es un método no destructivo aún no se ha alcanzado buena precisión ya que los errores aún son considerables.

En (Jadon et al., 2016) se propone un método nuevo, fácil, automático y rápido que utiliza técnicas de procesamiento de imágenes. Este método no requiere escáner, regla o cualquier área estándar, sino que utiliza una moneda que es algo comúnmente disponible. Por lo tanto, este método es más fácil de usar y la precisión es comparable con los métodos estándar. Al tomar imágenes, las hojas deben mantenerse lo más planas posible para evitar errores de medición de área debido a la sombra generada. El rango de la tasa de error de la estimación del área de la hoja es 2,31-2,99%, 2,10-3,62% y 3,10-4,40% para el Gram Verde, Gram Negro y Pean, respectivamente. Este método tiene como desventaja que la fotografía debe ser tomada perpendicularmente a la Hoja y hacer la fotografía in situ para no tener que cortar la hoja supone una complicación, **aquí se abre una brecha donde podríamos mejorar este trabajo** realizando un calibrado de cámaras previo al cálculo del área foliar por segmentación, y junto con estimación de movimiento inclusive realizar la medición en tiempo real.

Dentro del campo de visión artificial el proceso de calibración de cámaras permite obtener los parámetros del mundo en tres dimensiones a partir de imágenes en dos dimensiones, por tal motivo, en cuanto a mediciones de cuerpos u objetos en el espacio euclidiano, es necesario el uso de métodos de calibración de cámaras para eliminar las distorsiones debido a diferentes factores físicos; ambientales y de visualización (González, 2003).

Algunas de las alternativas más utilizadas en estos procesos incluyen el uso de patrones conocidos con restricciones geométricas de colinealidad, ortogonalidad y otras para facilitar la

calibración (Escalera, Armingol, Pech, & Gómez, 2010; González, 2003; Ricolfe Viala & Sánchez Salmerón, 2008; Sanchez, Arias, Gonzalez, & Gomez, 2004; Viala, 2006; Zhang, 2002) de manera que con el uso de transformaciones geométricas y plantillas de referencia fijas se pueden estimar los parámetros geométricos que relacionan las imágenes tomadas por la cámara y las propiedades del objeto en el espacio 3D (Zhang, 2002). Los parámetros obtenidos sirven para aproximar distancias y medidas de objetos en las imágenes 2D pudiendo ser rectificadas o compensadas (Jiménez Camacho, 2009) una de las transformaciones más utilizadas en estos métodos usa la matriz de homografía para relacionar las proyecciones en la imagen (Aracena Pizarro, Campos, & Tozzi, 2005) no obstante otras transformaciones como la Afin suelen mostrar resultados de una aproximación simple al modelo de proyección deseado (Szeliski, 2010).

Con estos precedentes y teniendo en cuenta el reto que supone trabajar con procesamiento de imágenes, se propone en este proyecto la elaboración de un algoritmo para la calibración de parámetros extrínsecos de una cámara monocular, lo que permitirá calcular el área foliar sin interesar el ángulo con el que se capture la imagen, siempre y cuando se siga un conjunto de instrucciones (protocolo de trabajo) que serán detalladas en este proyecto. El fin último de este trabajo es lograr un método fácil de usar y eficiente para la estimación del área foliar que esté al servicio de los expertos en esta área para realizar sus controles e investigaciones.

Tabla 1*Comparación cualitativa de Métodos de Medición de área foliar*

ITEM	METODO	TIPO	SUBTIPO	COSTO	TIEMPO DE CALCULO
1.2.1	Método del Papel Cuadrulado	Destructivo	Directo	Bajo	Alto
1.2.2	Método del Peso del Papel	Destructivo	Directo	Medio	Alto
1.2.3	Método de Ecuación de Regresión	No Destructivo	Indirecto	Bajo	Alto
1.2.4	Medidor del área Foliar Comercial	Destructivo	Directo	Alto	Medio
1.2.5	Métodos basados en procesamiento de Imágenes	Destructivo	Directo	Bajo	Bajo
-	Método basado en Visión artificial propuesto en este Proyecto	No Destructivo	Directo	Bajo	Bajo

1.3 Alcance del proyecto

El presente trabajo tiene como objetivo realizar un sistema de medición del área foliar de hojas planas mediante el uso de una cámara monocular y algoritmos de visión artificial, que colaborará con mediciones rápidas y amigables con el medio ambiente ya que se pretende conseguir un método no destructivo. Este método de medición del área Foliar pueda ser una herramienta al servicio del DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA VIDA Y DE LA AGRICULTURA de la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, tanto en los estudios de investigación donde se involucre la medición del área foliar así como en la fase temprana de aprendizaje como instrumento didáctico en las diferentes asignaturas relacionadas a esta temática.

El método propuesto en este trabajo no requiere que la hoja sea necesariamente arrancada, adicionalmente se utilizarán hojas planas y de color verde uniforme, las cuales serán captadas mediante una cámara monocular sobre un patrón definido que permita relacionar el sistema de referencia de la cámara con el sistema de referencia del plano del área foliar.

Para realizar la medición sin la necesidad de depender del ángulo con el que se capture la imagen del plano del área foliar, se realizará un proceso de calibración de imágenes de la cámara monocular. Para ellos se extraerán las características locales de las imágenes obtenidas para posteriormente emparejarlas con las características del patrón, luego se estimarán los parámetros que relacionan ambos sistemas de referencia con el fin de compensar las deformaciones de la imagen producto de la perspectiva de la cámara, todo esto para conseguir una mejor medición.

El sistema propuesto será sometido a un análisis de la tasa de error en comparación con el Método de Papel Cuadrulado, se realizará el estudio en 15 muestras de 3 tipos de hojas, de tal manera que sean distintas en tamaño y forma.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo General

Desarrollar un algoritmo para la medición del Área Foliar que no dependa de la posición o rotación del dispositivo de captura respecto a la hoja.

1.4.2 Objetivos Específicos

- Investigar el fundamento teórico y estado del arte
- Realizar el proceso de calibración de imágenes de la cámara monocular
- Implementar el algoritmo que permita realizar la estimación del área Foliar
- Desarrollar un protocolo de pruebas para uso del método.
- Desarrollar pruebas comparativas con el método del papel cuadriculado.
- Obtener un error calculado menor al 5 % con el método a desarrollar.

CAPÍTULO II

FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

2.1 Procesamiento de la imagen

Al trabajar con sistemas basados en procesamiento de imágenes surge la necesidad de obtener información específica de las mismas para la toma de decisiones. Las imágenes digitales regularmente necesitan ser tratadas por un procedimiento adecuado para poder extraer información relevante de las mismas (Szeliski, 2010), el proceso suele constar de las siguientes etapas: Adquisición, Pre-procesamiento, Segmentación, Descripción y Reconocimiento (La Serna Palomino & Román Concha, 2009).

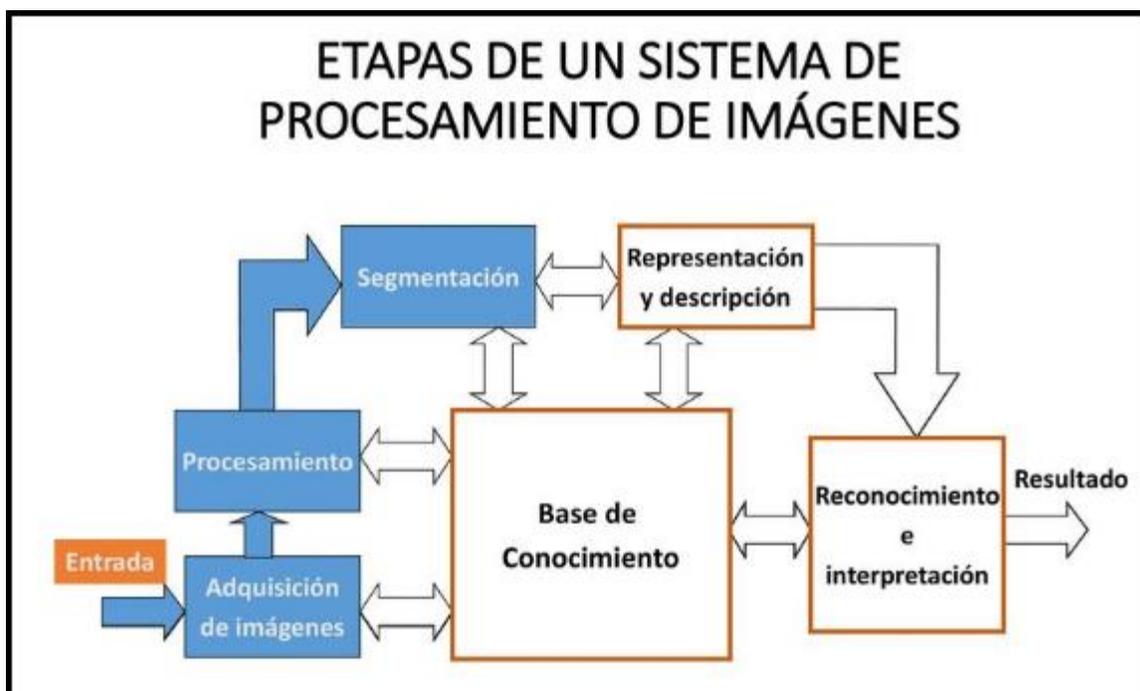


Figura 4. Etapas de un sistema de procesamiento de imágenes

Fuente: (Peluffo, 2017)

Tras la Adquisición desde un dispositivo de visión hay que destacar el Pre-procesamiento, Segmentación (W. Aguilar, Morales, Aguilar, & Morales, 2016; Wilbert G Aguilar, Manosalvas, Guillén, & Collaguazo, 2018) y Descripción o Post-Procesamiento, ya que cada una constituye la transformación de la imagen a una forma más adecuada para la siguiente etapa.

El pre-procesamiento y post-procesamiento consisten en la utilización de técnicas de eliminación de ruido, realce y eliminación de elementos no deseados para lo cual se aplican operaciones de imagen como la morfología y filtrado (Easton, 2010; Pratt, 2001).

2.1.1 Procesamiento morfológico

Este proceso consta de operaciones de conjuntos entre la imagen y un elemento llamado estructurante (EE), se opera el elemento estructurante por todos los espacios de la imagen como en una convolución. La transformación de la imagen entonces dependerá del tamaño del elemento estructurante que se escoge dependiendo del objeto a ser extraído y su morfología.



Figura 5. Ejemplo básico de la forma de un elemento estructurante

Fuente: (Ortiz Zamora, 2002)

Las operaciones básicas de morfología son la erosión y dilatación (Szeliski, 2010), la erosión básicamente consiste en quitarle píxeles de la periferia al objeto y la dilatación lo contrario.

La operación de conjuntos que representa la erosión consta de comprobar si el conjunto Y (EE) está completamente incluido en el conjunto X (Objeto) (Alegre, Pajares, & de la Escalera, 2016; Ortiz Zamora, 2002) es decir:

$$\varepsilon_Y(X) = \{x | Y_x \subseteq X\} \quad (1)$$

Esta ecuación representa que los puntos x pertenecientes a X son 1 cuando el elemento estructurante Y desplazado por x obtiene un conjunto no vacío al intersecarse con el objeto X . Un ejemplo de esto se puede observar en la Figura 6.

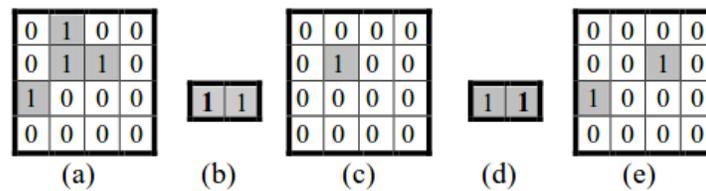


Figura 6. (a) Imagen original; (b) EE centrado con origen en el pixel izquierdo; (c) Imagen erosionada con (b); (d) EE centrado con origen en el pixel derecho (d); (e) Imagen erosionada con (d).

Fuente: (Alegre et al., 2016)

La dilatación por el contrario consiste en comprobar si existe algún elemento de Y en X (Alegre et al., 2016; Ortiz Zamora, 2002):

$$\delta_Y(X) = \{x | Y_x \cap X \neq \emptyset\} \quad (2)$$

La ecuación de dilatación representa que los puntos $x \in X$ se vuelven 1 si el desplazamiento del (EE) Y por x contiene algún elemento de X . Esto se puede evidenciar en la Figura 7.

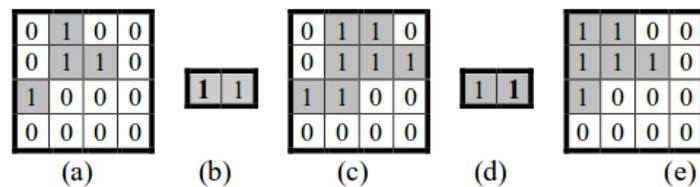


Figura 7. (a) Imagen original (b) EE centrado con el origen en el pixel izquierdo (c) Imagen dilatada con (b); (d) EE centrado con origen en el pixel derecho (d); (e) Imagen dilatada con (d)

Fuente: (Alegre et al., 2016)

Operaciones complementarias de las dos anteriores son el opening y closing (apertura y cierre morfológico) estas operaciones se denominan como:

Apertura.- está definida por una erosión seguida de la dilatación a la imagen u objeto, se aplica con el mismo elemento estructurante, para una función f la apertura con un elemento estructurante Y es:

$$\gamma_Y(f) = \delta_Y(\varepsilon_Y(f)) \quad (3)$$

Cierre.- es lo contrario que la apertura, empieza con la dilatación de la imagen para posteriormente realizar la erosión con el mismo EE:

$$\varphi_Y(f) = \varepsilon_Y(\delta_Y(f)) \quad (4)$$

El efecto de aplicar las operaciones morfológicas mencionadas anteriormente se puede apreciar en la Figura 8.

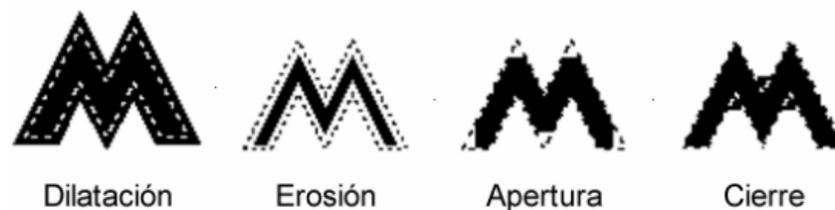


Figura 8. Efectos de las operaciones más comunes de morfología matemática

Fuente: (González González, 2010)

Como se puede apreciar en la Figura 8 la dilatación hace que se rellenen espacios en la imagen y la erosión disminuye el tamaño del objeto, por tanto en la apertura se intenta eliminar ruido al erosionar para después restablecer la imagen, en cambio en el cierre se intenta rellenar irregularidades para posteriormente restablecer el tamaño de la imagen.

2.1.2 Filtrado de ruido

Cuando se realiza el tratamiento de una imagen hay que tomar en cuenta que varios factores ambientales como el lente pueden ocasionar ruido en la toma obteniendo resultados menos

exactos (Pratt, 2001), para evadir este problema se pueden recurrir a técnicas de “suavizado de imagen” representados por filtros de paso bajo (Alegre et al., 2016) que se encargan de eliminar componentes de ruido en la misma, así como pequeños detalles. Los filtros que realizan el suavizado de la imagen pueden estar en el dominio de la frecuencia como del espacio.

Una de las operaciones más comunes utilizada en imágenes digitales para filtrar el ruido es la convolución que para una señal $f(x, y)$ y otra $h(x, y)$ se define como (5) en el caso continuo y (6) en el caso discreto:

$$g[x, y] = f[x, y] * h[x, y] \equiv \iint_{-\infty}^{\infty} f[\alpha, \beta] \cdot h[x - \alpha, y - \beta] d\alpha d\beta \quad (5)$$

$$g[g, m] = f[n, m] * h[n, m] \equiv \sum_{i=-\infty}^{\infty} \sum_{j=-\infty}^{\infty} f[i, j] \cdot h[n - i, m - j] \quad (6)$$

2.1.2.1 Filtro paso bajo Gaussiano (frecuencial)

Uno de los filtros frecuenciales más usados es el Gaussiano, la forma del filtro para imágenes digitales viene dado como en (Gonzalez & Woods, 2007) por su representación en función de la transformada de Fourier, esto se realiza por la necesidad de realizar la convolución de la señal/imagen con el filtro ya que una convolución en el dominio de la frecuencia es una multiplicación en el espacio y viceversa haciendo que la transformada de Fourier de una imagen filtrada $G(u, v)$ sea igual a la multiplicación del filtro $H(u, v)$ por la imagen original $F(u, v)$ (Gonzalez & Woods, 2007).

$$G(u, v) = H(u, v)F(u, v) \quad (7)$$

En este caso el filtro Gaussiano de paso bajo se define por:

$$H(u, v) = e^{-\frac{D^2(u,v)}{2D_0^2}} \quad (8)$$

, donde $D(u, v)$ es la distancia euclídea al origen del plano de frecuencias y D_0 la frecuencia de corte. Cuando $D(u, v) = D_0$, el resultado del filtro es 0.667 de su máximo valor (Alegre et al., 2016; Gonzalez & Woods, 2007).

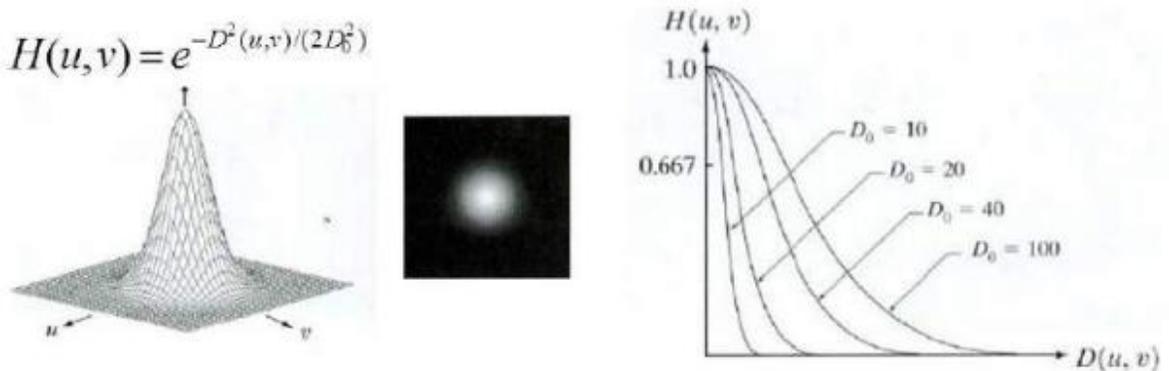


Figura 9. Filtro paso bajo Gaussiano

Fuente: (Alegre et al., 2016)

2.1.2.2 Filtros en el dominio del espacio

En imágenes bidimensionales el proceso consiste en realizar la convolución de la imagen con un denominado “kernel”, este *kernel* es una ventana de $n \times n$ elementos de valores acorde al tipo de filtrado que se desea hacer (Easton, 2010). El *kernel* suele ser pequeño en comparación a la imagen de manera que al pasarlo por cada pixel de la imagen se obtiene un nuevo valor que responde a la ecuación (6).

Un *kernel* uniforme puede generar un filtro paso bajo de media que define el pixel convolucionado como el promedio de su vecindario y reduce la variabilidad de la imagen como se puede apreciar a continuación:

$$f[u, v] * \frac{1}{9} \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix} = f_1[u, v] \quad (9)$$

, $f_1[u, v]$ define la nueva imagen de valores promedios. En la Figura 10 se puede apreciar una imagen filtrada para distintos tamaños del *kernel*.

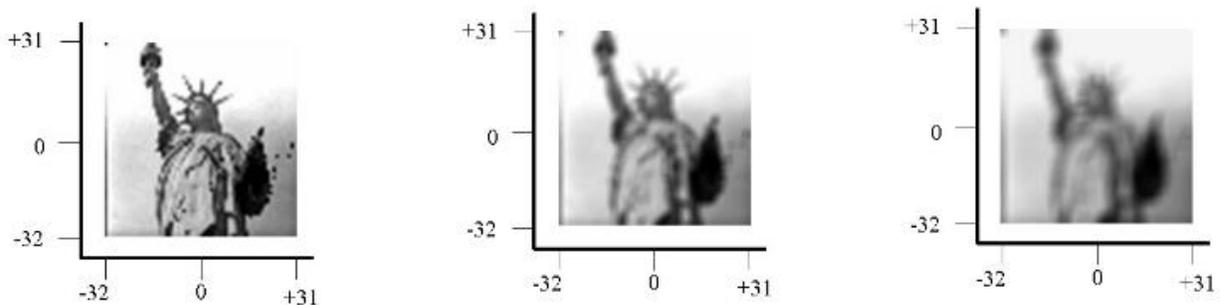


Figura 10. Imagen filtrada con paso bajo: (a) original; (b) después de un kernel de 3×3 ; (c) con un kernel de 5×5 .

Fuente: (Easton, 2010)

De la misma manera un *kernel* con valores positivos y negativos representa un filtro de paso alto, estos filtros pueden ayudar a detectar las esquinas, bordes y regiones con mayores frecuencias en la imagen, por esta razón las características del *kernel* que se aplica a la imagen van a definir el tipo de filtrado (Easton, 2010; Pratt, 2001).

2.1.2.3 Filtro de media

Como en la ecuación (9), este filtro consiste en que la imagen de salida es igual a la media aritmética del vecindario de cada píxel original.

- **Filtro de media ponderada**

Este filtro tiene ponderaciones en su *kernel*, valores diferentes de 1, por tanto se asignan pesos a los píxeles del vecindario en función de su posición al pasar el *kernel* sobre ellos, un ejemplo de *kernel* para este filtro es:

$$M = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} / 10 \quad (10)$$

2.1.2.4 Filtro de mediana

Consiste en asignar como valor de salida la mediana de los valores dentro de la ventana de evaluación (Alegre et al., 2016). Es uno de los filtros más utilizados debido una de sus características ya que al utilizar valores dentro del rango de píxeles en el vecindario reduce la borrosidad y es menos sensible a cambios abruptos, a continuación se puede observar un ejemplo en la ecuación (11) donde la mediana es 2.

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 6 \\ 2 & 3 & 5 \\ 1 & 5 & 2 \end{bmatrix} \Rightarrow \text{ordenando la secuencia } \boxed{1} \ 1 \ 2 \ 2 \ \boxed{2} \ 3 \ 5 \ 5 \ 6 \quad (11)$$

2.1.2.5 Filtro Gaussiano

Es un filtro convolucional que utiliza un *kernel* cuyos valores responden a la función de Gauss con u, v media y desviación estándar σ de una distribución bivalente. Se puede calcular según (12) si la media y varianza son las mismas para ambos ejes.

$$G(u, v) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{u^2+v^2}{2\sigma^2}} \quad (12)$$

Otras implementaciones de filtros espaciales suelen ser utilizadas dependiendo de la aplicación. Filtros como los de valor mínimo o máximo, de moda y otros son otras opciones al momento de disminuir el ruido en la imagen (Gonzalez & Woods, 2007), otra de las implementaciones es el filtro bilateral donde además de pasar un *kernel* con valores ponderados por la imagen se eliminan los valores que difieren mucho del pixel central (Szeliski, 2010).

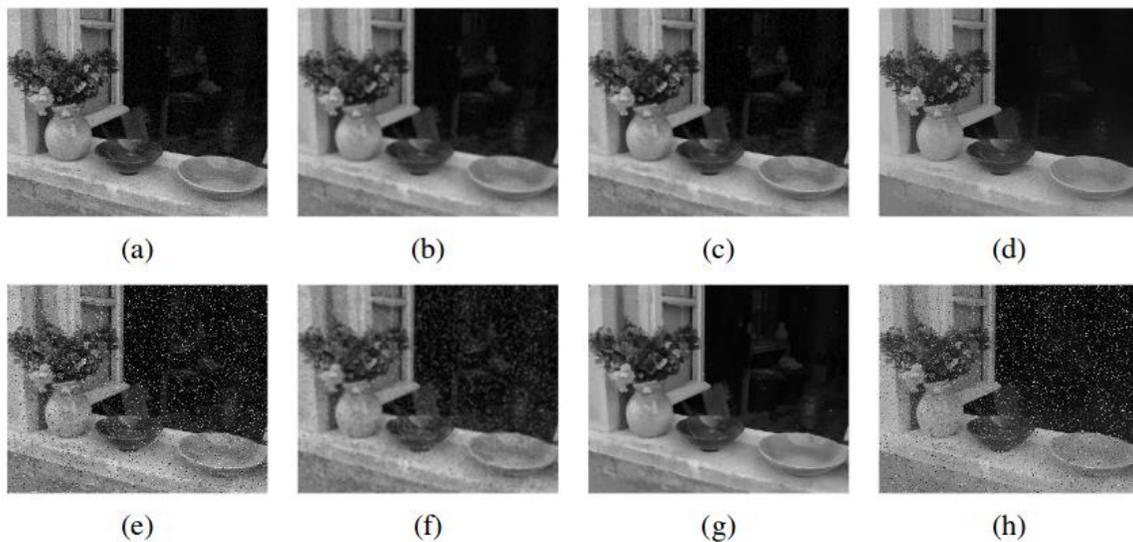


Figura 11. Filtro de mediana y bilateral: (a) imagen con ruido Gaussiano; (b) filtrado Gaussiano; (c) filtrado de mediana; (d) filtrado bilateral; (e) imagen con ruido de Poisson; (f) filtrado Gaussiano; (g) filtrado de mediana; (h) filtrado bilateral

Fuente: (Szeliski, 2010)

2.1.3 Espacios de Color

Desde la perspectiva del ojo humano, se pueden reconocer los distintos colores debido a un fenómeno que ocurre en el ojo humano que consiste en la captación y combinación de tres colores primarios (El rojo, azul y verde).

Se distinguen los colores por la longitud de onda que emite la luz reflejada sobre los objetos. Sir Isaac Newton descubrió en 1666 el fenómeno de descomposición de la luz al pasar por un prisma dando como resultado el espectro de la Figura 12 (Gonzalez & Woods, 2007).

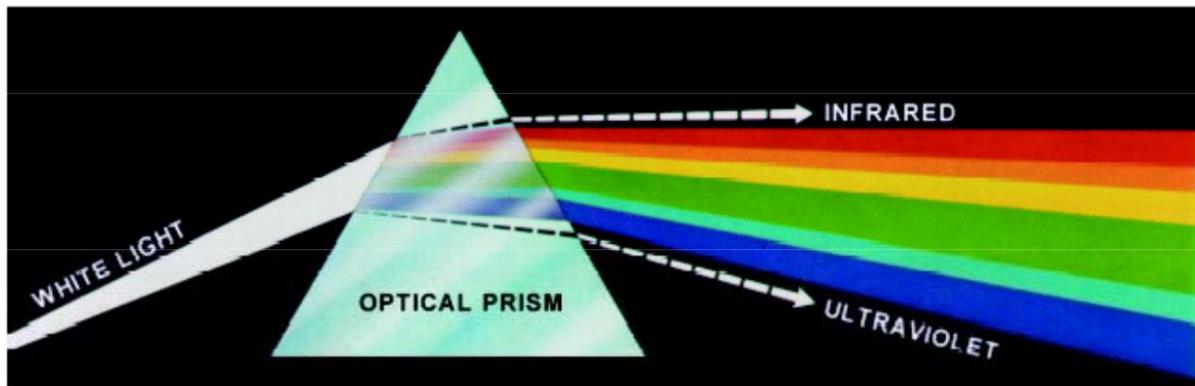


Figura 12. Descomposición del espectro de color de la luz blanca.

Fuente: (Gonzalez & Woods, 2007)

El ojo humano se vale de los “conos” que son los sensores que permiten captar las longitudes de onda que definen los colores (Forsyth & Ponce, 2012; Szeliski, 2010). Como se puede observar en la Figura 13; los colores rojo, verde y azul responden a las correspondientes longitudes de onda.

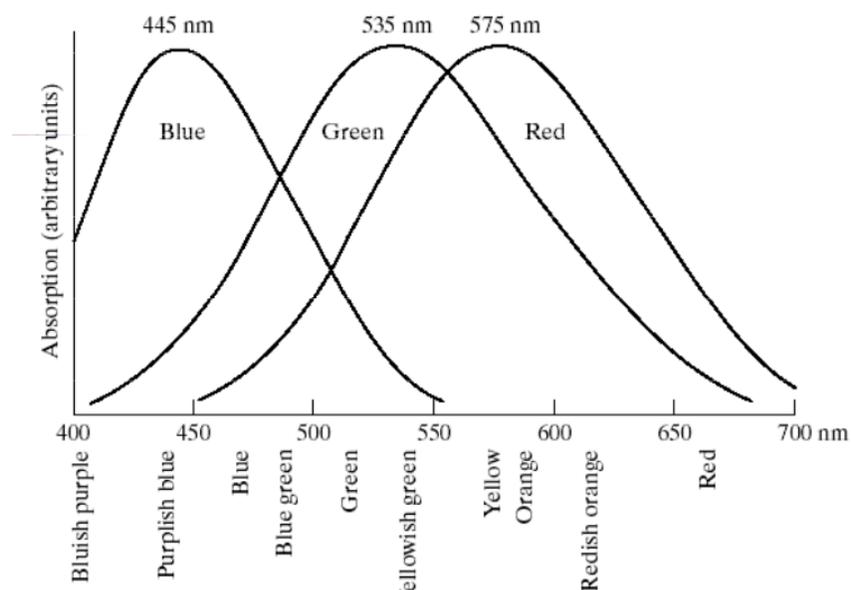


Figura 13. Longitud de onda de los colores en el espectro

Fuente: (Gonzalez & Woods, 2007)

En el tratamiento de imágenes el uso del color provee una gran cantidad de información para las distintas tareas, el tratamiento de imágenes se suele hacer con escala de grises por el coste computacional (Alegre et al., 2016; Szeliski, 2010) reducido que representa, no obstante, la representación de los colores en distintos modelos matemáticos permiten extracción más sencilla y completa de características.

Los espacios de color son métodos de representación de todos los colores en diferentes variables o parámetros diferenciados numéricamente (Alegre et al., 2016), existen varios espacios de color con respecto a la aplicación en la cual se utiliza.

- **Espacio RGB**

Esta representación de la gama de colores se puede ejemplificar gráficamente en un espacio cartesiano con los tres ejes principales correspondientes a cada color como se puede observar en la Figura 14.

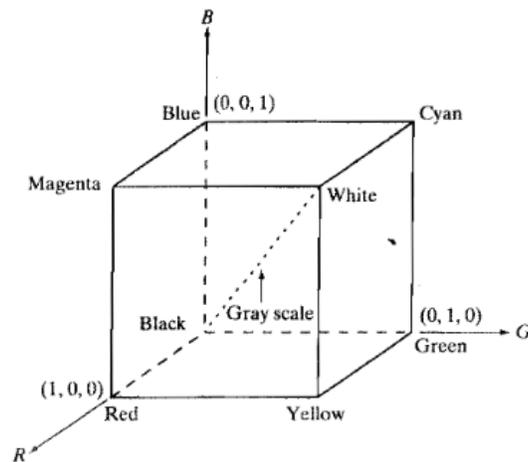


Figura 14. Representación cartesiana del espacio de color RGB.

Fuente: (Gonzalez & Woods, 2007)

De esta representación se puede deducir que cualquier punto en el espacio de coordenadas es una mezcla de colores obteniendo un nuevo color. Este es un espacio de color aditivo, es decir, la suma de sus componentes R, G y B forman el blanco.

- **Espacio CMY**

Este presenta una representación sustractiva, el espacio RGB era aditivo es decir adiciona colores al negro, en cambio en el CMY se extraen colores del blanco, para ejemplificar la Figura 15 muestra la representación RGB y su combinación de colores vs la CMY.

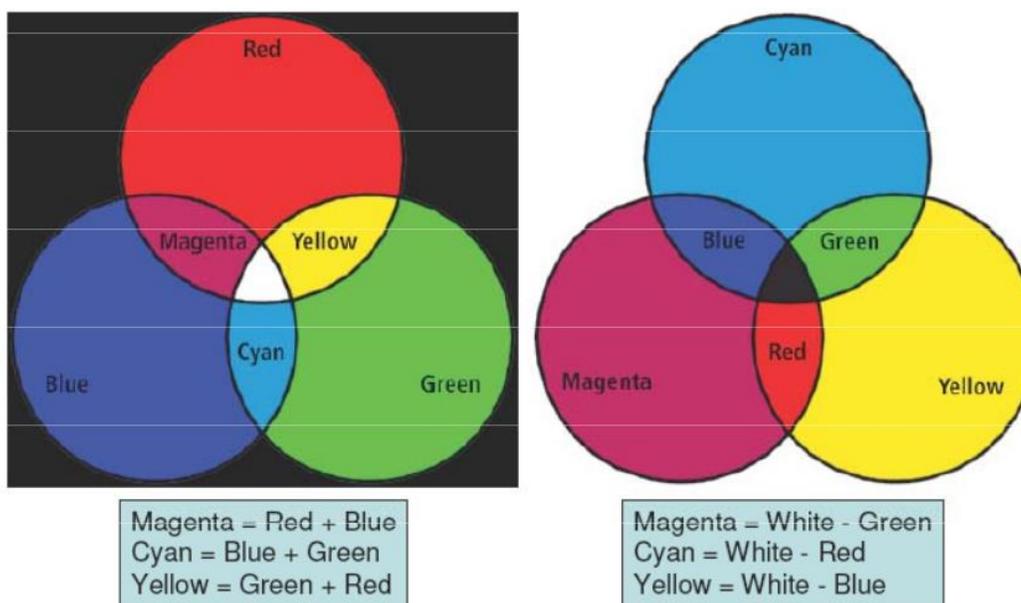


Figura 15. Representación RGB vs CMY

La representación del espacio CMY es más utilizada en impresoras y llamados los colores primarios de pigmentación, mientras RGB son llamados primarios de luz.

- **Espacio HSI**

El espacio HSI representa los colores con sus componentes de tono (Hue), saturación (Saturation) y brillo (Intensity) dando una aproximación a la visión humana (Alegre et al., 2016). Este espacio de color es uno de los más utilizados para realizar segmentación de imágenes debido a que permite detectar tono y color con una alta invariancia a la iluminación, cosa que en RGB es desfavorable debido a que la intensidad de luz afecta el color en la detección. La saturación en el espacio HSI es indispensable para la segmentación pues a pesar que el tono representa el color, la saturación permite distinguir la blancura que presenta el color con el rojo con máximo valor y rosa con mínimo. En la Figura 16 se puede apreciar la representación del espacio HSI donde las componentes se definen como en la Tabla 2:

Tabla 2

Componentes del espacio HSI

Componente	Definición	Valor
H (tono)	El ángulo circundante de color	0° color rojo 120° color verde 240° color azul
S (Saturación)	Módulo del centro al borde del prisma	0 – 1
I (Intensidad)	Altura sobre el negro	0 – 255

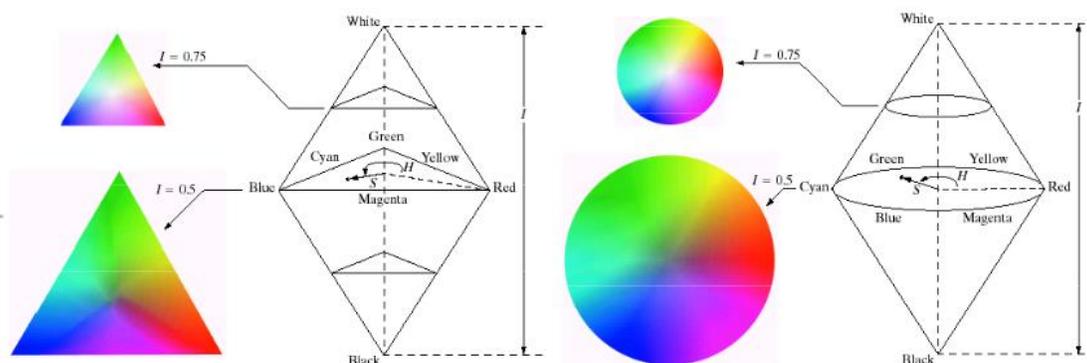


Figura 16. Representación del espacio HSI como prisma y cono.

Fuente: (Gonzalez & Woods, 2007)

La conversión del espacio RGB al HSI se puede realizar mediante las siguientes ecuaciones (Gonzalez & Woods, 2007):

$$H = \begin{cases} \theta & \text{si } B \leq G \\ 360 - \theta & \text{si } B > G \end{cases}$$

$$\theta = \cos^{-1} \left\{ \frac{\frac{1}{2}[(R - G) + (R - B)]}{\sqrt{[(R - G)^2 + (R - B)(G - B)]}} \right\} \quad (13)$$

$$S = 1 - \frac{3}{(R+G+B)} [\min(R, G, B)] \quad (14)$$

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B) \quad (15)$$

La variación más relevante de este espacio de color es el HSV (Hue, Saturation and Value) donde el cambio mayor se efectúa en la intensidad que tomaba valores desde el negro pasando por el color deseado hasta llegar al blanco, en Value se toman valores desde el negro hasta el color vivo, un ejemplo de esto se puede apreciar en la comparación RGB, HSV y HSI de la Figura 17.

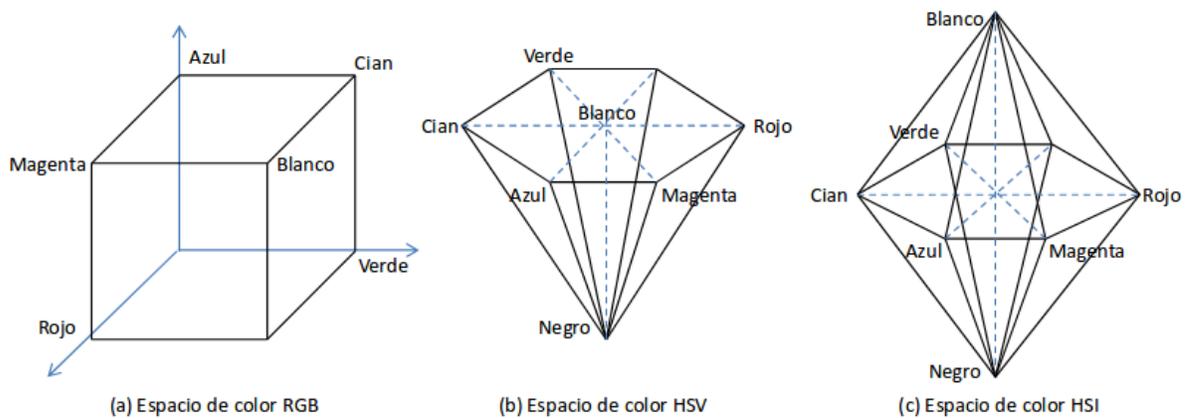


Figura 17. Representación del espacio RGB, HSV y HSI.

Fuente: (Alegre et al., 2016)

Otros sistemas que son utilizados para aplicaciones independientes al dispositivo que se utilice son los del espacio XYZ que utiliza la luminosidad y la coloridad para su representación y espacios que surgen de este como el Luv y Lab representados por el cromatismo, tono e intensidad de color (Alegre et al., 2016).

2.1.4 Segmentación imágenes

El concepto de segmentación conlleva la aplicación de las propiedades básicas del nivel de gris: la Discontinuidad y la Similitud (Gonzalez & Woods, 2007). La discontinuidad se basa en cambios bruscos del nivel de gris detectando puntos aislados, bordes o líneas y de esa manera diferenciar objetos por sus bordes.

En la otra categoría la similitud trata de obtener regiones de interés de una imagen basados en la homogeneidad de sus características; tales como la posición, nivel de intensidad, textura y otras de los píxeles que la conforman (Szeliski, 2010). De esta manera la segmentación basada en construcción de grupos de píxeles, recolección de puntos de borde o distinción de conjuntos busca conformar grupos que puedan ser fácilmente distinguibles y pertenecientes a una misma textura, objeto o superficie (Forsyth & Ponce, 2012).

Un ejemplo importante de la aplicación de los métodos de segmentación en las dos categorías presentadas anteriormente se muestra en la Figura 18, donde se abordan varias condiciones de textura e intensidad para la segmentación.

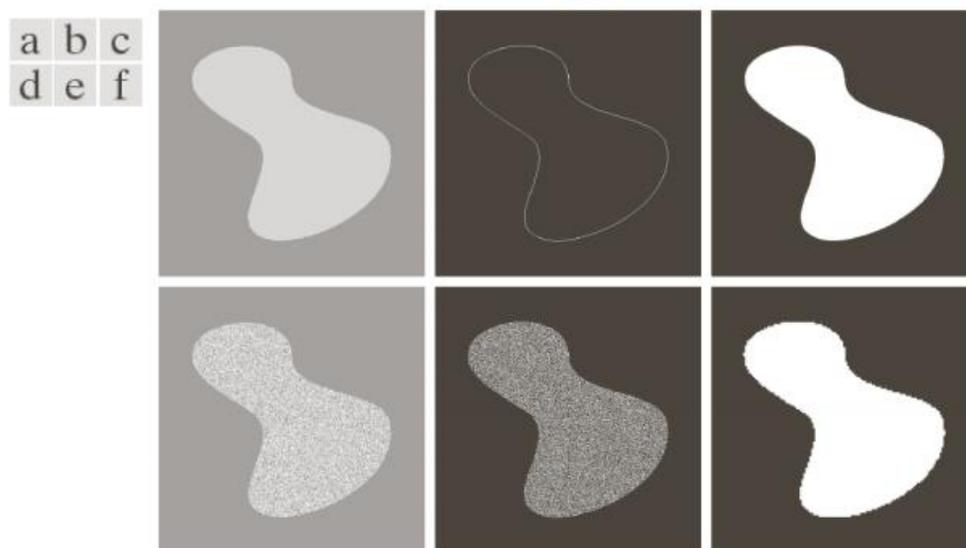


Figura 18. Ejemplo de varios casos de Segmentación

Fuente: (Gonzalez & Woods, 2007)

Se consideran componentes conexos o agrupados a las partes de la imagen que mantienen un camino sin separarse de la región que lo contiene. Algunos de los factores que influyen en la agrupación de elementos de la imagen son los estudiados en (Forsyth & Ponce, 2012) que enfatizan el uso de la psicología humana para el reconocimiento de zonas enlazables. Estos factores definen la tendencia a agruparse de regiones o conjuntos de píxeles (muestras) y son:

Tabla 3

Factores de agrupación de regiones o conjuntos de píxeles definidos en (Forsyth & Ponce, 2012) por Gestalt.

Proximidad	Muestras cercanas
Similitud	Muestras parecidas
Destino común	Muestras que tienen un movimiento coherente
Región común	Muestras que se encuentran dentro de la misma región cerrada
Paralelismo	las curvas paralelas

Cierre	Tienden a generar curvas cerradas
Simetría	Curvas que conducen a grupos simétricos
Continuidad	Muestras sumamente unidas
Configuración familiar	Muestras que juntas definen un objeto familiar

Estos factores se pueden observar en la Figura 19:

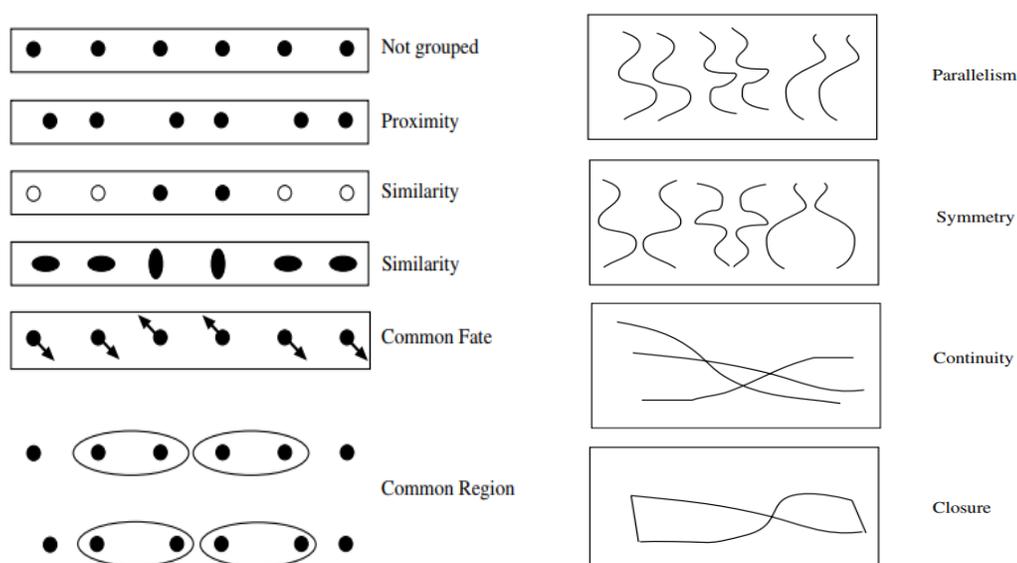


Figura 19. Ejemplo de los factores de Gestalt que llevan al agrupamiento

Fuente: (Forsyth & Ponce, 2012)

Para la detección de dichas regiones en la literatura se presentan una gran cantidad de métodos que permiten diferenciar ciertas zonas en base a sus características. Estos métodos se pueden agrupar como: métodos basados en detección de bordes, métodos basados en regiones, y sus variaciones.

Estos métodos basan su funcionamiento en un umbral de detección. Este umbral determina a partir de qué valor un conjunto de píxeles pertenecen a una región en común o también cuál nivel de gris representa un borde en caso de ruido. En la sección a continuación se presentan algunos

de los métodos que permiten extraer regiones de interés de la imagen basándose en el concepto de agrupar píxeles con similitud en sus características, cambios bruscos del nivel de gris y variaciones de los conceptos anteriores.

2.1.5 Métodos de Segmentación de imágenes monocromáticas

Los métodos de Segmentación que se resumen en esta sección dependen de varias técnicas de procesamiento de imágenes como la detección de discontinuidades (puntos, líneas y bordes) y la umbralización.

2.1.5.1 Detección de discontinuidades

La detección de discontinuidades engloba los puntos aislados, líneas y bordes en la imagen, las operaciones presentadas a continuación se realizan en imágenes monocromáticas, es decir en niveles de gris.

Para detectar estas características se debe encontrar los píxeles donde la función de intensidad en la imagen tiene cambios abruptos (Gonzalez & Woods, 2007), estos cambios locales de la imagen son calculados con operaciones de derivación mediante el uso de un filtro espacial.

w_1	w_2	w_3
w_4	w_5	w_6
w_7	w_8	w_9

Figura 20 . Máscara de 3x3 para el filtrado

En el caso más simple una máscara de 3×3 como la de la Figura 20 debe multiplicarse por los niveles de intensidad en los píxeles de una región de la imagen, la suma de aquel producto produce la respuesta al píxel central de la región (16):

$$R = \sum_{i=1}^9 w_i z_i \quad (16)$$

Como se puede observar en la ecuación (16), en la multiplicación z_i es el nivel de intensidad del píxel y w_i la ponderación de la máscara.

a. Detección de puntos aislados

Para esta detección se usa la máscara de la Figura 21 y se considera que es un punto aislado si el valor absoluto tras aplicar el filtro espacial de la función en (16) es mayor que un umbral definido T , este umbral se escoge con respecto a la aplicación, por ejemplo en la Figura 21 se puede observar la aplicación del filtro espacial en una imagen con un punto aislado para un umbral de 4 y 72.

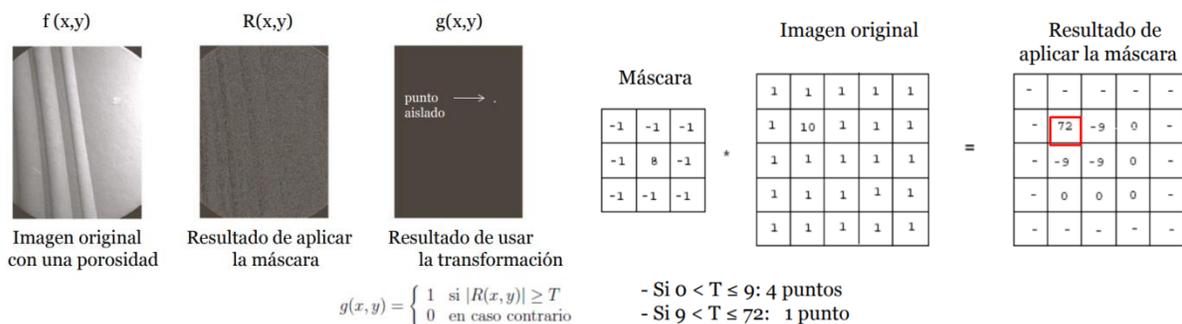


Figura 21. Aplicación del filtro con la máscara correspondiente a la imagen $f(x, y)$
Fuente: (Gonzalez & Woods, 2007)

b. Detección de líneas

Las líneas pueden ser definidas como píxeles consecutivos que se encuentran conectados, al examinar un vecindario de 3×3 hay la posibilidad de que aquella línea siga 4 direcciones para las cuales se definen las siguientes máscaras de la Figura 22. (Gonzalez & Woods, 2007)

-1	-1	-1	2	-1	-1	-1	2	-1	-1	-1	2
2	2	2	-1	2	-1	-1	2	-1	-1	2	-1
-1	-1	-1	-1	-1	2	-1	2	-1	2	-1	-1
Horizontal			+45°			Vertical			-45°		

Figura 22. Máscaras para la detección de líneas en las 4 direcciones correspondientes

Fuente: (Gonzalez & Woods, 2007)

Como resultado de aplicar las máscaras de la Figura 22 se puede determinar los píxeles donde la respuesta es máxima con respecto a la máscara aplicada y de esa manera interpretar que tipo de línea se ha detectado con el criterio de: $|R_i| > |R_j|$, con $j \neq i$, donde R_1, R_2, R_3, R_4 son la aplicación del filtro en la máscara correspondiente. Entonces el $|R|$ mayor es la dirección posible.

c. Detección de bordes

Los bordes de una imagen son una de las principales técnicas basadas en discontinuidades para la segmentación ya que representan las fronteras de los objetos y basan su funcionamiento en detectar el cambio de intensidad o nivel de gris entre dos zonas de la imagen.

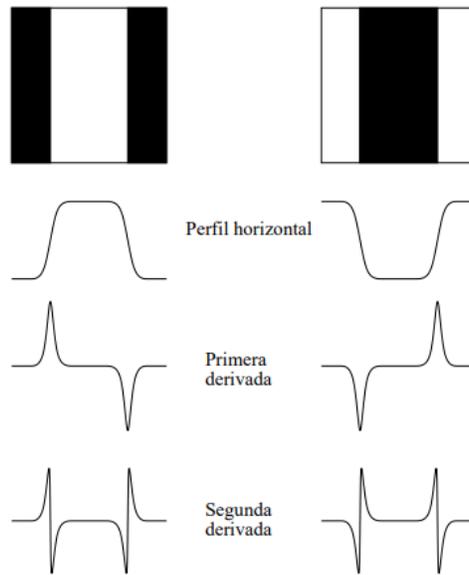


Figura 23. Detección de bordes con derivadas de primer y segundo orden

Fuente: (Martín, 2002)

El operador habitualmente empleado para la detección de magnitud y dirección de bordes es el gradiente, su dirección siempre apunta en los puntos con mayor variación en la imagen:

$$\nabla I = \begin{bmatrix} I_u \\ I_v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial u} \\ \frac{\partial I}{\partial v} \end{bmatrix} \quad (17)$$

, la magnitud y dirección del gradiente vienen dadas por:

$$\nabla I = |\nabla I| = \sqrt{I_u^2 + I_v^2}. \quad \nabla I \approx |I_u| + |I_v|, \quad \alpha(u, v) = \tan^{-1} \frac{I_v(u, v)}{I_u(u, v)} \quad (18)$$

De igual manera se determina un umbral T para definir cuándo es un pixel de borde o no al compararlo con la magnitud del gradiente.

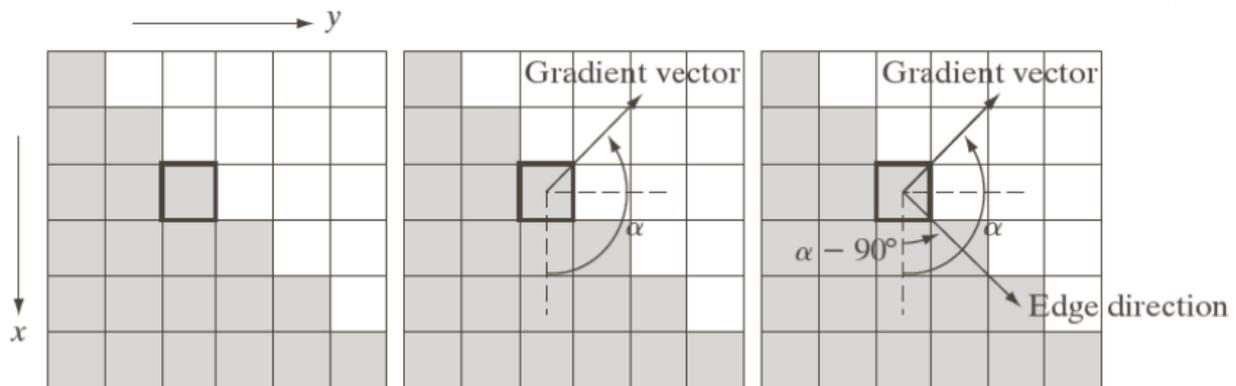


Figura 24. Operador gradiente aplicado al borde en la imagen

Fuente: (Gonzalez & Woods, 2007)

Para realizar las operaciones de gradiente en la práctica se utilizan máscaras como en las técnicas anteriores, de las cuales destacan las máscaras de:

- Roberts.- Detección con sensibilidad al ruido
- Prewitt.- Desempeño mayor en bordes horizontales y verticales
- Sobel.- Supresión del ruido
- Frei-Chen.- Supresión del ruido

Además de las técnicas anteriormente expuestas existen métodos que mejoran el desempeño al detectar bordes, ya sea mejorando la detección ante la presencia de ruido como de diferentes niveles de iluminación que pueden ocasionar bordes poco definidos para los objetos de interés.

d. Alternativas complementarias

Una de las alternativas a los cambios graduales de los niveles de gris que no tienen una buena respuesta en los operadores anteriores es el Laplaciano, no obstante este operador es de segunda derivada por lo que presenta una alta sensibilidad al ruido. En el proceso de detección de bordes se suele utilizar el filtro Laplaciano en complemento a un filtro Gaussiano y se lo llama

Laplaciano de Gaussianas (Hassaballah, Abdelmgeid, & Alshazly, 2016; Krig, 2014) definido como la convolución de la imagen por un *kernel* Gaussiano de escala variable:

$$L(u, v, \sigma) = G(u, v, \sigma) * I(u, v)$$

$$G(u, v, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{u^2+v^2}{2\sigma^2}} \quad (19)$$

Finalmente una de las técnicas más complejas pero con mayor desempeño es la presentada por (Canny, 1986). El algoritmo propuesto se basa principalmente en los siguientes fundamentos (Gonzalez & Woods, 2007):

- No eliminar bordes, en la medida de lo posible encontrar bordes cerrados reales
- El píxel de borde detectado y el borde real deben estar a la menor distancia posible
- No se deben identificar bordes por un único píxel detectado sino por múltiples pixeles con conectividad

El detector responde al siguiente procedimiento:

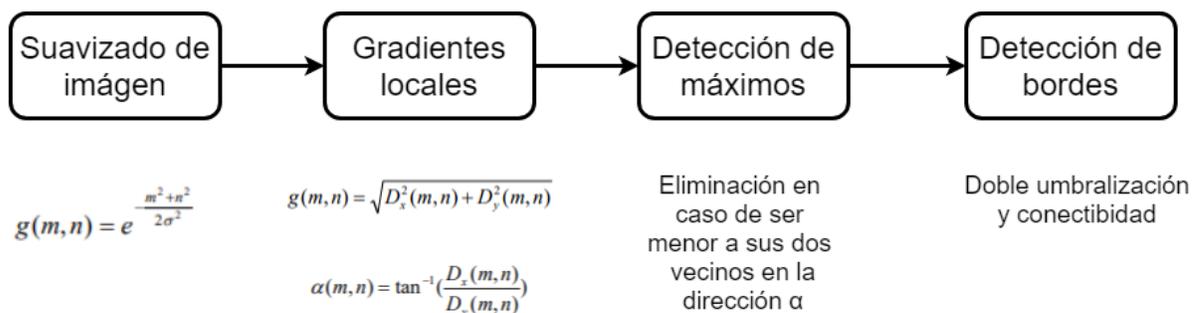


Figura 25. Procedimiento del algoritmo Canny para la detección de bordes

La detección de bordes tiene un alto desempeño como se puede apreciar en la Figura 26.

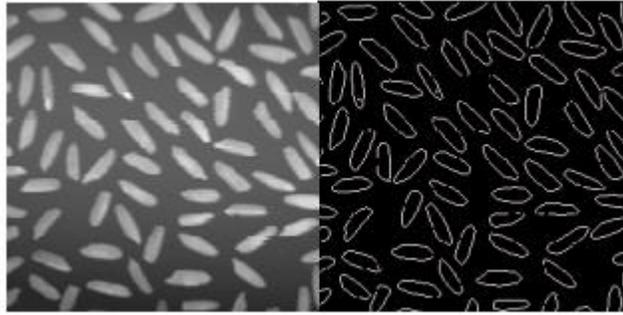


Figura 26. Segmentación de arroces en una imagen con fondo oscuro mediante Canny

Fuente: (Martín, 2002)

2.1.5.2 Umbralización

El enfoque de segmentación de objetos de interés en las imágenes basado en umbral tiene como objetivo realizar una binarización con respecto a un nivel de gris determinado (Alegre et al., 2016; Gonzalez & Woods, 2007). Para dicha labor se pueden apreciar seis métodos diferentes en la literatura (Sezgin & Sankur, 2004):

1. Métodos basados en el histograma.- analiza la forma del histograma picos y valles.
2. Métodos de agrupamiento.- se diferencian el fondo y primer plano
3. Métodos basados en la entropía.
4. Métodos basados en propiedades de objetos.
5. Métodos espaciales.- usan distribuciones probabilísticas en los pixeles.
6. Métodos locales.- adapta el umbral a las características locales.

De cada método se puede determinar un Umbral de detección que permita identificar los objetos.

Si se define la función de densidad de probabilidad del nivel de gris del píxel u, v como $f(u, v)$ y una propiedad cualquiera del vecindario, como por ejemplo la variación estándar como $p(u, v)$ entonces se pueden diferenciar los tipos de Umbrales como:

Global.- depende únicamente de $f(u, v)$

Local.- depende de $f(u, v)$ y $p(u, v)$

Dinámico.- depende además de los anteriores en las coordenadas u, v

A continuación se presentan algunos de los enfoques de umbralización basados en los métodos anteriormente mencionados:

2.1.5.2.1 Umbralización basada en el Histograma

Este concepto se puede visualizar en el histograma de intensidad del color en una imagen como el de la Figura 10 donde se detecta el objeto por la frecuencia relativa de su intensidad.

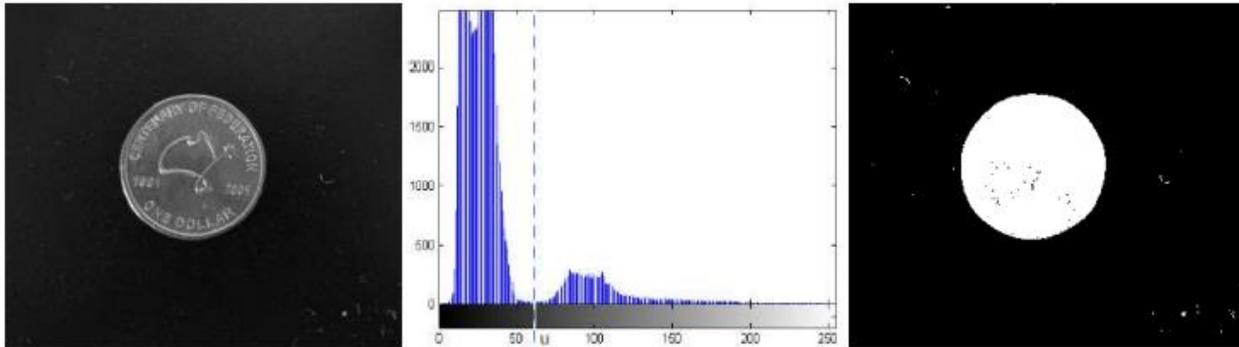


Figura 27. Histograma de intensidad de imagen y detección del Umbral T.

Fuente: (Alegre et al., 2016)

, donde el Umbral T está definido por (20) y la regla de separación (21):

$$T = T(u, v, p(u, v), I(u, v)) \quad (20)$$

$$B(u, v) = \begin{cases} 1 & \text{si } I(u, v) > T \\ 0 & \text{si } I(u, v) \leq T \end{cases} \quad (21)$$

Este es el caso más simple de umbralización cuando se tienen únicamente dos picos en la función de densidad de probabilidad del histograma nivel de gris de imagen (Al-amri, Kalyankar, & Khamitkar, 2010), en el caso de tener varios objetos con distintos niveles de gris se generarían una mayor cantidad de Umbrales T, el problema ocurre cuando se tienen variaciones del nivel de iluminación por la presencia de ruido y reflectancia. Para situaciones en que el ruido introducido y diferentes niveles de iluminación no permiten que se puedan apreciar correctamente los umbrales a ser aplicados Figura 28, como es el caso de imágenes cotidianas (Al-amri et al., 2010; Alegre et al., 2016) se deben realizar procedimientos avanzados de selección del umbral.

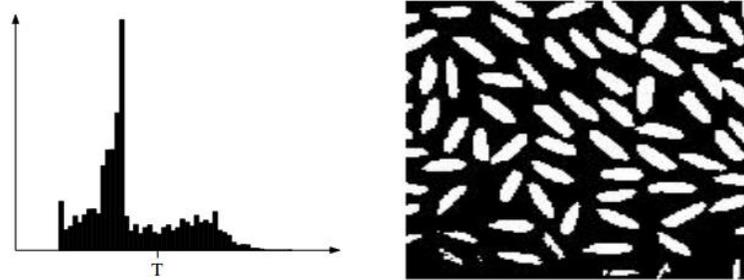


Figura 28. Histograma de imagen para un Umbral levemente marcado.

Fuente: (Gonzalez & Woods, 2007)

2.1.5.2.2 Binarización por el método de OTSU

Este corresponde a los métodos que se basan en la estadística y agrupamiento, es uno de los más utilizados y sugiere determinar el Umbral óptimo tras la minimización de la suma ponderada de las varianzas de ambos grupos fondo y frente (Sezgin & Sankur, 2004), sirve de manera óptima para distribuciones bimodales (Zhou, Tian, Zhao, & Zhao, 2015).

Para ello determina la probabilidad de pertenencia de cada píxel a los grupos correspondientes para luego calcular medias y varianzas de píxel en cada parte del histograma y finalmente obtener

el valor para el cual la diferencia de la varianza es mínima (Alegre et al., 2016; Gonzalez & Woods, 2007). De manera sencilla el procedimiento corresponde a encontrar las probabilidades acumuladas de las dos regiones $0 - T$ y $T - L$ donde T es el Umbral y L los niveles de intensidad (22).

$$w_1(t) = \sum_{z=1}^T P(z) \quad y \quad w_2(t) = \sum_{z=T+1}^L P(z) \quad (22)$$

Posteriormente las medias y varianzas (23):

$$\mu_1(t) = \sum_{z=1}^T zP(z) \quad y \quad \mu_2(t) = \sum_{z=T+1}^L zP(z) \quad (23)$$

$$\sigma_1^2(t) = \sum_{z=1}^T (z - \mu_1(t))^2 \frac{P(z)}{w_1(t)} \quad y \quad \sigma_2^2(t) = \sum_{z=T+1}^L (z - \mu_2(t))^2 \frac{P(z)}{w_2(t)}$$

, y la varianza ponderada.

$$\sigma_w^2(t) = w_1(t)\sigma_1^2(t) + w_2(t)\sigma_2^2(t) \quad (24)$$

Finalmente el Umbral óptimo es elegido respecto al nivel de intensidad que procesado brinda la menor varianza.



Figura 29. Binarización mediante el método de Otsu.

Fuente: (Alegre et al., 2016)

2.1.5.2.3 Binarización por métodos iterativos y entrópicos

Uno de estos métodos es el de (Ridler, T.W. Calvard, 1978) donde se calcula el primer umbral como un valor de media entre el fondo y frente, posteriormente se realizan operaciones de estimación de un μT con los valores medios de gris a la izquierda y derecha del umbral anterior T hasta que el valor medio y el Umbral anterior de valores medios en ambos sentidos sea suficientemente pequeño.

Los métodos basados en la entropía buscan maximizar la entropía de las proporciones de fondo y frente de las imágenes es decir el desorden de la distribución de intensidad en ella para determinar así el umbral de discriminación (Zuoyong Li et al., 2010), no obstante otros métodos buscan aproximar un histograma con las distribuciones normales de intensidad y así disminuir la probabilidad del error de manera que la determinación del umbral sea más suavizada

2.1.5.2.4 Umbralización Adaptativa

Está relacionado con los métodos locales de umbralización, el umbral se calcula en cada pixel o región donde la dependencia directa del mismo se relaciona a propiedades estadísticas como: la

media, desviación estándar, varianzas o mediciones de superficie o contraste en el vecindario al pixel central. El umbral se determina en función de las coordenadas del pixel.

Este método permite mejorar los resultados de la segmentación cuando los niveles de iluminación son variables. Uno de los enfoques clásicos de umbralización adaptativa es el presentado por que calcula el Umbral en base a la media local de los pixeles en el vecindario de $n \times n$, $m(i, j)$ y la desviación estándar $\sigma(i, j)$ donde el umbral se puede representar como:

$$T(u, v) = m(u, v) + ks(u, v) \quad (25)$$

Donde k representa el bias y al tomar un valor de -0.2 con $n = 15$ funciona especialmente bien para objetos más oscuros que el fondo (Kim, 2010; Sezgin & Sankur, 2004), finalmente se obtiene la segmentación mediante la siguiente comparación:

$$g(u, v) = \begin{cases} 1 & \text{si } f(u, v) > T_{uv} \\ 0 & \text{si } f(u, v) \leq T_{uv} \end{cases} \quad (26)$$

La función $f(u, v)$ es la imagen de entrada que se evalúa para cada u, v obteniendo distintos umbrales T para cada uno usando los pixeles del vecindario de píxeles.

Este método no funciona bien cuando el fondo tiene variaciones locales por manchas o iluminación desigual para lo que (Sauvola & Pietikäinen, 2000) proponen una desviación estándar en rango dinámico R , de esta manera la media contribuye a la adaptación local al fondo.

$$T(u, v) = m(u, v) \left[1 - k \left(1 - \frac{s(u,v)}{R} \right) \right] \quad (27)$$

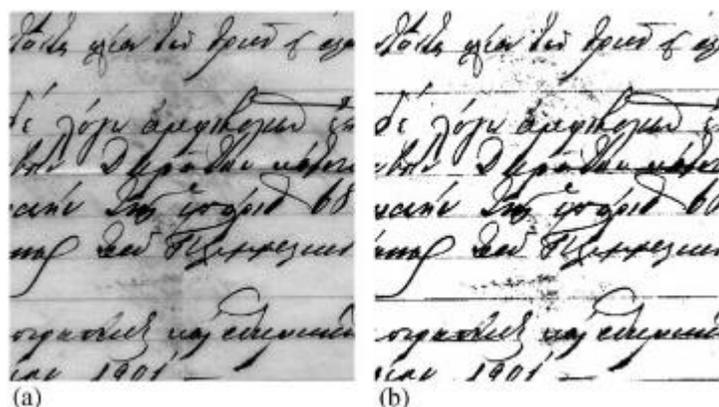


Figura 30. Umbralización adaptativa por el método de Savuola.

Fuente: (Gatos, Pratikakis, & Perantonis, 2006)

Otros enfoques de métodos adaptativos toman propiedades distintas con similares resultados como el de White y Rohrer que calculan el promedio de la ventana de 15×15 y con la intensidad aproximada del fondo determinan T (Sezgin & Sankur, 2004) para cada región, (Q. Huang, Gao, & Cai, 2005) separa la ventana en bloques pequeños a los cuales se les determina si contienen fondo y frente mediante la medida de Lorentz que ayuda a detectar bordes en su operador gradiente $g(|\nabla u|)$ para así poder separar estos píxeles con Otsu.

2.2 Calibración de imágenes

Uno de los elementos fundamentales a tomar en cuenta en la visión por computador es la manera en que las imágenes son representadas. El modelo más simple para la representación de imágenes es el de Pin-hole (González, 2003; Szeliski, 2010), este modelo proyectivo intenta captar de manera sencilla la geometría del mundo de tres dimensiones en una imagen de dos dimensiones. Para eso simula la cámara como una caja negra con un solo agujero que deja pasar los haces de luz individuales chocando de manera invertida al final de la misma, en la Figura 31 se puede evidenciar el proceso.

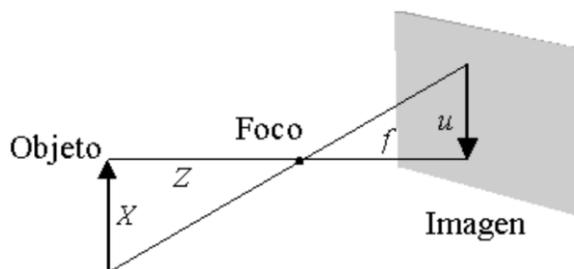


Figura 31. Modelo de Pin-hole

Fuente: (González, 2003)

El modelo de Pin hole denota la representación ideal de la proyección 2D de una escena 3D, no obstante esta proyección depende de parámetros intrínsecos y extrínsecos que definen el modelo expresado de cámara (González, 2003). El proceso de calibración de una cámara es crucial para poder realizar mediciones con precisión a partir de las imágenes y consiste en obtener los parámetros que definen el menor error con respecto a los valores reales de medición en la imagen (Ricolfe Viala & Sánchez Salmerón, 2008; Viala, 2006).

2.2.1 Parámetros de cámara

Los parámetros intrínsecos corresponden a la cámara estableciendo sus características geométricas y ópticas, por ellos se determina la posición de un punto en la imagen con respecto a su colocación en la escena 3D y su corrección permite que se asemeje a un comportamiento ideal como en el modelo de Pin-hole. Entre ellos están las distancias focales (f_x , f_y) en horizontal y vertical, el centro del eje óptico (u_0 , v_0), la distorsión del lente que se representa con dos componentes: el radial (k_1, k_2, \dots) y el tangencial (p_1, p_2, \dots) (Escalera et al., 2010; González, 2003) y otros factores como la ortogonalidad, proporción y conversión que también son parte del modelo intrínseco de una cámara.

Los parámetros extrínsecos por otro lado están ligados a la ubicación espacial de la cámara con respecto a un sistema de referencia absoluto (exterior), es decir la posición y colocación de la

cámara (pose), en la Figura 32 y Figura 33 se puede observar como la proyección de un punto en el plano de imagen de la cámara se hace con respecto a la pose del plano de cámara.

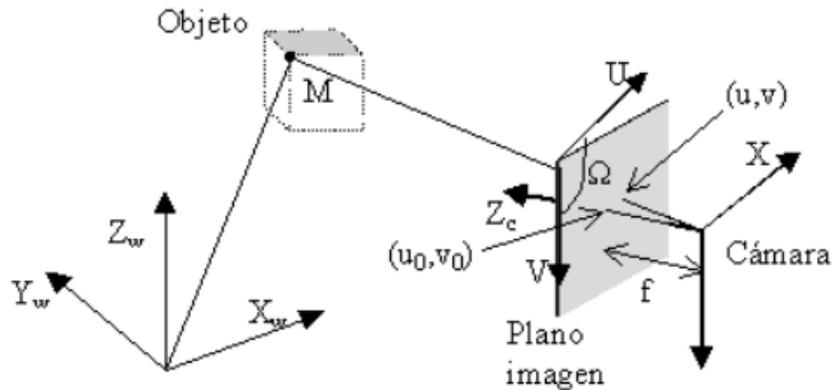


Figura 32. Ubicación espacial de la cámara y proyección en el plano imagen.

Fuente: (González, 2003)

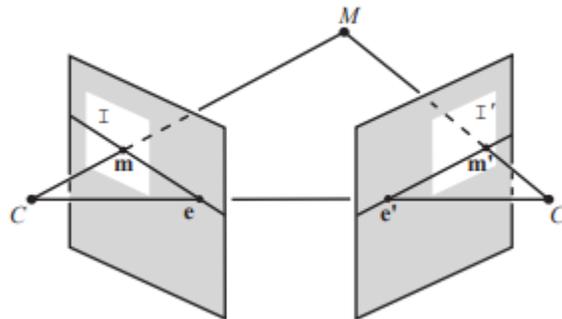


Figura 33. Geometría epipolar entre un par de imágenes.

Fuente: (Loop & Zhengyou Zhang, 2001)

2.2.2 Matriz de calibración de la cámara

Tanto los parámetros intrínsecos como extrínsecos se deben representar en la matriz de calibración de la cámara “ P ” dando lugar a la matriz que permite la proyección de un punto $M \in \mathbb{R}^3$ en un punto m dentro del plano de imagen (Szeliski, 2010).

$$m = PM \quad (28)$$

Siendo P ,

$$P = K[R|t] \quad (29)$$

Como se puede observar en las expresiones (28) y (29) la matriz de proyección está constituida por los parámetros intrínsecos en K y extrínsecos en $[R|t]$ siendo (30) la forma ampliada de la expresión en (29).

$$\begin{pmatrix} u \\ v \\ s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_u & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f_v & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} r_{00} & r_{01} & r_{02} & t_x \\ r_{10} & r_{11} & r_{12} & t_y \\ r_{20} & r_{21} & r_{22} & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix} \quad (30)$$

2.2.3 Distorsión

Adicional a las ecuaciones anteriores fórmulas de compensación de la distorsión suelen ser añadidas también (Aracena Pizarro et al., 2005; Ricolfe Viala & Sánchez Salmerón, 2008; Sanchez et al., 2004; Viala, 2006) ya que varios tipos de lentes pueden ocasionar deformaciones en los objetos haciéndolos no aptos para su medición como en la Figura 34.



(a)

(b)

(c)

Figura 34. Distorsión radial del lente: (a) barril, (b) acerico, (c) ojo de pez

Fuente: (Szeliski, 2010)

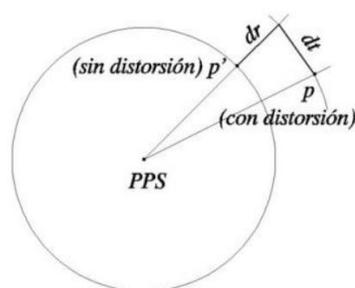


Figura 35. Componentes de distorsión radial y tangencial.

Fuente: (Aguirre de Mata, 2016)

Estas distorsiones son significativas principalmente en cámaras no métricas, pero afortunadamente estas distorsiones tienen poca complejidad para su compensación teniendo así una gran afluencia de cámaras no métricas en la vida diaria (Aguirre de Mata, 2016; Guadaño, Sanjuán, & Manganero, 2010; Szeliski, 2010).

En la actualidad la calibración de cámaras está ampliamente estudiada y las cámaras de uso común realizan la corrección de las distorsiones mediante el software que permite utilizarlas, para el presente trabajo se ha definido la utilización de cámaras de Smartphone (Szeliski, 2010), además los parámetros intrínsecos siempre son los mismos ya que son parte de la estructura de la cámara manteniéndose implícitos (Ricolfe Viala & Sánchez Salmerón, 2008; Viala, 2006). Esto da lugar a una mayor importancia de los parámetros extrínsecos que por su naturaleza se mantienen cambiantes con el movimiento de la cámara en la escena (Aracena Pizarro et al., 2005; Escalera et al., 2010).

El cálculo de estos parámetros y su relación con el espacio objeto y espacio imagen han sido estudiados en la literatura dando su punto de partida en la fotogrametría (Aguirre de Mata, 2016)

2.2.4 Fotogrametría

Es la técnica que realiza la medición de objetos mediante el análisis de las imágenes fotográficas. La fotogrametría establece la relación entre el espacio objeto y el espacio imagen cuando se tomaron las fotografías, luego se reconstruyen las condiciones internas y externas a la misma.

- Análogamente.- se realiza con restituidores analógicos que tienen componentes ópticos y mecánicos, hoy en desuso totalmente por su peso y limitaciones.
- Analíticamente.- a partir de coordenadas, restituidor analítico cambio de elementos mecánicos a electrónicos
- Digitalmente.- se usa sistema fotogramétrico digital, un ordenador con una aplicación informática específica y dispositivos de captura, visión estereoscópica, posicionamiento y medición

El principio de colinealidad da fundamento a la proyección del espacio objeto e imagen y consiste en que; dado el centro óptico de la cámara “O”, un punto en la escena 3D “A” y su correspondiente proyección en la imagen “a” son colineales de la forma $\overrightarrow{OA} = \lambda * \overrightarrow{Oa}$ (Aguirre de Mata, 2016) como se puede apreciar en la Figura 36.

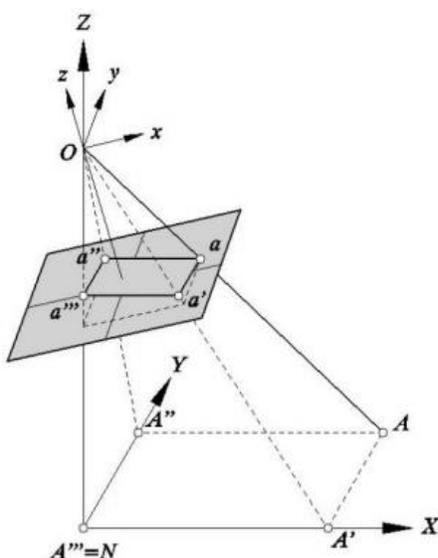


Figura 36. Condición de colinealidad.

Fuente:(Aguirre de Mata, 2016)

Este proceso de recuperación del espacio objeto y espacio imagen fue llamado método general de la fotogrametría por (Bonneval, Carbonnell, & Hottier, 1972).

2.2.5 Métodos de calibración

La calibración de imágenes es un proceso ampliamente estudiado en la literatura, trabajos como los de (Aguirre de Mata, 2016; Aracena Pizarro et al., 2005; Guadaño et al., 2010; Ricolfe Viala & Sánchez Salmerón, 2008) son unos pocos de los que han realizado un análisis exhaustivo de las diferentes técnicas de calibración y soluciones que se le han venido dando al proceso entre los métodos de calibración se pueden mencionar las siguientes categorías:

2.2.5.1 Calibración de acuerdo al cálculo

Como explican (Aguirre de Mata, 2016; Ricolfe Viala & Sánchez Salmerón, 2008) se podría separar los métodos de calibración en dos grupos principales que son los basados en proyección perspectiva y basados en el modelo proyectivo de la cámara.

Con respecto al primer grupo se puede destacar que su resolución en términos matemáticos es no lineal, se trabaja a partir de ecuaciones de colinealidad e incluye la distorsión en el cálculo. Las técnicas de cálculo en este caso pretenden minimizar el error de manera iterativa.

En el segundo grupo se encuentran las técnicas no lineales, en este caso se basan en la matriz fundamental, una matriz de transformación entre los objetos en el espacio objeto (3D) y el espacio imagen (2D), tienen la desventaja de ser inexactos e inestables dado que no se toma en cuenta la distorsión.

Estos dos métodos principales se pueden juntar dando resultados favorables como en (Tsai, 1987) de donde parten los métodos en dos pasos que inician con una estimación lineal para usar los parámetros extraídos como entrada del método no lineal, así la rapidez de cálculo y exactitud aumentan considerablemente (Ricolfe Viala & Sánchez Salmerón, 2008).

2.2.5.2 Calibración de acuerdo al resultado

Las alternativas de calibración denotan un resultado que puede variar haciendo del mismo más o menos práctico en diferentes aplicaciones (Guadaño et al., 2010), de ahí se puede considerar que existe la calibración implícita y explícita de una cámara.

La calibración explícita es la más adecuada al momento de corregir distorsiones ocasionadas en la imagen y realizar una calibración integral ya que permite la obtención de todos los parámetros: intrínsecos y extrínsecos, pudiendo ser obtenida con métodos iterativos de resolución de ecuaciones de colinealidad y estimación de mínimos cuadrados (Aguirre de Mata, 2016; Aracena Pizarro et al., 2005).

En el caso de la calibración implícita se puede decir que es más acorde a aplicaciones de localización y medición de objetos ya que no genera directamente los parámetros de cámara sino matrices de transformación que los contienen haciendo difícil su extracción pero dando lugar a un buen rendimiento en generación de coordenadas corregidas en la imagen y medición tridimensional (Aguirre de Mata, 2016; Ricolfe Viala & Sánchez Salmerón, 2008).

2.2.5.3 Calibración de acuerdo al instrumental

La calibración fotogramétrica puede realizarse en diferentes entornos pero normalmente se utilizan patrones de calibración entre los cuales están los de 3D, 2D, 1D y autocalibrados (Ricolfe Viala & Sánchez Salmerón, 2008) en su mayoría estos métodos se basan en las restricciones geométricas del patrón y las tomas para determinar las matrices de transformación (Faugeras, Luong, & Maybank, 1992; Maybank & Faugeras, 1992).

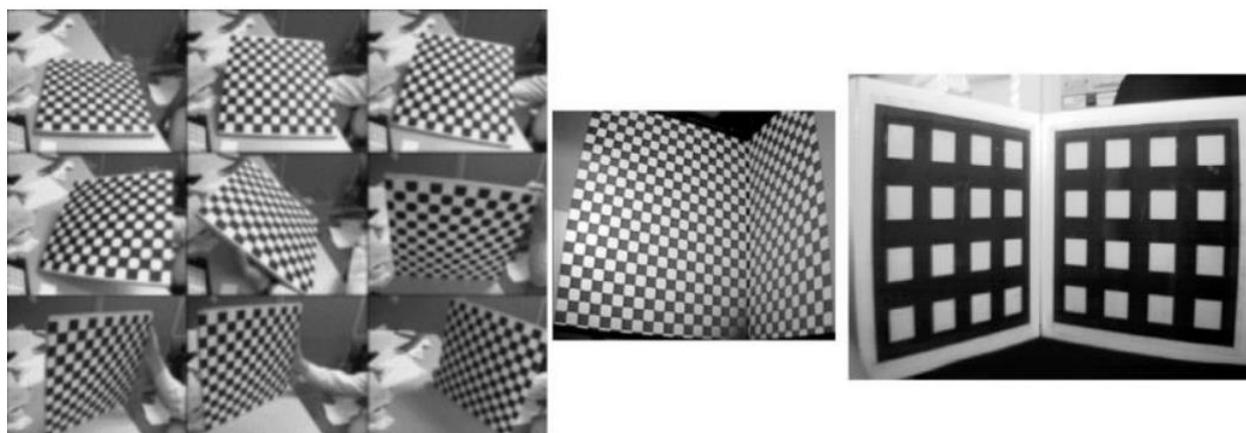


Figura 37. Plantillas tipo damero.

Fuente: (Aguirre de Mata, 2016)

En el calibrado con plantillas 3D se empareja puntos de control en el espacio-objeto conociendo con exactitud su posición a los puntos en 2D para obtener la medición de sus correspondencias (Guadaño et al., 2010; Zhang, 2002). Tienen la desventaja de necesitar

materiales extra con coste adicional y complejidad de configuración, no obstante los resultados son muy eficientes (Aracena Pizarro et al., 2005). En plantillas 2D se debe realizar múltiples tomas dando lugar a matrices de transformación que permiten el calibrado. Finalmente las plantillas de una dimensión son utilizadas en calibrado de múltiples cámaras (Viala, 2006).

La autocalibración por otra parte no necesita conocimiento de ningún dato en la escena, se basan en el movimiento de la cámara en una escena estática (Guadaño et al., 2010; Zhang, 2002) de ahí se recuperan los parámetros intrínsecos y extrínsecos con un mínimo de tres imágenes captadas para la realización de transformaciones geométricas y su extracción.

La matriz de homografía es la más usada para este proceso en la calibración implícita, (Loop & Zhengyou Zhang, 2001; Zhang, 2002) presenta un algoritmo para estimación de pose basado en homografía o matriz de proyección. Este algoritmo requiere al menos cuatro puntos coplanares correspondientes, brevemente se describe el algoritmo en (Aracena Pizarro et al., 2005).

2.2.6 Rectificación de imágenes

En la literatura, múltiples trabajos como (Jáuregui, Jáuregui, Leira, & Vílchez, 2007; Kühling, 2017; Loop & Zhengyou Zhang, 2001; Wang, 1992) definen la rectificación de imágenes como la transformación de la misma en una proyección central del escenario al eje de la toma, ya que dicha imagen contiene rotaciones y traslaciones relativas dando lugar a una pose distinta a la imagen referencial o eje principal de la toma como se muestra en la Figura 38, estas componentes de disparidad en la pose deben ser eliminadas para lograr la rectificación.

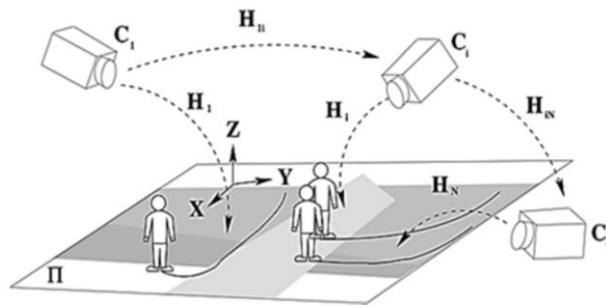


Figura 38. Escena común vista por cámaras en distintas posiciones y su relación de transformación H

Fuente: (Victorín & Hayet, 2012)

Esto nos lleva a considerar que la rectificación de imágenes está fundamentada en la calibración extrínseca de cámaras, ya que para este proceso es necesaria la extracción de parámetros extrínsecos o la geometría epipolar del par de imágenes (Kühling, 2017; Papadimitriou & Dennis, 1996).

La geometría epipolar anuncia que existe un punto del espacio por el que pasan líneas coplanares que unen cada punto común de la escena con diferentes planos de proyección del mismo, (Loop & Zhengyou Zhang, 2001; Sun, 2003) toma la rectificación como una transformación de esta geometría a su forma canónica. Este proceso se logra con la aplicación de una matriz que permite la transformación, la homografía propuesta por (Zhang, 2002) que toma como base el modelo de Pin-hole y describe la relación entre un punto M de la escena y su proyección m de la imagen referente a (28) como:

$$M = \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix}, \quad m = \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} \quad (31)$$

Entonces como homólogo a la ecuación (29) se tiene que:

$$sm = K[R|t]M \quad (32)$$

Donde s es un factor de escala, de esta manera si se tienen puntos coplanares correspondientes a la escena 3D se puede tomar al vector M como M' donde $Z = 0$, de manera que el resultado es una relación entre dos proyecciones de un punto hacia diferentes planos (Aracena Pizarro et al., 2005; González, 2003; Zhang, 2002), y relaciona cada par de puntos en correspondencia, tal que:

$$m' \doteq Hm \quad (33)$$

Donde \doteq muestra el factor de proporcionalidad, m' es el punto transformado, m el punto original y H (homografía) es una matriz de 3×3 de coeficientes:

$$H = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \quad (34)$$

Finalmente la solución del sistema en (33) permite extraer los parámetros extrínsecos e intrínsecos de la cámara mediante la descomposición de la homografía como lo muestran (Costa & Shapiro, 2000; Loop & Zhengyou Zhang, 2001) y se puede resolver como en la geometría proyectiva mediante la siguiente ecuación que relaciona (31), (33) y (34):

$$u' = \frac{h_{11}u + h_{12}v + h_{13}}{h_{31}u + h_{32}v + h_{33}} \quad (35)$$

$$v' = \frac{h_{21}u + h_{22}v + h_{23}}{h_{31}u + h_{32}v + h_{33}}$$

La normalización de las ecuaciones en (35) con respecto a h_{33} dejan la homografía con su forma normalizada, de manera que existen 8 incógnitas por, ello se necesitan al menos cuatro pares de puntos correspondientes para poder resolver el sistema en su forma normalizada mediante mínimos cuadrados (Jáuregui et al., 2007).

Un ejemplo de rectificación de imagen con respecto a una zona específica se puede apreciar en la Figura 39.

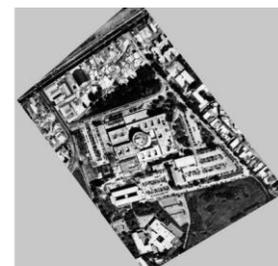
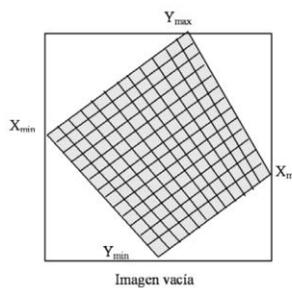
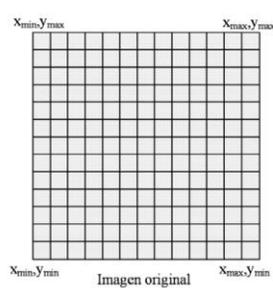


Figura 39. Toma superior del Hospital (HULA) en Venezuela (a) Puntos de control y zona de transformación, (b) Imagen rectificada

Fuente: (Jáuregui et al., 2007)

CAPÍTULO III

PROPUESTA DE MEDICIÓN DEL ÁREA FOLIAR

Con el fin de presentar la propuesta de medición del área foliar de este trabajo, a continuación se detallan la estructura del sistema y los elementos que permiten el correcto funcionamiento del mismo como lo son el uso de un patrón de medición para la rectificación de imágenes mediante calibración extrínseca, el procesamiento de imagen correspondiente a la segmentación de elementos de interés y su posterior medición.

3.1 Estructura del sistema

La estructura del sistema propuesto en este trabajo presenta tres etapas bien diferenciadas:

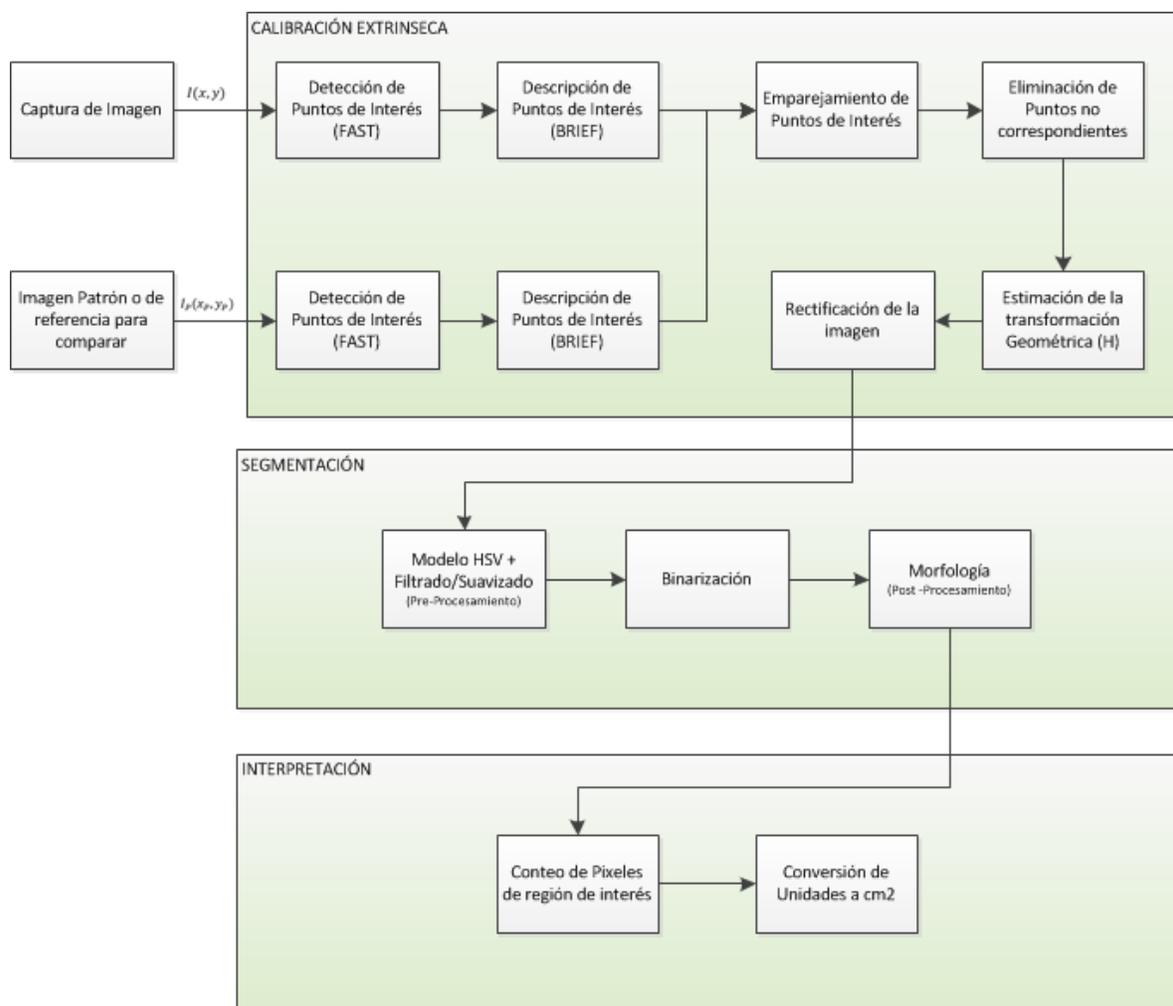


Figura 40. Estructura del Sistema

Como se puede apreciar en la Figura 40 el sistema de medición del área foliar propuesto trabaja con imágenes digitales pre-calibradas, las cuales pueden ser obtenidas desde un Smartphone.

El sistema tiene por objetivo obtener mediciones del mundo real basándose en las imágenes digitales y sus características, razón por la cual se utiliza un método de calibración de cámaras con el fin de asemejar la imagen obtenida desde la cámara al objeto real.

3.1.1 Calibración extrínseca

Como se ha explicado en el capítulo anterior, el proceso de calibración se puede realizar mediante la detección de puntos de control que permitan relacionar las dimensiones y ubicación espacial del objeto y las imágenes capturadas. En este caso se utiliza una imagen Patrón conocida con el fin de detectarla y posteriormente recuperar sus dimensiones a una toma cenital de la misma.

Una técnica de detección de patrones de las más utilizadas en la comunidad científica por su efectividad y bajo coste computacional es la caracterización de imágenes (Işık & Özkan, 2014) más conocida como detección de puntos de interés (Hassaballah et al., 2016) entre los cuales están las esquinas, bordes y regiones o manchas en la misma que destacan por ser peculiares en su estructura, iluminación y textura (Sayem, 2016).

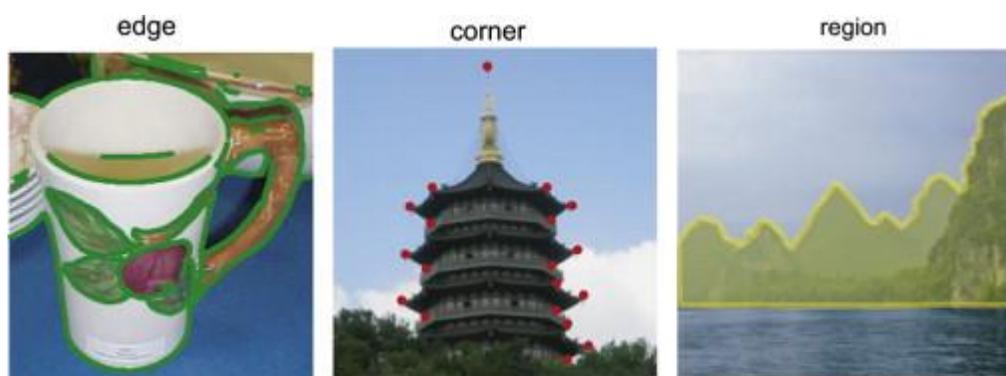


Figura 41 Detección de puntos de interés formando bordes, esquinas y regiones

Fuente: (Y. Li, Wang, Tian, & Ding, 2015)

Algunos de los algoritmos más utilizados a la hora de detectar características de imagen son SIFT (Scale Invariant Feature Transform (Lowe, 1999), SURF (Speeded Up Robust Features (Bay, Ess, Tuytelaars, & Van Gool, 2008)) y ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF (Rublee, Rabaud, Konolige, & Bradski, 2011)) que han sido de los más representativos por su capacidad de detección y descripción de datos obteniendo resultados significativos e invariantes (Işık &

Özkan, 2014; Sayem, 2016), de manera que la detección y reconocimiento de regiones conocidas por sus características en una imagen se realiza con gran efectividad.

Una vez realizada la detección y descripción de puntos en la imagen la similitud de descriptores permite obtener un emparejamiento de puntos coincidentes en imágenes con características cambiantes en morfología, iluminación o ruido para así poder relacionar estas mediante una transformación geométrica H (Wilbert G Aguilar & Angulo, 2012a, 2012b, 2013).

3.1.1.1 Rectificación de la imagen

La rectificación de imágenes se realiza al aplicar transformaciones geométricas a las imágenes con el fin de asemejarse a un modelo base que permita relacionar correctamente las dimensiones del espacio imagen con el espacio objeto.

Las transformaciones geométricas permiten estimar movimientos tridimensionales mediante modelos de dos dimensiones ya que mantienen las propiedades proyectivas de los puntos relacionados en la imagen y el objeto original (Hartley & Zisserman, 2004).

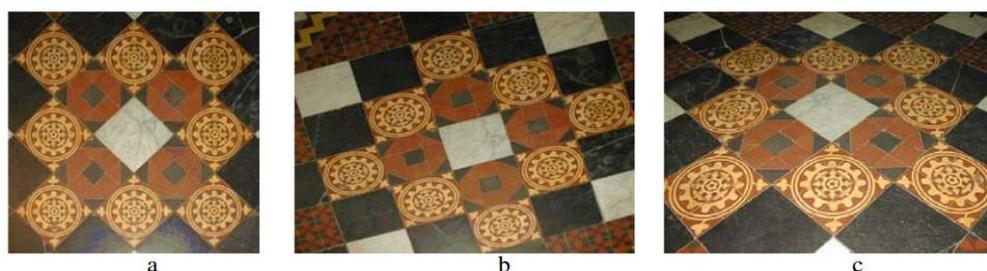


Fig. 2.6. **Distortions arising under central projection.** Images of a tiled floor. (a) **Similarity:** the circular pattern is imaged as a circle. A square tile is imaged as a square. Lines which are parallel or perpendicular have the same relative orientation in the image. (b) **Affine:** The circle is imaged as an ellipse. Orthogonal world lines are not imaged as orthogonal lines. However, the sides of the square tiles, which are parallel in the world are parallel in the image. (c) **Projective:** Parallel world lines are imaged as converging lines. Tiles closer to the camera have a larger image than those further away.

Figura 42. Distorsiones derivadas de proyección central

Fuente: (Hartley & Zisserman, 2004)

Como se puede apreciar en la imagen anterior los modelos proyectivos pueden variar con respecto a su complejidad, se representan mediante matrices de transformación entre los cuales se pueden mencionar la Similitud, el modelo Afín y la transformación Proyectiva.

3.1.2 Segmentación

Existen varios métodos de segmentación de imágenes, en ellos se busca diferenciar los elementos existentes en la misma aplicando operaciones como lo son la detección de bordes, umbralización o crecimiento de regiones, normalmente la salida del proceso de diferenciación se presenta en dos niveles, oscuro para el elemento fondo y blanco para elementos diferenciables en la imagen.

3.1.2.1 Pre-Procesamiento

Con este proceso se pretende eliminar objetos o características que no son de interés en la imagen, tales como lo son el ruido por cambios de iluminación, bordes de la imagen u otros elementos.

Es el proceso previo a la segmentación de la imagen por tanto debe dejarla en un estado propicio para la detección de objetos de interés sin interferencias. Para ello filtros de imagen como lo son el Gaussiano, de media y otros proporcionan una salida con elementos de alta frecuencia en ruido atenuados en gran medida.

3.1.2.2 Post-Procesamiento

Posteriormente los filtros morfológicos permiten eliminar elementos pequeños debidos al diseño del patrón o ruido introducido por el ambiente, además de fusionar regiones para darle forma al objeto y poder pasar a la etapa de interpretación y medición.

3.1.3 Interpretación

Es la etapa final, en ella se toman las imágenes con las regiones diferenciadas para realizar una comparativa de si los objetos segmentados son los que se ha estado buscando, la métrica de

comparación será el rango de áreas debido a que la forma de las hojas cambia, en ese caso se pasa a la etapa de medición que al llevar la imagen a una escala conocida se realiza mediante una relación simple entre el área en pixeles y el área real del espacio ocupado por la hoja.

3.2 Detección del Patrón

Como se ha explicado con anterioridad se emplea el método de caracterización de imágenes (puntos de interés) para la localización de puntos de control con el fin de poder transformarla a una escala conocida. Para ello se necesita una imagen Patrón fácil de detectar por este medio.

Los métodos de detección de puntos de interés suelen basarse en la detección de máximos o mínimos de gradientes locales en la imagen (Sayem, 2016), de manera que los puntos reconocibles regularmente son los pertenecientes a esquinas, bordes o puntos aislados con cambios bruscos de intensidad y textura (Krig, 2014)

Con base en estos criterios se ha diseñado un Patrón inicial (*Figura 43*) que cumple con las condiciones inmediatas requeridas por la detección de puntos de interés tomando en cuenta que la medición de la hoja se realiza sobre el mismo.

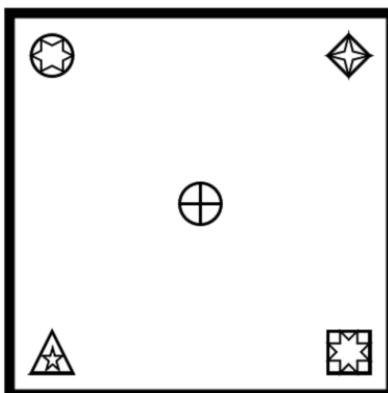


Figura 43. Imagen utilizada para el Patrón de pruebas iniciales

El proceso de caracterización de imágenes se realiza, en primer lugar, con la detección de puntos de interés en la imagen, a continuación los puntos de interés detectados son diferenciados de sus vecinos mediante el proceso de descripción donde se le da una codificación a la información espacial de los mismos en vectores para finalmente hacer la comparación de los vectores descriptores en un par de imágenes con el fin de emparejar coincidencias, este proceso

es el “matching” o emparejamiento de puntos de interés (Wilbert G Aguilar & Angulo, 2012a; Grauman & Leibe, 2011) (W G Aguilar, Casaliglla, & Pólit, 2017; Wilbert G Aguilar, Casaliglla, & Pólit, 2017; Wilbert G Aguilar, Casaliglla, Pólit, Abad, & Ruiz, 2017; Wilbert G Aguilar, Estrella, López, & Abad, 2017; Wilbert G Aguilar, Salcedo, Sandoval, & Cobeña, 2017).

Múltiples algoritmos han venido siendo utilizados para este proceso a lo largo del tiempo, algunos que destacan por su rendimiento son SIFT, SURF y ORB, estos algoritmos destacan también por ser de multi-escala haciendo la detección más robusta ante cambios morfológicos pronunciados.

El algoritmo SIFT presentado por (Lowe, 1999) trabaja mediante DOG (Diferencia de Gaussianas) para la detección de extremos locales y espacio escala brindando gran invarianza a los cambios de traslación, rotación y escalamiento, no obstante su rendimiento en rapidez se ve ampliamente opacado por algoritmos como SURF y ORB.

SURF por otra parte basa su detección en el determinante de la matriz Hessiana y su descripción en los Wavelets de Haar con resultados equiparables a los de SIFT y un rango de 10 veces más rapidez en comparación según (Wilbert G Aguilar & Angulo, 2012a).

Finalmente ORB combina dos métodos para para su uso, los detectores de FAST con un componente de orientación adicional y los descriptores binarios de BRIEF más el agregado de invarianza rotacional al mismo.

ORB ha sido uno de los algoritmos conocidos como de mejor rendimiento en rapidez respecto a SIFT y SURF, pues como se muestra en (Ruble et al., 2011; Salcedo, 2018) la comparación del desempeño de estos algoritmos termina siendo favorable para ORB y equiparable en precisión de la detección y descripción de puntos. Debido a esto el algoritmo que se utiliza en la caracterización del patrón propuesto es ORB, a continuación se detalla el proceso realizado de detección, descripción y emparejamiento.

3.2.1 Detección de Puntos de Interés

En esta propuesta se usó ORB que basa su detección en el algoritmo FAST con ciertas modificaciones. Para la detección FAST realiza comparaciones del nivel de gris del píxel a ser tratado “p” y su vecindario circundante con radio “r” como se muestra en la *Figura 44*.

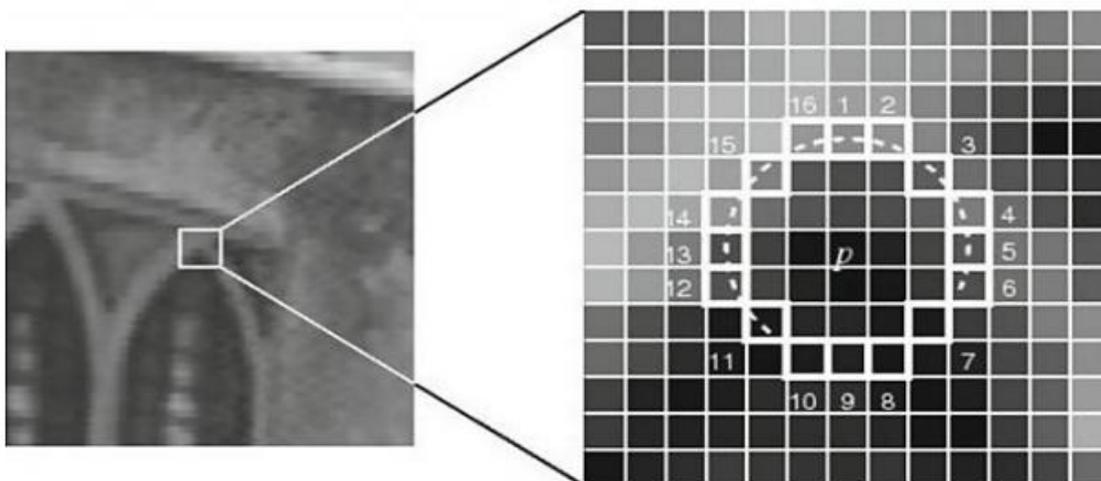


Figura 44. Comparación de intensidad de un pixel mediante FAST en un círculo de radio 3

Fuente: (Rosten & Drummond, 2006)

La decisión de si los píxeles circundantes son mayores o menores en intensidad al pixel central o candidato se toma con respecto a su nivel de gris " I_p " más/menos un umbral " t ".

La determinación del candidato como un punto de interés es tomada si este punto es mayor o menor en intensidad a " n " píxeles consecutivos en su círculo de Bresenham de radio " r ". En aplicaciones regulares del algoritmo se definen estos valores como $r=3$ y $n=12$ (Hassaballah et al., 2016) adicionalmente se realizan los registros de las intensidades en un vector de 16 ubicaciones dándole al algoritmo el parámetro de invariancia rotacional.

Para mejorar la rapidez del algoritmo el mismo contiene pruebas de velocidad donde compara los píxeles 1, 9, 5, y 13 en ese orden si al menos tres de ellos son mayores o menores entonces se toma como un punto de interés, adicionalmente añade un algoritmo de aprendizaje automático (ID3) para la localización rápida y precisa de los puntos.

ORB utiliza el algoritmo FAST-9 que define $r=3$ y la decisión se toma con $n=9$, adicionalmente para la componente de orientación utiliza el centroide de intensidad definido por

el momento de un punto de interés $m_{p,q}$, su centroide Q y la orientación de P a Q donde P es el origen:

$$m_{p,q} = \sum_{x,y} x^p y^q I(x,y) \quad (36)$$

$$Q = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right) \quad (37)$$

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{\frac{m_{01}}{m_{00}}}{\frac{m_{10}}{m_{00}}} \right) = \tan^{-1} \frac{m_{01}}{m_{10}} \quad (38)$$

En la **Figura 45** se puede evidenciar la detección de 25 puntos de interés para el Patrón definido mediante el algoritmo ORB.

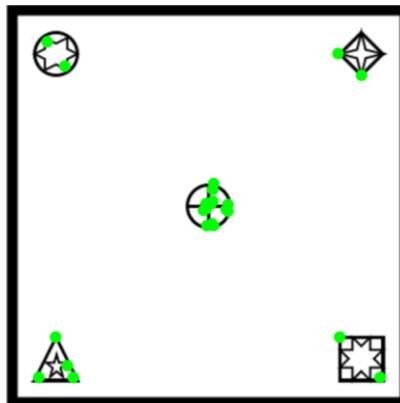


Figura 45. Detección de 25 puntos de interés en la figura del patrón inicial

3.2.2 Descripción de Puntos de Interés

En la descripción de los puntos detectados ORB utiliza una modificación del algoritmo BRIEF agregando la componente rotacional al añadir la orientación del punto de interés, el algoritmo realiza “n” pruebas binarias a ventanas de píxeles a modo de tener descriptores de cada vecindario, posteriormente agrega la orientación girando los vectores de n pruebas binarias en la

dirección de θ para obtener la función dirigida rBRIEF que se puede representar como “S” descriptor de n pruebas binarias y R_θ la componente de orientación:

$$S_\theta = R_\theta \cdot S \quad (39)$$

Esto permite al algoritmo tener invarianza rotacional, en la *Figura 46* se puede apreciar los componentes de orientación y tamaño del punto de interés que se utilizan en la descripción.

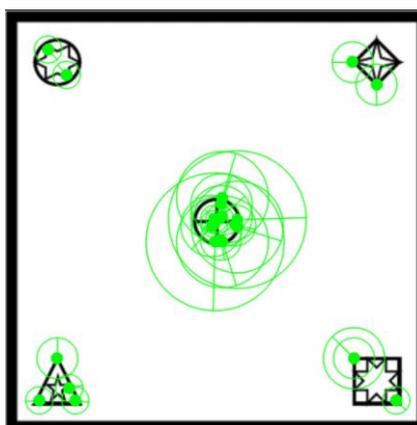


Figura 46. Detección de los descriptores de los puntos de interés en la imagen del Patrón inicial

A consecuencia del proceso presentado los descriptores de puntos de interés realizan la codificación de la información, estos puntos además tienen la característica de ser altamente diferenciables gracias a las características propias y de su vecindario de píxeles.

3.2.3 Emparejamiento de Puntos de Interés

El emparejamiento se realiza para determinar puntos coincidentes entre imágenes con cambios en iluminación, colocación o escala, a consecuencia de esto, se puede identificar elementos con similares características en diferentes imágenes.

Los puntos coincidentes se obtienen mediante la medición de la distancia entre vectores descriptores de cada imagen con un error que determina los candidatos más acordes al emparejamiento (A Stuart, 2010; Hassaballah et al., 2016).

En ORB se utilizan descriptores binarios por tanto la medida se debe hacer de manera discreta (Bradski & Kaehler, 2008) con la distancia de Hamming que se define como la distancia de un vector “a” a uno “b”:

$$dist(\vec{a}, \vec{b}) = \sum_i (a_i \neq b_i) \quad (40)$$

Esta medida permite determinar las distancias entre vectores para luego emparejar las coincidencias con menor error. En la **Figura 47** se puede apreciar el emparejamiento de 25 puntos de interés entre la imagen Patrón y una imagen tomada en perspectiva.

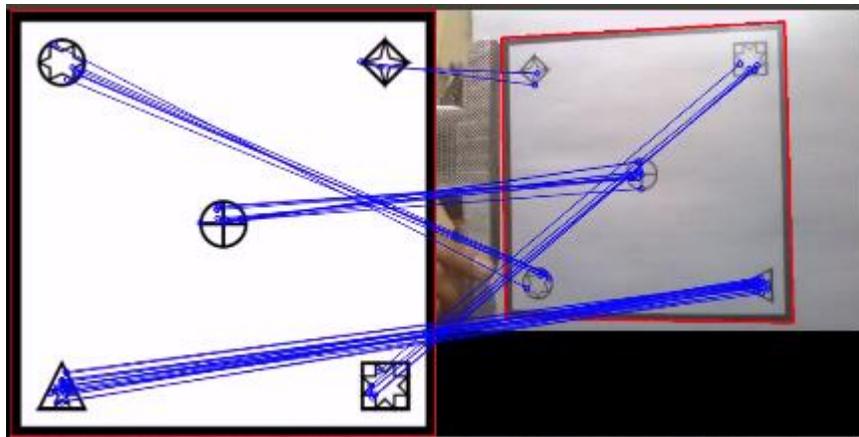


Figura 47. Emparejamiento de 25 puntos de interés entre la imagen Patrón y una imagen tomada en perspectiva.

Como se puede observar en la Figura 47 las esquinas correspondientes de la imagen objetivo que podemos identificar a la izquierda han sido emparejadas correctamente con sus homólogas de la imagen en la derecha.

Para el caso de la Figura 47 se utilizó una imagen definida (objetivo) y una imagen distorsionada que a pesar de estar girada 90° en sentido horario con respecto al objetivo ha podido ser correctamente detectada y emparejada en sus puntos característicos.

3.3 Determinación de los parámetros de movimiento extrínseco

Como se mencionó con anterioridad el uso de transformaciones geométricas para la determinación de los parámetros de movimiento extrínsecos de una imagen enmarca un método altamente efectivo que viene definido por un proceso matemático.

Para determinar estos parámetros se pueden utilizar los modelos matemáticos definidos como:

3.3.1 Modelo de Similitud

Este modelo permite modelar sistemas que se encuentran en un plano paralelo al de la imagen debido a que incluyen únicamente traslación, una escala asociada, rotación ortogonal y se representa mediante la transformación de la ecuación siguiente:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s \cos \theta & -s \sin \theta & t_x \\ s \sin \theta & s \cos \theta & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (41)$$

3.3.2 Modelo Afín

Mediante el modelo afín (Wilbert G Aguilar & Angulo, 2014a, 2014b, 2014c, 2016) se puede ampliar el concepto de orientación hacia la imagen pues además de los parámetros del modelo de similitud permite rotaciones en un eje más allá de las ortogonales, dando cierta ilusión de perspectiva y está definido mediante la transformación de la ecuación siguiente:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & t_x \\ a_{21} & a_{22} & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (42)$$

3.3.3 Modelo Proyectivo o de Perspectiva

Este modelo permite modelar sistemas con sus movimientos asociados en tres dimensiones obteniendo todos sus parámetros debido a que puede expresar la pose del objeto con sus tres

rotaciones y traslaciones, está definido por la matriz de Homografía y se representa como en la ecuación siguiente:

$$\begin{pmatrix} x_1' \\ x_2' \\ x_3' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} \quad (43)$$

Los modelos de las ecuaciones (41), (42) y (43) definen una transformación para cada caso diferente que depende de la aplicación.

La propuesta de detección del área foliar con calibración extrínseca definida en este trabajo se ha realizado con la **transformación de perspectiva**. Esta transformación usa la Homografía debido a que se pueden englobar todas las posibilidades de movimiento tridimensional al que está expuesto el objeto de estudio.

3.4 Identificación del Patrón y Rectificación de la imagen

Para discriminar la imagen objetivo del resto del contenido de la captura realizada por la cámara se han tomado como condiciones previas la identificación y emparejamiento de puntos de interés obteniendo un resultado como el de la *Figura 48*

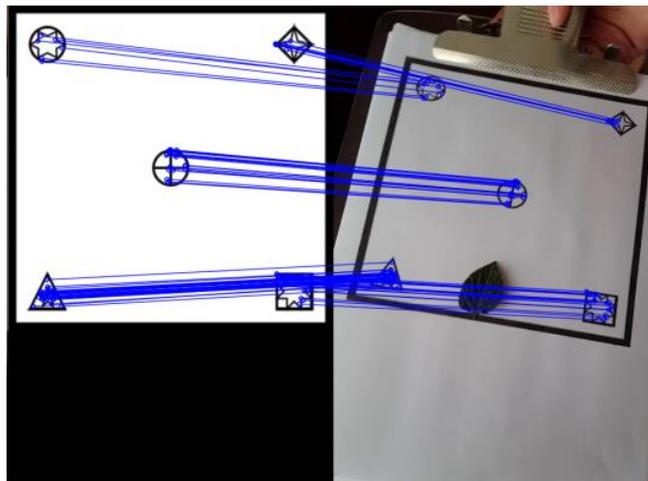


Figura 48. Identificación y emparejamiento de puntos de interés entre el Patrón y la captura.

Una vez que las características de ambas imágenes han sido encontradas y emparejadas satisfactoriamente se procede a realizar una transformación geométrica para relacionarlas e identificar la zona de la captura de cámara que corresponde al Patrón.

Para ello se ha realizado la estimación de la matriz de homografía que determina los parámetros extrínsecos de la imagen. Dicha matriz ha sido obtenida mediante el procesamiento de los puntos emparejados pertenecientes al Patrón y sus correspondientes en la captura de cámara, usando la función de OpenCV “findHomography” que retorna la matriz H en función de 2 conjuntos de puntos correspondientes como se puede ver en la **Figura 49**.

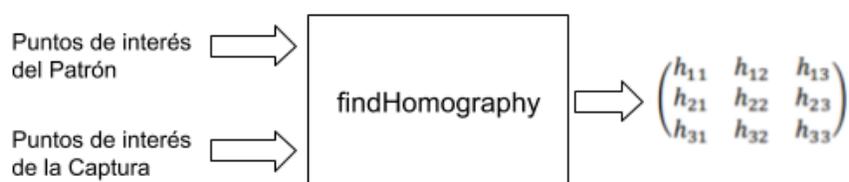


Figura 49. Esquema de funcionamiento de la función findHomography para la estimación de la matriz de homografía.

Posteriormente se realiza la transformación de perspectiva tomando los bordes de la imagen como un recuadro que se puede observar en color rojo en la **Figura 50** para aplicar la transformación basada en los parámetros de la matriz H que se ven trasladados y rotados en el espacio tridimensional en la imagen de salida.

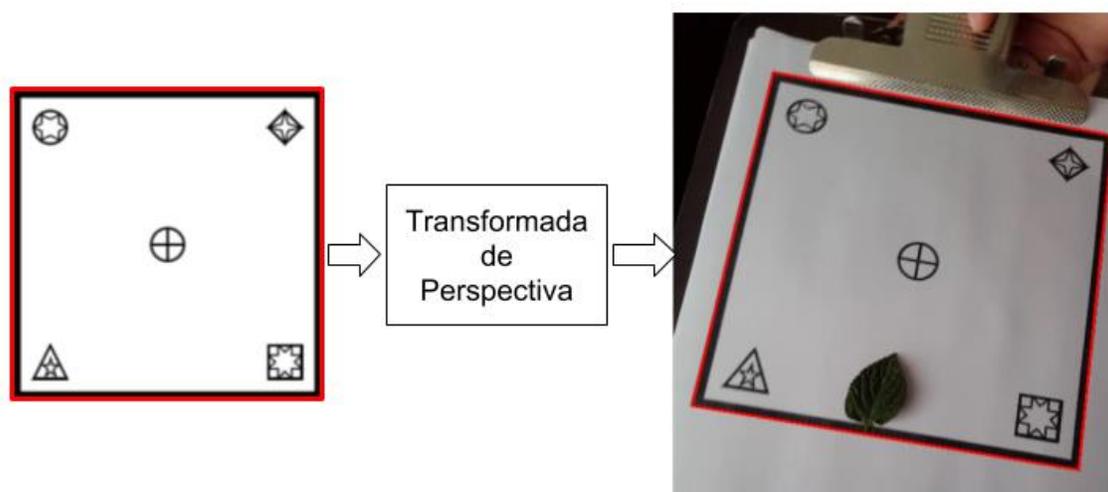


Figura 50. Proceso de transformación de los puntos referenciales de la forma del Patrón hacia la imagen de cámara mediante la matriz de homografía.

Finalmente con la zona del patrón identificada dentro de la imagen de cámara se procede a realizar la rectificación de dicha imagen para presentar una toma frontal al mismo.

Este proceso se realiza mediante la deformación de la imagen con la misma transformación de perspectiva. La función “warp” de opencv permite deformar la imagen con respecto a un modelo, en este caso el modelo proyectivo de perspectiva.

La imagen deformada a las medidas del recuadro se puede apreciar en la **Figura 51** donde se identifica la transformación de la imagen a las características del recuadro para poder recortar y obtener una toma virtualmente cenital de la zona de interés.

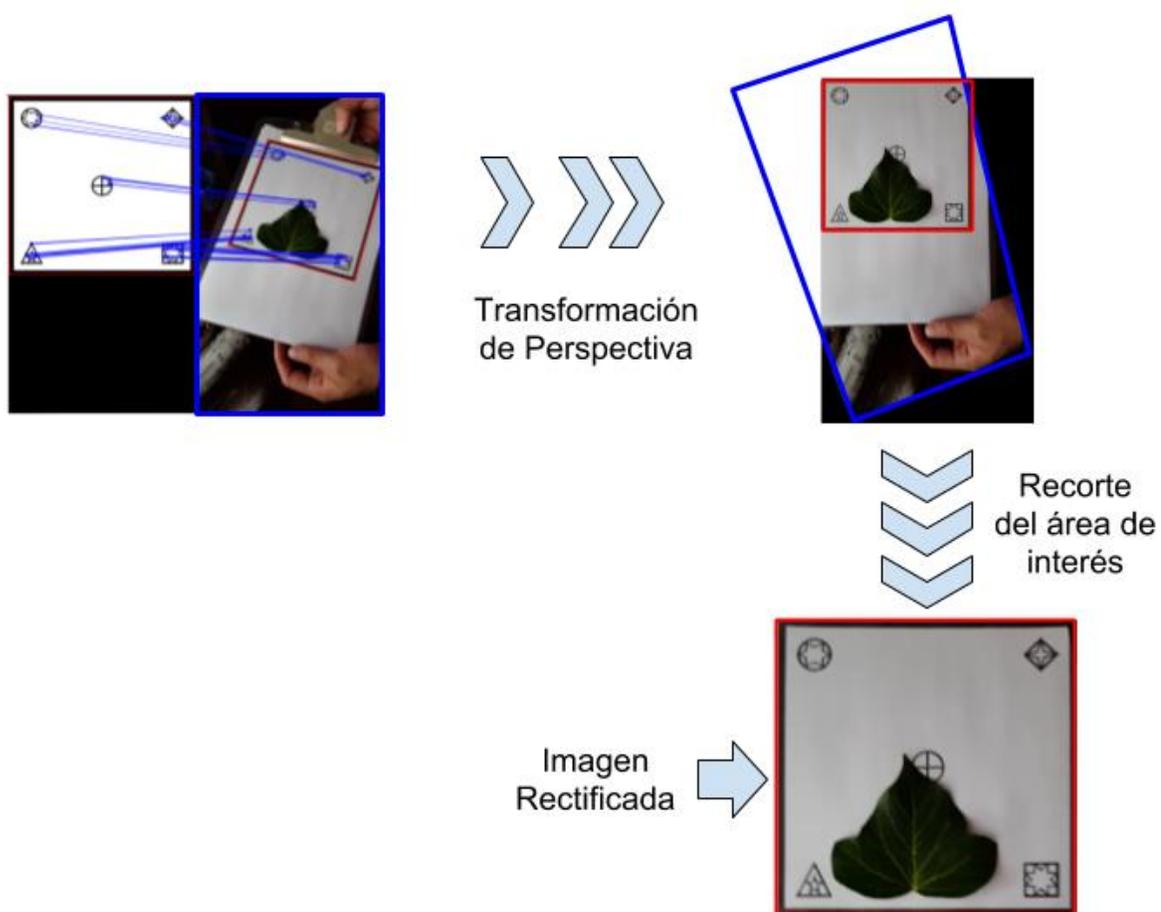


Figura 51. Proceso de rectificación de la imagen mediante la transformación de perspectiva.

3.5 Segmentación de regiones de interés

Una vez culminado el proceso de calibración extrínseca de la imagen y obtenido un resultado con las características del Patrón como se puede apreciar en la *Figura 51*, se procede a realizar la segmentación de la zona de interés que pertenece a la hoja.

Para ello se ha realizado un proceso de preparación y suavizado previo de la imagen para proseguir con la segmentación.

Para obtener resultados representativos del procedimiento se ha realizado una comparación de tres métodos diferentes para la segmentación, estos son:

- Segmentación mediante umbralización adaptativa
- Segmentación mediante umbralización binaria
- Segmentación mediante umbralización binaria para imágenes del espacio HSV

Los métodos aplicados para la segmentación siguen un orden específico que se puede apreciar en los apartados siguientes.

3.5.1 Conversión de la imagen a espacios de color

El primer paso que se ha realizado en esta propuesta para la segmentación de la imagen es la conversión a un espacio de color que permita un rápido y eficiente procesamiento, por esta razón se ha tomado en consideración tomar espacios de color que contengan un solo canal con datos representativos de manera que el procesamiento mantenga las propiedades de la imagen integral.

Como se ha mencionado en la sección 2.1.3 del presente documento, los espacios de color engloban todas las características de la escena, no obstante, hay dos espacios que por sus propiedades permiten una segmentación eficiente con un solo canal de información, estas son la escala de grises y el canal de saturación del espacio HSV, los cuales han sido explicados con más detalle en la sección 2.1.3.

A continuación en la *Figura 52* se observa la conversión de la imagen en el espacio RGB tomada con la cámara de un Smartphone a escala de grises y el canal de saturación del espacio HSV.

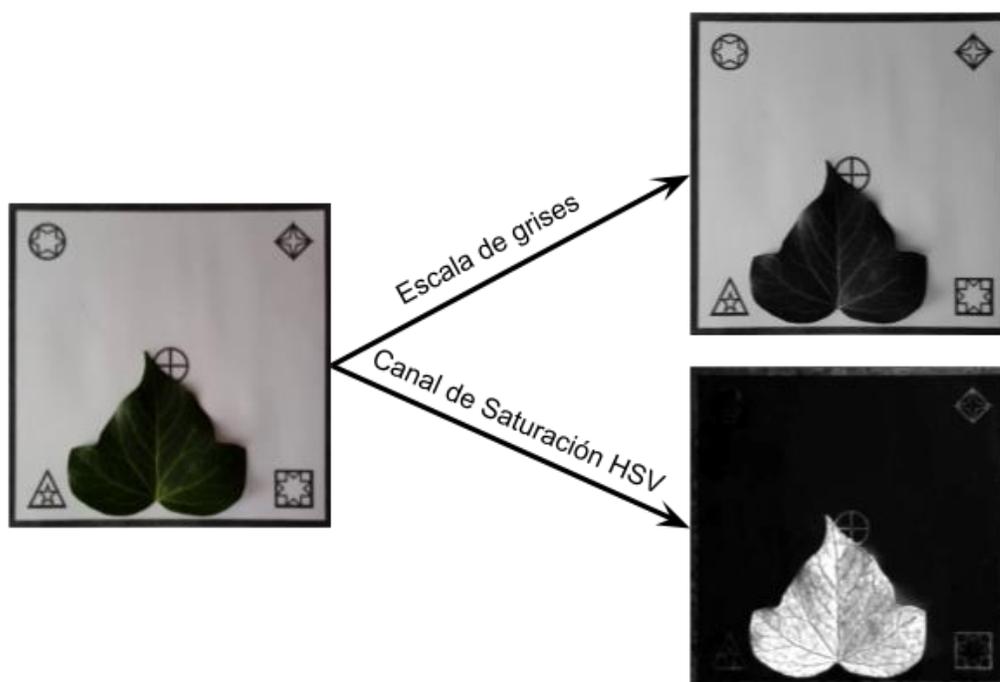


Figura 52. Conversión de la imagen rectificada a escala de grises y saturación del espacio HSV.

Como se puede observar en la **Figura 52** la imagen resultante del proceso de rectificación está en el espacio de color RGB por la obtención de una cámara regular.

La conversión a escala de grises se realiza sometiendo a los tres canales de color de la imagen a un filtro que corresponde a la ecuación (44):

$$0.299 * R + 0.587 * G + 0.114 * B \quad (44)$$

Los valores de ponderación para los canales R, G y B que se pueden ver en la ecuación (44) indican la sensibilidad del ojo humano a las frecuencias del espectro de color rojo, verde y azul.

De igual manera para la conversión de RGB a HSV se debe pasar la imagen por un filtro, como el único canal de interés para la **segmentación en esta propuesta es el de saturación**, se ha tomado la ecuación que corresponde a (45).

$$S = 1 - \frac{3}{(R+G+B)} [\min(R, G, B)] \quad (45)$$

3.5.2 Suavizado de la imagen

El proceso de suavizado en las imágenes previo a la segmentación es necesario debido a las regiones que podrían causar máximos o mínimos que pueden ser discriminados como valores de otro color cuando solo son ruido como se ha explicado en la sección 2.1.2, estos valores pueden ser suavizados respecto a la tendencia que tiene la zona de la imagen a ser de uno u otro color. Para la presente propuesta se ha aplicado un filtrado Gaussiano con un kernel de 15x15 dando como resultado imágenes como las presentadas en la *Figura 53*.

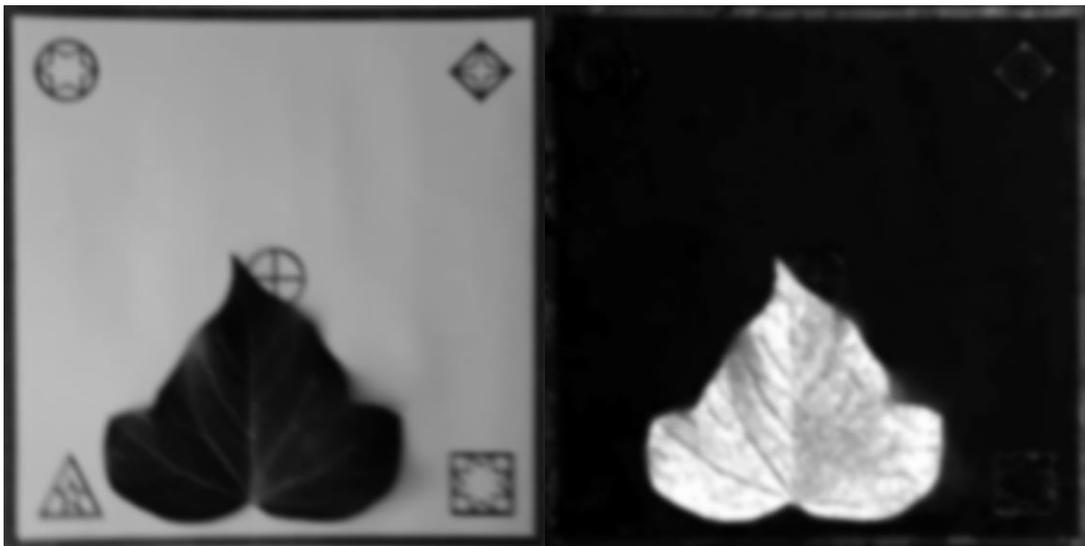


Figura 53. Filtrado Gaussiano con un kernel de 15x15 para las imágenes. izq. Imagen con escala de grises, der. Imagen con Saturación de HSV.

Como se puede apreciar en la imagen anterior el suavizado del ruido permite mezclar ciertas zonas eliminando de primera mano una gran cantidad de ruido respecto a la imagen original.

Una vez obtenido un buen filtrado del ruido se procede a realizar los métodos de umbralización para diferenciar a la hoja del resto de la imagen.

3.5.3 Segmentación de la imagen mediante umbralización

La umbralización de la imagen es un tipo de binarización, es decir, diferencia regiones asignándoles uno o cero en caso de estar encima o debajo de cierto umbral.

Como se explicó con anterioridad esta binarización permite tomar regiones y etiquetarlas de manera que se puede reconocer muchas características de la misma basándose en su forma tamaño, etc.

Para la umbralización se han utilizado tres métodos diferentes. El primero corresponde a una binarización respecto a un límite definido de intensidad en el rango de 0-255 sobre el cual se puede eliminar objetos no deseados y mantener los de interés, para este método se han utilizado los siguientes parámetros.

Tabla 4

Parámetros utilizados para la umbralización simple

Algoritmo	Mínimo	Máximo	Valor de umbral	Tipo
Umbralización simple	0	255	100	Por el método de OTSU

El segundo método es una variación del anterior ya que tiene el mismo principio por ser binarización respecto a un límite, la diferencia es que en este caso se utiliza el espectro de saturación en lugar de la imagen en escala de grises lo que cambia el valor límite.

Tabla 5

Parámetros utilizados para la umbralización HSV

Algoritmo	Mínimo	Máximo	Valor de umbral	Tipo
Umbralización HSV	0	255	50	Por el método de OTSU

Finalmente el último método se ha hecho respecto a las cualidades del vecindario de píxeles, la umbralización adaptativa. Los parámetros que contiene esta umbralización se pueden ver en la tabla siguiente:

Tabla 6
Parámetros utilizados para la umbralización adaptativa

Algoritmo	Mínimo	Máximo	Método	Tipo	Tamaño del vecindario
Umbralización adaptativa	0	255	Umbralización Gaussiana Adaptativa	Por el método Binario	511

En la Figura 54 se puede apreciar el resultado de aplicar la umbralización en cada método:

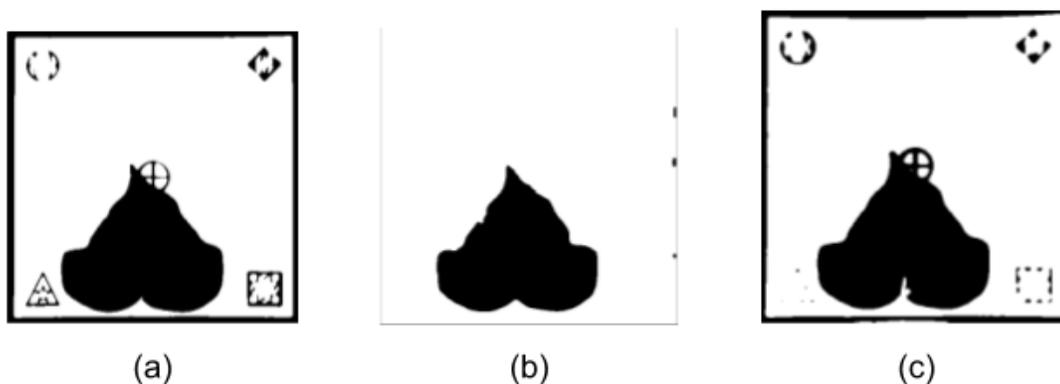


Figura 54. a) Umbralización por binarización simple. b) Umbralización con imagen HSV. c) Umbralización adaptativa

Como se puede observar en la Figura 54 tanto la binarización simple como la adaptativa presentan una cantidad mayor de errores en la selección de la hoja como único elemento, pues mantienen zonas que no son de interés.

Al ser aplicado en la imagen de saturación del espacio HSV el resultado presenta un rendimiento mucho mayor dejando contados elementos a eliminar para terminar la segmentación de la hoja.

3.6 Filtrado del ruido

La etapa de filtrado de ruido es la final en el procesamiento de imagen para segmentación y permite eliminar los elementos restantes en la imagen que no permiten una correcta interpretación de la misma.

Para esta etapa se ha propuesto la utilización de componentes y operaciones morfológicas para eliminar dichos elementos innecesarios.

Como se ha explicado en el capítulo dos la morfología depende en su mayoría de un elemento básico para procesarse con toda la imagen llamado kernel. Para una mayor exactitud respecto a los contornos de una hoja que pueden tener inclinaciones complejas se ha utilizado un kernel con forma de elipse y tamaño de 3 píxeles para su radio.

En la Figura 55 se puede observar la aplicación de dos operaciones morfológicas con el fin de eliminar los elementos que están fuera de la medida del objeto de interés, la apertura permite mezclar elementos que tengan suficiente espacio respecto al kernel utilizado y el cierre aminorar el área del mismo para eliminar los componentes despreciables de la misma que están por debajo del kernel.

Como se puede observar el método HSV es muy superior dado que la misma umbralización deja la hoja como máximo elemento casi sin intervenciones, las cuales son retiradas fácilmente con las operaciones morfológicas.

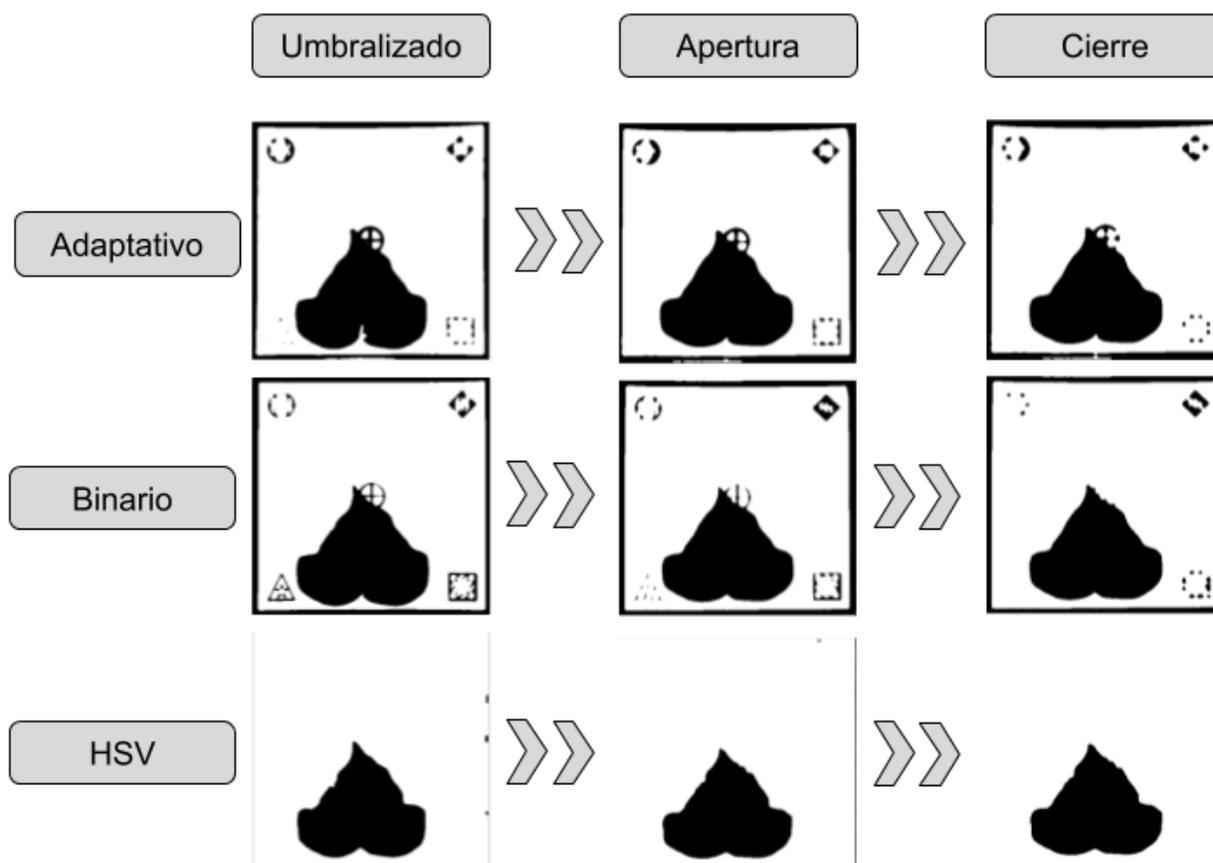


Figura 55. Aplicación de la operación morfológica de apertura y cierre con un kernel tipo elipse de radio 7 a la imagen “umbralizada” en los tres métodos aplicados, Adaptativo, Binario y HSV.

3.7 Interpretación de la imagen resultante

La interpretación es la etapa final del proceso de extracción del área foliar de una hoja, en esta etapa se etiquetan las áreas extraídas del procesamiento para determinar cuál de las mismas es la que corresponde a una hoja dentro del Patrón.

3.7.1 Detección de contornos

Para extraer las áreas que están dentro de la imagen se realiza una detección de contornos en la imagen que ha sido procesada en la segmentación y filtrado.

A continuación en la imagen borde se puede apreciar la detección de contornos posterior al filtrado de la imagen.

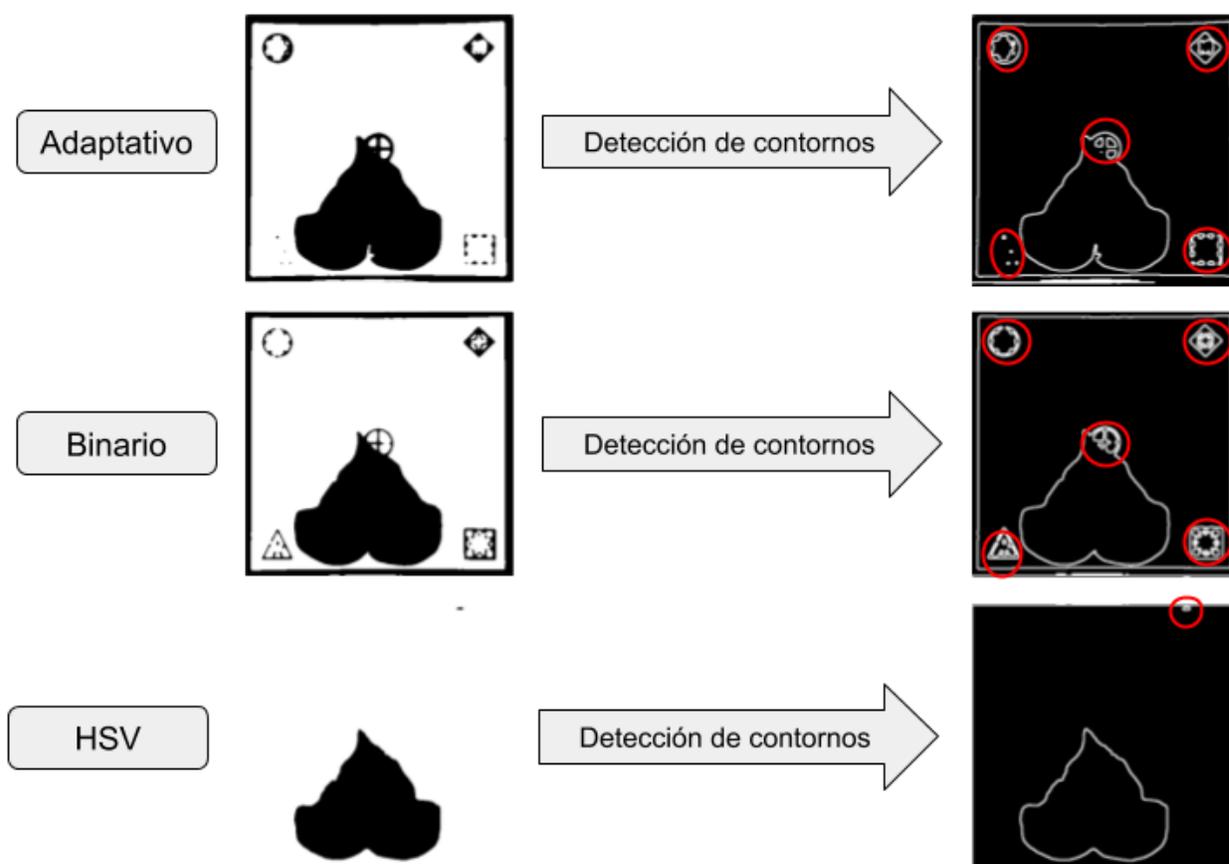


Figura 56. Detección de contornos de las imágenes segmentadas mediante el método adaptativo, binario y HSV.

Como se puede apreciar en la Figura 56 se ha realizado una detección de todos los contornos que se encuentran en la imagen.

Han sido resaltados mediante un círculo rojo los que son innecesarios y deben ser descartados por no ser del área de medición objetivo en la propuesta de este proyecto.

3.7.2 Interpretación de contornos

Para eliminar los contornos no deseados en la imagen se realiza una selección de los que se lograron detectar basados en el diagrama de flujo de la Figura 57, para ello se han definido límites de medición:

- *Área mínima.* El área mínima admisible para una hoja correspondiente al contorno que se está midiendo.
- *Área máxima.* El área que supera las mediciones que mantienen a la hoja dentro del patrón y sin interferir con el recuadro externo del patrón.

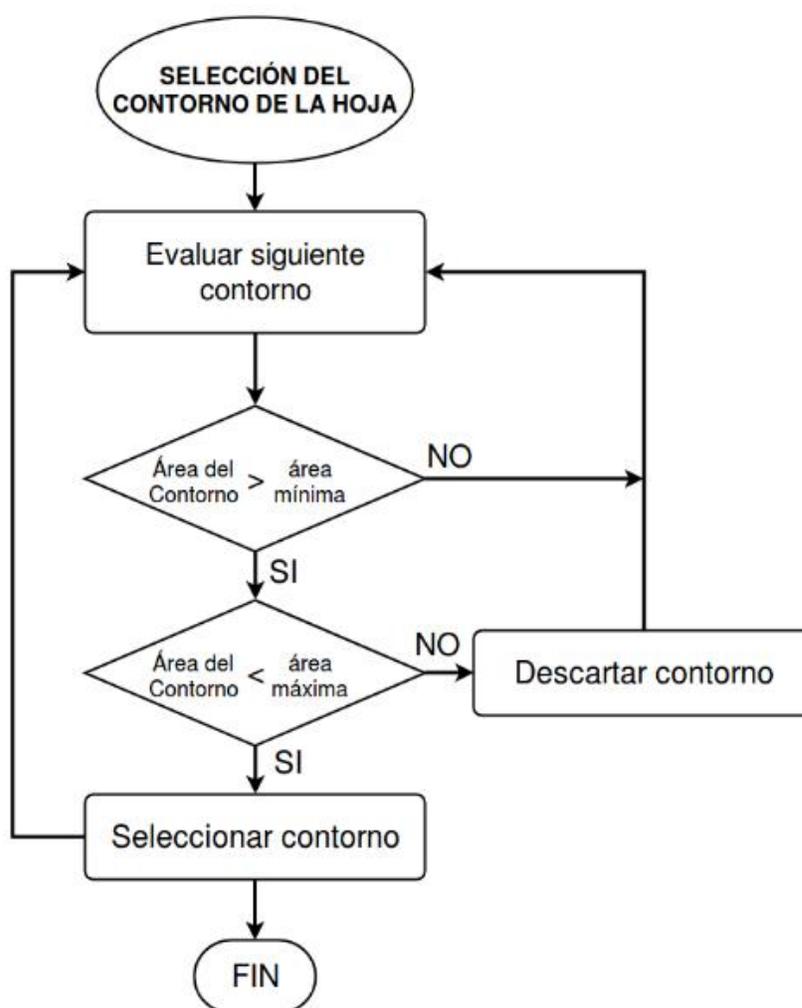


Figura 57. Diagrama de flujo de selección del contorno de interés correspondiente a la hoja.

Después de aplicar el algoritmo mencionado en la **Figura 57** a los resultados de la **Figura 56** se obtuvieron las imágenes que se pueden observar en la **Figura 58**, donde podemos apreciar que se eliminan en su mayoría los elementos indeseables.

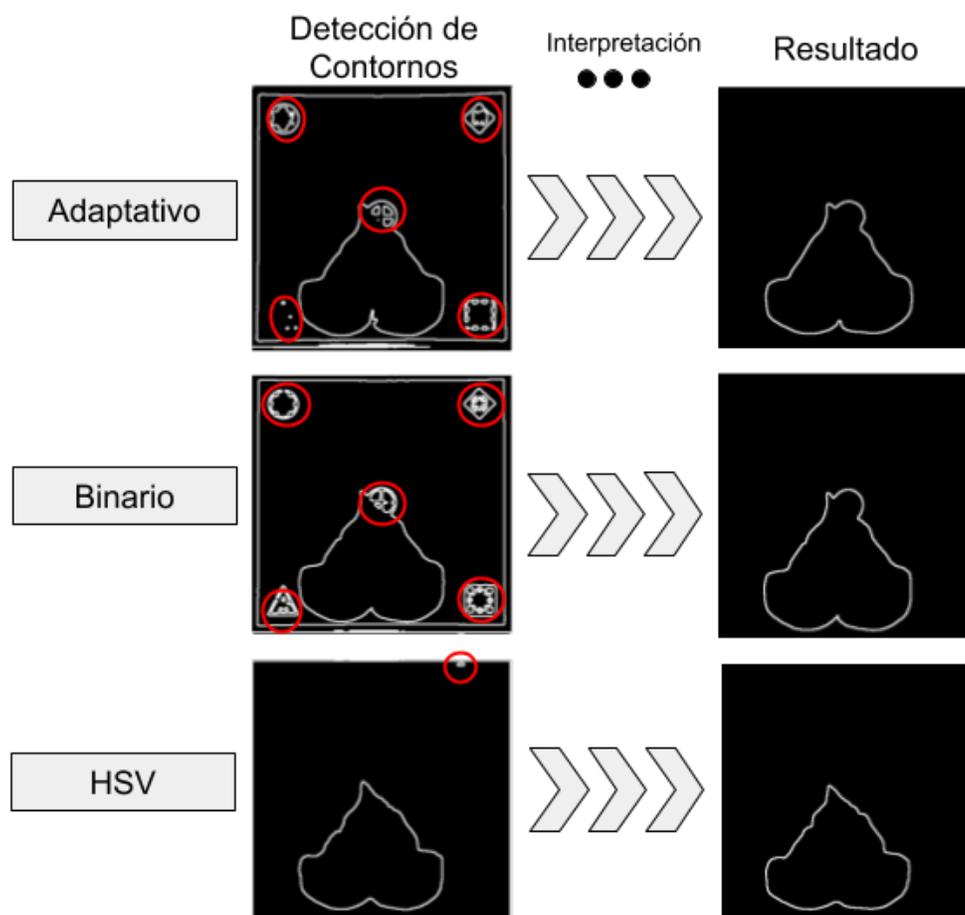


Figura 58. Aplicación del algoritmo de interpretación del diagrama de la Figura 57 en las imágenes con todos sus contornos.

Como se puede apreciar en la **Figura 58** se ha realizado la interpretación de las áreas correspondientes a los contornos detectados de manera que la mayoría de contornos encerrados en rojo de la figura de la izquierda son eliminados dando lugar a la hoja como único resultado al final del proceso.

Como se puede apreciar en la **Figura 58** los resultados del método adaptativo, binario y HSV tienen resultados parecidos, no obstante, al eliminar el ruido de iluminación el método HSV tiene ventaja ante los otros dos como se puede ver en la integridad de la hoja que se ve alterada en los otros dos métodos, cosa que no sucede en HSV.

3.7.3 Cálculo del área foliar

En este apartado se deben tomar en cuenta algunas variables que intervienen en el cálculo, una de ellas es que el área obtenida después de todo el procesamiento.

El área se ha determinado en pixeles, para poder relacionarla con mediciones físicas se necesita una variable que interviene en la detección, esta variable es el tamaño del Patrón que ha sido definido en 20 cm por lado.

Por lo tanto el área total del cuadrado es de 400 cm².

Por otro lado la medición en pixeles del Patrón ha sido definida por una pantalla de 480 x 480 pixeles, de modo que el área del cuadrado es 230400 px², entonces la medición del área foliar depende de la siguiente ecuación:

$$Area\ foliar\ (cm^2) = \frac{Área\ foliar\ (px^2) \times Área\ Patrón\ (cm^2)}{Área\ Patrón\ (px^2)} \quad (46)$$

En la **Figura 59** se puede apreciar la medición en cm² de la hoja por los tres métodos:

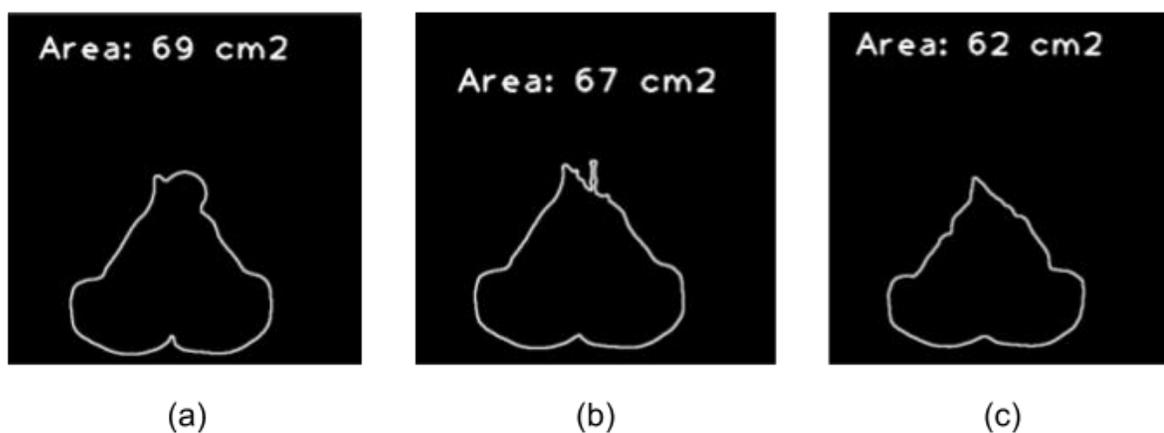


Figura 59. Medición del área foliar en cm² para los métodos. a) Método adaptativo, b) método de binarización, c) método HSV

CAPÍTULO IV

PRUEBAS EXPERIMENTALES DE FUNCIONAMIENTO Y

RESULTADOS

Para evaluar el desempeño de la propuesta de medición de área foliar en hojas planas de este trabajo, se ha planteado un conjunto de pruebas experimentales para 2 escenarios específicos:

- **Escenario 1:** Medición de Área Foliar destructiva a 3 tipos de hojas distintas en tamaño y forma, la toma de imagen debe realizarse usando inclinaciones variadas respecto del plano de la hoja. Con los resultados obtenidos se calculará el error de estimación comparando con las áreas obtenidas al medir las mismas hojas por el Método del papel cuadriculado.
- **Escenario 2:** Medición de Área Foliar no destructiva, la toma de imagen debe realizarse usando inclinaciones variadas respecto del plano de la hoja. Con los resultados obtenidos se calculará el error de estimación comparando con el área obtenida al medir la misma hoja por el Método del papel cuadriculado.

4.1 PRUEBAS EN EL ESCENARIO 1

Las mediciones se realizaron en un lugar cerrado con luz artificial y con hojas separadas del tallo. En la Figura 60 se encuentran los 3 tipos de hojas a procesar y en

Tabla 7 se puede Observar los diferentes ángulos que forma la cámara respecto del plano de la hoja:

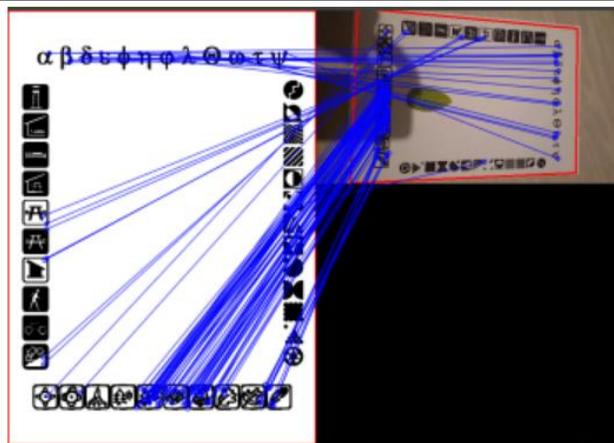


Figura 60. Tipos de Hojas para realizar las mediciones

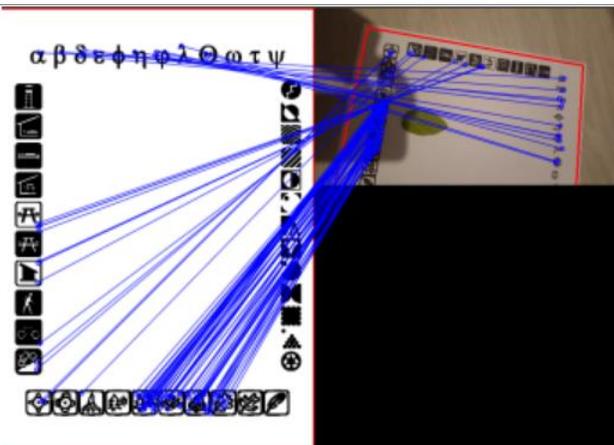
Tabla 7
Inclinaciones usadas en la adquisición de imagen

Frame No. Imagen

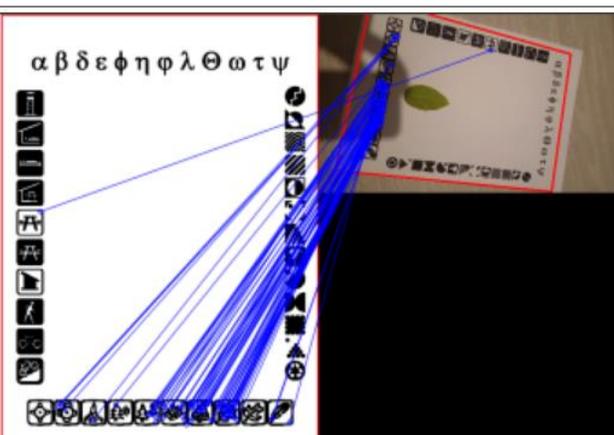
1



2



3



Se realiza las mediciones con el Método del Papel cuadriculado como se observa en la Tabla 8:

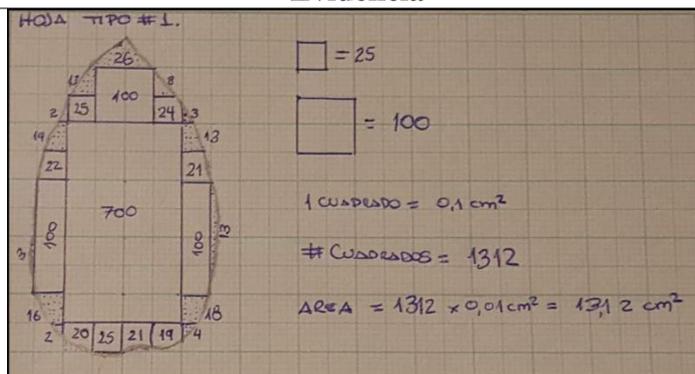
Tabla 8

Escenario 1 - Mediciones por el Método del papel cuadriculado

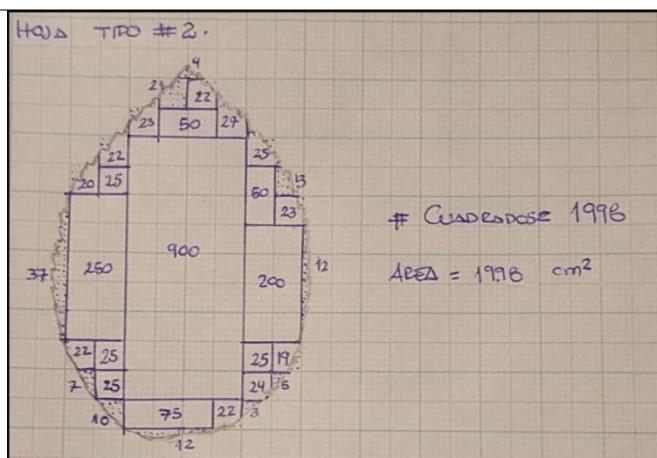
Tipo de Hoja

Evidencia

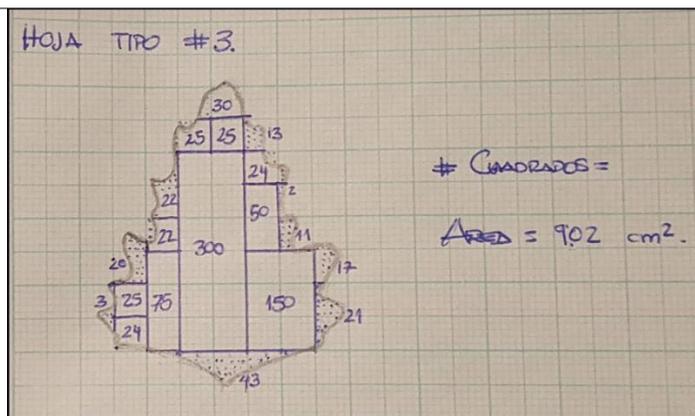
Hoja Tipo 1



Hoja Tipo 2



Hoja Tipo 3



Se realiza la medición del área foliar para los 3 tipos de hoja con el algoritmo desarrollado, obteniendo resultados para 100 frames (muestras), esto supera la cantidad propuesta en el alcance. Para facilitar la visualización de los datos se presenta los promedios en la Tabla 9:

Tabla 9

Escenario 1 – Comparación de Errores para cada Método y Cada tipo de Hoja

	Hoja tipo 1	Hoja tipo 2	Hoja tipo3
Error Adaptativo	-8,08%	-9,69%	-18,65%
Error Binario	0,86%	-4,17%	-2,68%
Error HSV	-2,12%	-1,36%	1,19%

A continuación se muestran los análisis gráficos para cada tipo de hoja, tomar en consideración que el eje de las abscisas (x) es el número de muestra y en el eje de las ordenadas (y) el área obtenida en cm^2 :

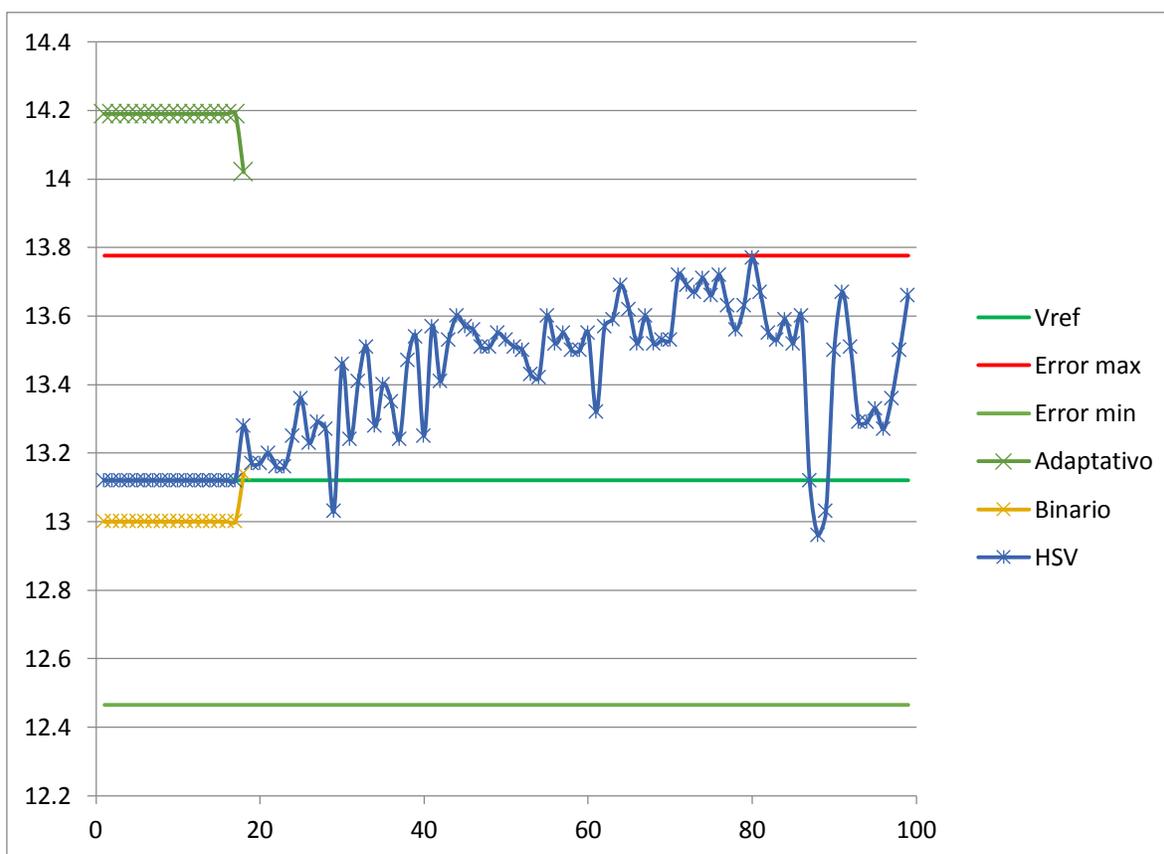


Figura 61. Tolerancia de Error en la medición del Área Foliar para la Hoja Tipo 1

En la Figura 61 se puede evidenciar que el Método HSV se mantiene dentro de la tolerancia de error ($\pm 5\%$), mientras que para el método Binario luego de la muestra 20 ya no encuentra una solución válida a pesar de mantenerse dentro de tolerancia, finalmente el método adaptativo no tiene valores dentro de la tolerancia objetivo y de igual manera que en el binario deja de obtener una solución válida a partir de la muestra 20 aproximadamente.

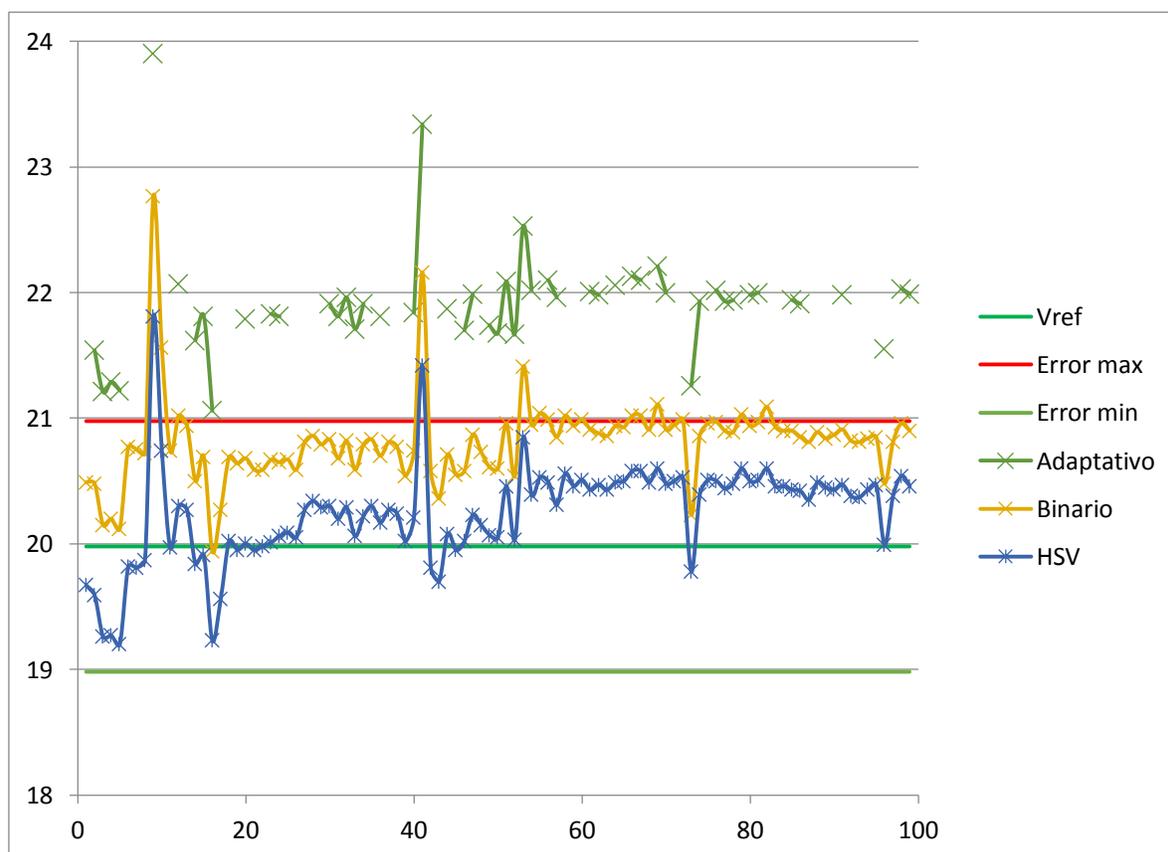


Figura 62. Tolerancia de Error en la medición del Área Foliar para la Hoja Tipo 2

En la Figura 62 se puede evidenciar que el Método HSV tiene ciertos valores fuera de la tolerancia de error ($\pm 5\%$), esto es debido a que de manera intencional se buscó llevar el algoritmo a sus límites de operación, para determinar bajo que situaciones estaba fuera de tolerancia, llegando a conocer que movimientos bruscos, sombras o cambios bruscos de iluminación provocan estos valores no deseados, aun así la implementación en tiempo real brinda la ventaja al usuario de buscar una mejor posición del patrón y la hoja a medir, el algoritmo responde ágilmente a esta corrección manual y rápidamente se obtiene valores adecuados para la medición.

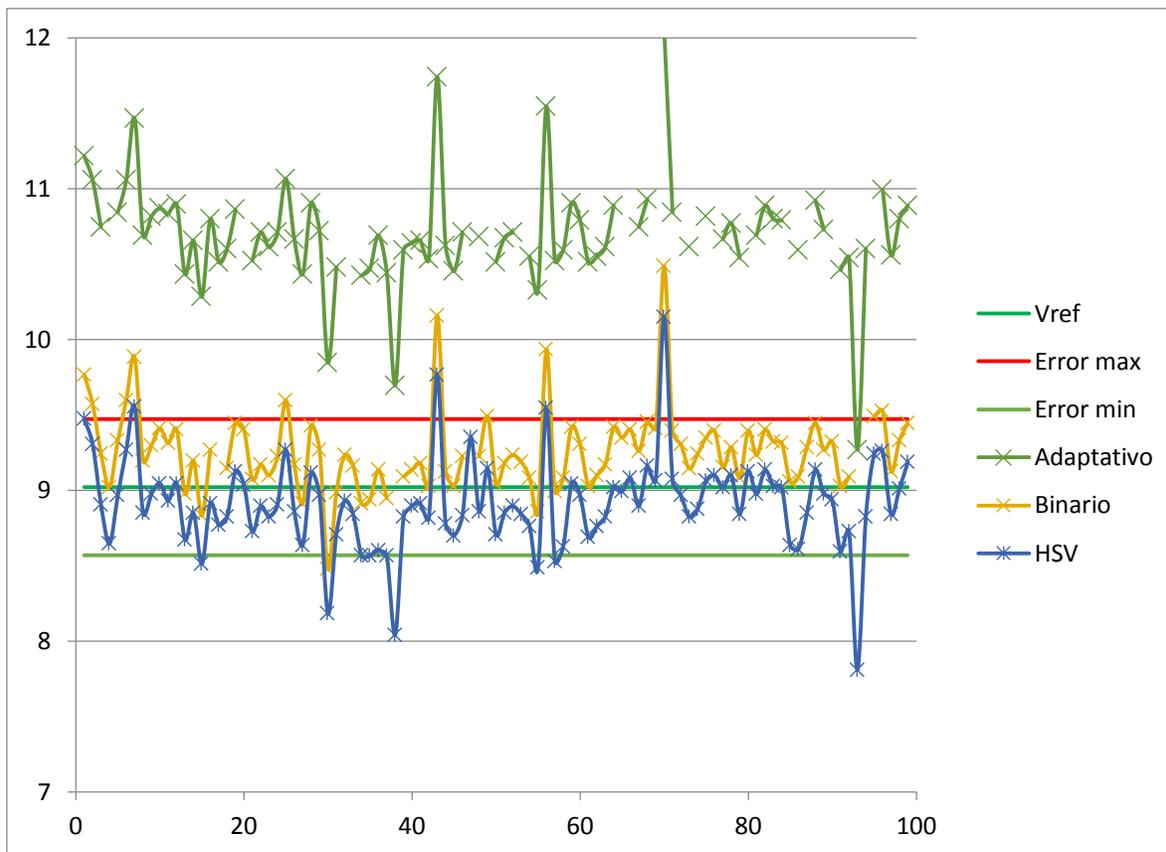


Figura 63. Tolerancia de Error en la medición del Área Foliar para la Hoja Tipo 2

En la Figura 63 se repite el experimento de la Figura 62, llegando a las mismas observaciones, mientras el método HSV se corrige fácilmente y entrega mediciones validas un 97% de las veces, los otros métodos no logran la misma eficiencia, incluso en muchas de las muestras no logran una solución.

4.2 PRUEBAS EN EL ESCENARIO 2

En el segundo escenario, se usaron condiciones similares a las anteriores, con luz artificial. La medición se realizó sin métodos destructivos sin separar el tallo de la hoja, En la Figura 64 se encuentra la hoja a procesar:



Figura 64. Escenario 2 – Hoja a procesar

Se realiza las mediciones con el Método del Papel cuadriculado como se observa en la Figura 65:

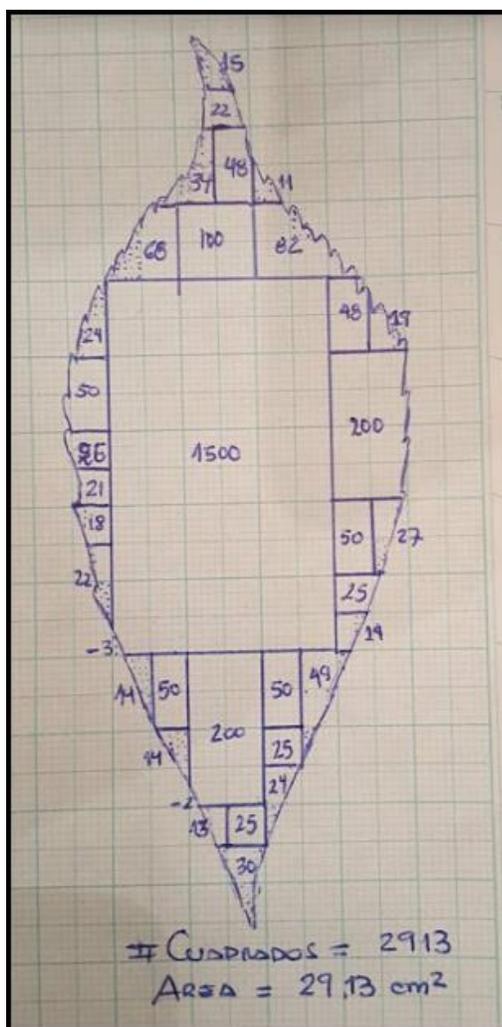


Figura 65. Escenario 2 - Mediciones por el Método del papel cuadriculado

Se realiza la medición del área foliar con el algoritmo desarrollado, obteniendo resultados para 100 frames (muestras), esto supera la cantidad propuesta en el alcance. Para facilitar la visualización de los datos se presenta los errores para cada método en la Tabla 10 **Tabla 9:**

Tabla 10

Escenario 2 – Errores de medición

	Error Adaptativo	Error Binario	Error HSV
Hoja tipo 4	47,16%	68,50%	1,80%

A continuación se muestran el análisis, tomar en consideración que el eje de las abscisas (x) es el número de muestra y en el eje de las ordenadas (y) el área obtenida en cm^2 :

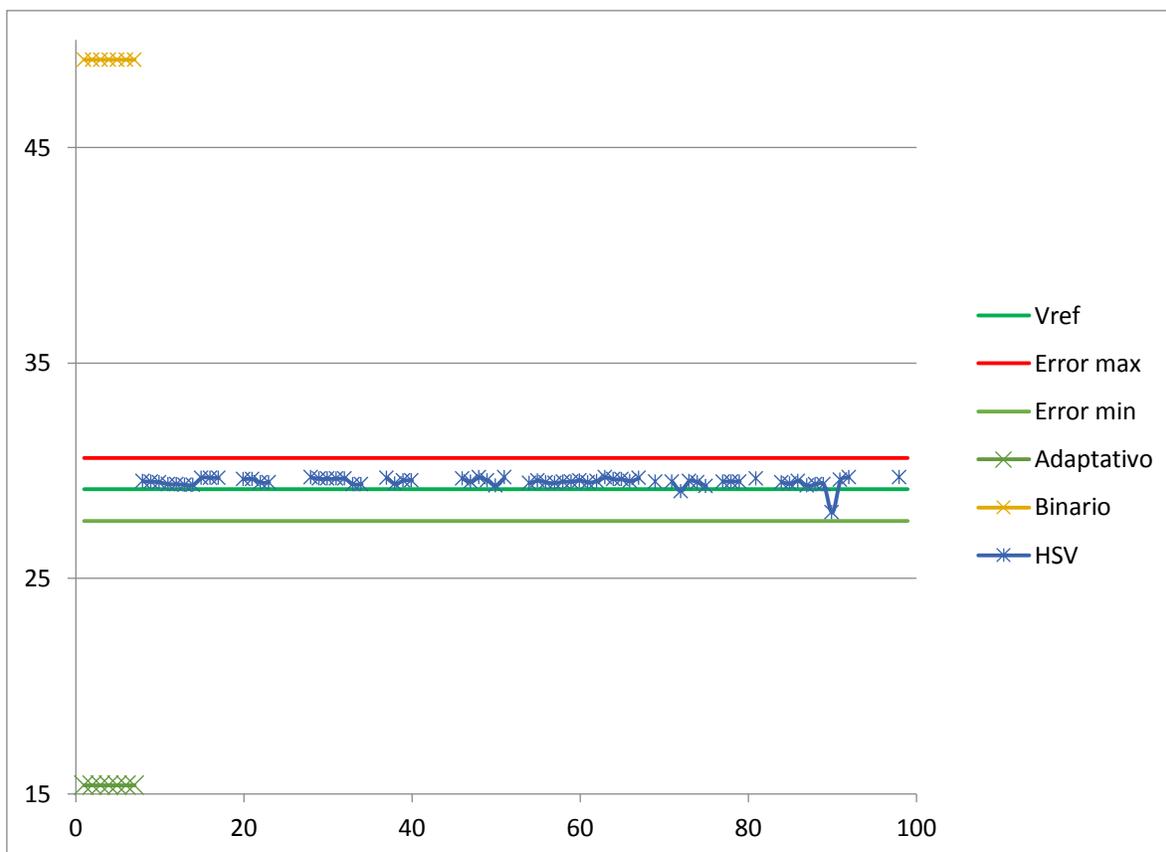


Figura 66. Tolerancia de Error en la medición del Área Foliar para la Hoja Tipo 4

En la Figura 66 se puede evidenciar que el Método HSV se mantiene dentro de la tolerancia de error ($\pm 5\%$), mientras que para el método Binario como el Adaptativo luego de la muestra 10 ya no encuentra una solución válida y por otro lado no tienen valores dentro de la tolerancia objetivo.

CAPÍTULO V

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1 Conclusiones

Se realizó un sistema para la medición del Área Foliar fundamentado en los conceptos de calibración de cámaras para poder estimar el área de hojas planas a pesar de los movimientos morfológicos o de colocación que pueda sufrir el elemento de captura de imagen.

El uso de un patrón predefinido con características de variabilidad en sus bordes permite una detección de puntos de interés abundante que al ser procesados representan mayor posibilidad de hacer emparejamientos satisfactorios, además que la invarianza a la rotación de ORB permite una detección versátil sin exigencias de posicionamiento.

La calibración extrínseca de imágenes de cámara determinó una ventaja sustancial a la hora de realizar mediciones del área foliar, ya que permite encontrar la deformación morfológica que sufre la hoja al ser fotografiada o grabada bajo distintas posiciones de visualización y al tomar la matriz de homografía para los parámetros de calibración se pudo deformar la imagen para asemejarse a la imagen patrón de la cual se tienen todas las características para relacionar la medición.

El uso de tres etapas para la segmentación sirvió para obtener imágenes fáciles de interpretar, en el reprocesamiento se preparó la imagen para ser umbralizada, la umbralización mantuvo los componentes de diferentes objetos mientras que el post-procesamiento eliminó objetos fuera de las características de una hoja, debido a esta secuencia se pudo mantener un orden que defina la hoja como único elemento restante en la mayoría de los casos.

Mediante la comparación de los métodos de segmentación de imágenes se pudo llegar a resultados satisfactorios en todas las métricas donde el mayor error promedio del método adaptativo es del 18% en el caso de malas mediciones pero con una tasa de acierto mayor al 91% en el resto las otras mediciones.

En el caso del método de binarización simple para imágenes en nivel de gris la dimensión del error es menor con respecto al adaptativo y su máximo error representa en promedio un 4.61% (dentro del objetivo planteado) el resto de pruebas denotan una exactitud mayor al 99.1%.

Finalmente el mejor de los resultados se presentan en el método de umbralización con imágenes del espectro HSV y su canal de saturación, donde el error para el peor de los casos representa un 2.11% es decir el porcentaje de acierto es muy cercano al 100%, cumpliendo con el objetivo planteado.

Se logró que el algoritmo, además de poder realizar las mediciones del área foliar basada en rectificación pudiese trabajar en tiempo real, esto permite al usuario visualizar cuando el algoritmo detecta una mala medición y tomar una acción correctiva en tiempo de ejecución.

5.2 Recomendaciones

El uso de caracterización de imágenes para la detección de puntos de interés necesita de un patrón definido con irregularidades de color, estructura y forma en el mismo, donde el algoritmo encuentre gran cantidad de puntos representativos, por esta razón se recomienda usar patrones no uniformes y con diferencias en toda su dimensión para asegurar una detección satisfactoria.

Las imágenes de altas resoluciones pueden significar un procesamiento muy extenso, por tanto se recomienda realizar un redimensionamiento de la imagen antes de empezar a procesarla para que pueda ser procesada con facilidad pero con cuidado de no perder muchas características en la misma.

El algoritmo de medición del área foliar puede realizar mediciones defectuosas cuando se somete a ruido o mala iluminación, estos problemas serían solventados gracias a la característica de medición en tiempo real dando tiempo a que se pueda corregir la postura, sombra o iluminación mejorando la medición de la hoja.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- A Stuart, E. (2010). Matching Methods for Causal Inference: A Review and a Look Forward. *Statistical Science : A Review Journal of the Institute of Mathematical Statistics*, 25, 1–21.
- Aguilar, W. G., & Angulo, C. (2012a). Compensación de los Efectos Generados en la Imagen por el Control de Navegación del Robot Aibo ERS 7. *Memorias Del VII Congreso de Ciencia y Tecnología ESPE 2012*, (June 2012), 165–170.
- Aguilar, W. G., & Angulo, C. (2012b). Compensación y aprendizaje de efectos generados en la imagen durante el desplazamiento de un robot. *X Simposio CEA de Ingeniería de Control*, 165–170.
- Aguilar, W. G., & Angulo, C. (2013). Estabilización robusta de vídeo basada en diferencia de nivel de gris. *VIII Congreso de Ciencia y Tecnología ESPE 2013*.
- Aguilar, W. G., & Angulo, C. (2014a). Estabilización de vídeo en micro vehículos aéreos y su aplicación en la detección de caras. *IX Congreso de Ciencia y Tecnología ESPE 2014*.
- Aguilar, W. G., & Angulo, C. (2014b). Real-time video stabilization without phantom movements for micro aerial vehicles. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2014(1), 46. Retrieved from <https://doi.org/10.1186/1687-5281-2014-46>
- Aguilar, W. G., & Angulo, C. (2014c). Robust video stabilization based on motion intention for low-cost micro aerial vehicles. *Systems, Signals & Devices (SSD), 2014 11th International Multi-Conference On*, 1–6.
- Aguilar, W. G., & Angulo, C. (2016). Real-time model-based video stabilization for microaerial vehicles. *Neural Processing Letters*, 43(2), 459–477.

Aguilar, W. G., Casalglla, V. P., & Pólit, J. L. (2017). Obstacle avoidance based-visual navigation for micro aerial vehicles. *Electronics*, 6(1), 10.

Aguilar, W. G., Casalglla, V. P., & Pólit, J. L. (2017). Obstacle Avoidance for Low-Cost UAVs. In *2017 IEEE 11th International Conference on Semantic Computing (ICSC)* (pp. 503–508).

Aguilar, W. G., Casalglla, V. P., Pólit, J. L., Abad, V., & Ruiz, H. (2017). Obstacle Avoidance for Flight Safety on Unmanned Aerial Vehicles BT - Advances in Computational Intelligence. In I. Rojas, G. Joya, & A. Catala (Eds.) (pp. 575–584). Cham: Springer International Publishing.

Aguilar, W. G., Estrella, J. I., López, W., & Abad, V. (2017). Driver Fatigue Detection Based on Real-Time Eye Gaze Pattern Analysis BT - Intelligent Robotics and Applications. In Y. Huang, H. Wu, H. Liu, & Z. Yin (Eds.) (pp. 683–694). Cham: Springer International Publishing.

Aguilar, W. G., Manosalvas, J. F., Guillén, J. A., & Collaguazo, B. (2018). Robust Motion Estimation Based on Multiple Monocular Camera for Indoor Autonomous Navigation of Micro Aerial Vehicle BT - Augmented Reality, Virtual Reality, and Computer Graphics. In L. T. De Paolis & P. Bourdot (Eds.) (pp. 547–561). Cham: Springer International Publishing.

Aguilar, W. G., Salcedo, V. S., Sandoval, D. S., & Cobeña, B. (2017). Developing of a Video-Based Model for UAV Autonomous Navigation. In D. A. C. Barone, E. O. Teles, & C. P. Brackmann (Eds.), *Computational Neuroscience* (pp. 94–105). Cham: Springer International Publishing.

- Aguilar, W., Morales, S., Aguilar, W. G., & Morales, S. G. (2016). 3D Environment Mapping Using the Kinect V2 and Path Planning Based on RRT Algorithms. *Electronics*, 5(4), 70. Retrieved from <http://www.mdpi.com/2079-9292/5/4/70>
- Aguirre de Mata, J. (2016). *Calibración geométrica de cámaras no métricas . Estudio de metodologías y modelos matemáticos de distorsión.*
- Al-amri, S. S., Kalyankar, N. V, & Khamitkar, S. D. (2010). Image Segmentation by Using Thershod Techniques. *Journal of Computing*, 2(5), 83–86.
- Alegre, E., Pajares, G., & de la Escalera, A. (2016). *Conceptos y Métodos en Visión por Computador.*
- Aracena Pizarro, D., Campos, P., & Tozzi, C. L. (2005). Comparación De Técnicas De Calibración De Cámaras Digitales. *Rev. Fac. Ing. -Univ. Tarapacá*, 13(1), 57–67.
- Astegiano, E. D., Favaro, J. C., Bouzo, C. a, M. & Proaño, K. E. E. M. M. E. J., Carrera, Legorburo, A., ... Juan, J. a De. (2007). Estudio comparativo de tres sistemas de estimación del área foliar en *Vitis vinifera* L . (cv . Cencibel). *Actas de Horticultura*, 13(1), 87–93.
- Banco Central del Ecuador. (2019). Boletín Anuario 2018.
- Bay, H., Ess, A., Tuytelaars, T., & Van Gool, L. (2008). Speeded-Up Robust Features (SURF). *Computer Vision and Image Understanding*, 110(3), 346–359.
- Bonneval, H., Carbonnell, M., & Hottier, P. (1972). Photogrammétrie générale.
- Bradski, G., & Kaehler, A. (2008). *Learning OpenCV. Learning OpenCV*. Retrieved from <http://shop.oreilly.com/product/0636920022497.do>

- Canny, J. (1986). A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8(6), 679–698.
- Costa, M. S., & Shapiro, L. G. (2000). 3D object recognition and pose with relational indexing. *Computer Vision and Image Understanding*, 79(3), 364–407.
- Cubero, S., Aleixos, N., Moltó, E., Gómez-Sanchis, J., & Blasco, J. (2011). Advances in Machine Vision Applications for Automatic Inspection and Quality Evaluation of Fruits and Vegetables. *Food and Bioprocess Technology*, 4(4), 487–504.
- Easton, R. L. (2010). *Fundamentals of Digital Image Processing*.
- Eftekhari, M., Kamkar, B., & Alizadeh, M. (2011). Prediction of leaf area in some Iranian table grape (*Vitis vinifera* L .) cuttings by a non- destructive and simple method. *Reporter*, 1(3), 115–121.
- Escalera, A. De, Armingol, J. M., Pech, J. L., & Gómez, J. J. (2010). Detección Automática de un Patrón para la Calibración de Cámaras. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI*, 7(4), 83–94. Retrieved from [http://dx.doi.org/10.1016/S1697-7912\(10\)70063-7](http://dx.doi.org/10.1016/S1697-7912(10)70063-7)
- Faugeras, O. D., Luong, Q. T., & Maybank, S. J. (1992). Camera self-calibration: Theory and experiments. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 588 LNCS(1), 321–334.
- Forsyth, D. A., & Ponce, J. (2012). *Computer Vision A Modern Approach*.
- Gatos, B., Pratikakis, I., & Perantonis, S. J. (2006). Adaptive degraded document image binarization. *Pattern Recognition*, 39(3), 317–327.

Gerber, D., & McCool, J. (2018). Surface Area of a Leaf Teacher Sheet - Science NetLinks.

Retrieved from <http://sciencenetlinks.com/student-teacher-sheets/surface-area-leaf-teacher-sheet/>

González González, R. A. (2010). *Algoritmo basado en Wavelets aplicado a la detección de incendios forestales . Capítulo 2: Procesamiento Digital de Imágenes*. Retrieved from

http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/mel/gonzalez_g_ra/

González, J. I. (2003). Estudio experimental de métodos de calibración y autocalibración de cámaras, 275. Retrieved from

<http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Estudio+experimental+de+metodos+de+calibracion+y+autocalibracion+de+camaras#0>

Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2007). *Digital Image Processing. Prentice Hall, Edition: 3* (Vol. 1). Retrieved from

<http://dx.doi.org/10.1016/j.patcog.2012.09.015>
<http://www.mdpi.com/1099-4300/15/2/507/>

Grauman, K., & Leibe, B. (2011). *Visual Object Recognition. Synthesis Lectures on Artificial Intelligence and Machine Learning*.

Guadaño, B. M., Sanjuán, A. M., & Manganero, D. T. (2010). *Identificación óptica de la posición y orientación de un Vehículo Aéreo no Tripulado*. Universidad Complutense de Madrid.

Hartley, R., & Zisserman, A. (2004). *Multiple View Geometry in Computer Vision (2nd Edition)*. Cambridge university press (Vol. 91). Cambridge university press.

- Hassaballah, M., Abdelmgeid, A. A., & Alshazly, H. A. (2016). *Image Feature Detectors and Descriptors* (Vol. 630). Retrieved from <http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-28854-3>
- Huang, Q., Gao, W., & Cai, W. (2005). Thresholding technique with adaptive window selection for uneven lighting image. *Pattern Recognition Letters*, 26(6), 801–808.
- Işık, Ş., & Özkan, K. (2014). A Comparative Evaluation of Well-known Feature Detectors and Descriptors. *International Journal of Applied Mathematics, Electronics and Computers*, 3(1), 1. Retrieved from <http://www.atscience.org/IJAMEC/article/view/135>
- Jadon, M., Agarwal, R., & Singh, R. (2016). An Easy Method for Leaf area Estimation Based on Digital Images. *2016 International Conference on Computational Techniques in Information and Communication Technologies (ICCTICT), 11-13 March 2016*, 388–391.
- Jáuregui, M., Jáuregui, L., Leira, C., & Vílchez, J. (2007). Rectificación proyectiva plana de imágenes fotográficas digitales. In *Universidad, Ciencia y Tecnología* (Vol. 11, pp. 63–69).
- Jiménez Camacho, E. (2009). *Medición de distancias por medio de procesamiento de imágenes y triangulación, haciendo uso de cámaras de video*. Universidad de las Américas Puebla. Retrieved from http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/lem/jimenez_c_e/
- Kaur, G., Din, S., & Singh Brar, amandeep. (2014). Design and Development of Software for the Implementation of Image Processing Approach for Leaf Area Measurement. (*IJCSIT*) *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, 5(3), 4793–4797.
- Kim, M. K. (2010). Adaptive thresholding technique for binarization of license plate images. *Journal of the Optical Society of Korea*, 14(4), 368–375.
- Krig, S. (2014). Interest Point Detector and Feature Descriptor Survey. *Computer Vision Metrics*,

(1), 217–282. Retrieved from https://link.springer.com/content/pdf/10.1007%2F978-1-4302-5930-5_6.pdf

Kühling, C. (2017). *Fisheye Camera System Calibration for Automotive Applications*. Freie Universität Berlin.

La Serna Palomino, N., & Román Concha, U. (2009). Técnicas de Segmentación en Procesamiento Digital de Imágenes. *Revista de Ingeniería de Sistemas e Informática*, 6(2), 9–16.

Li-Cor, I. (n.d.). LI-3000C Portable Area Meter Instruction Manual. *LI-COR Biosciences*. Retrieved from https://www.licor.com/env/pdf/area_meters/3000C_brochure.pdf

Li, Y., Wang, S., Tian, Q., & Ding, X. (2015). A survey of recent advances in visual feature detection. *Neurocomputing*, 149, 736–751.

Li, Z., Ji, C., & Liu, J. (2008). Leaf area calculating based on digital image. *IFIP International Federation for Information Processing*, 259, 1427–1433.

Li, Z., Liu, C., Liu, G., Cheng, Y., Yang, X., & Zhao, C. (2010). A novel statistical image thresholding method. *AEU - International Journal of Electronics and Communications*, 64(12), 1137–1147. Retrieved from <http://dx.doi.org/10.1016/j.aeue.2009.11.011>

Loop, C., & Zhengyou Zhang. (2001). Computing rectifying homographies for stereo vision. *Proceedings. 1999 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (Cat. No. PR00149)*, 1, 125–131. Retrieved from <http://ieeexplore.ieee.org/document/786928/>

Lowe, D. G. (1999). Object recognition from local scale-invariant features. *Proceedings of the*

Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, 2, 1150–1157 vol.2. Retrieved from [http://specialpapers.gsapubs.org/lookup/doi/10.1130/2011.2482\(04\)](http://specialpapers.gsapubs.org/lookup/doi/10.1130/2011.2482(04))

Martín, M. (2002). *Técnicas Clásicas de Segmentación de Imagen*.

Maybank, S. J., & Faugeras, O. D. (1992). A theory of self-calibration of a moving camera. *International Journal of Computer Vision*, 8(2), 123–151.

Ortiz Zamora, F. G. (2002). *Procesamiento morfológico de imágenes en color. Aplicación a la reconstrucción geodésica*.

Papadimitriou, D. V., & Dennis, T. J. (1996). Epipolar line estimation and rectification for stereo image pairs. *IEEE Transactions on Image Processing*, 5(4), 672–676.

Peluffo, D. (2017). *Introducción a la segmentación de imágenes usando técnicas de Machine Learning*. Retrieved from https://sites.google.com/site/diegopeluffocourses/image_segmentation

Pratt, W. K. (2001). *Digital Image Processing. Prentice Hall* (Vol. 5). Retrieved from <http://doi.wiley.com/10.1002/0471221325%5Cnhttp://www.citeulike.org/group/278/article/318720>

Ricolfe Viala, C., & Sánchez Salmerón, A. J. (2008). Procedimiento completo para el calibrado de cámaras utilizando una plantilla plana. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI*, 5(1), 93–101. Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1697791208701262>

Ridler, T.W. Calvard, S. (1978). Picture Thresholding Using an Iterative Slection Method. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 8(8), 630–632.

- Rosten, E., & Drummond, T. (2006). Machine learning for high-speed corner detection. *Computer Vision -- ECCV 2006*, 1–14.
- Rublee, E., Rabaud, V., Konolige, K., & Bradski, G. (2011). ORB : an efficient alternative to SIFT or SURF. *Intl. Conf. Computer Vision*, 1–5.
- Salcedo, V. (2018). *Aterrizaje automático de un vehículo aéreo no tripulado basado en seguimiento de puntos de interés para superficies móviles*. ESPE.
- Sanchez, M., Arias, B., Gonzalez, D., & Gomez, J. (2004). Análisis aplicado de métodos de calibración de cámaras para usos fotogramétricos. *VIII Congreso Nacional de Topografía y Cartografía*, 1–15.
- Sauvola, J., & Pietikäinen, M. (2000). Adaptive document image binarization. *Pattern Recognition*, 33(2), 225–236.
- Sayem, A. (2016). Vision-Aided Navigation for Autonomous Vehicles Using Tracked Feature Points. *Dissertations and Theses*. Retrieved from <https://commons.erau.edu/edt/240>
- Sezgin, M., & Sankur, B. (2004). Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation. *Journal of Electronic Imaging*, 13(1), 220. Retrieved from <http://electronicimaging.spiedigitallibrary.org/article.aspx?doi=10.1117/1.1631316>
- Sun, C. (2003). Uncalibrated three-view image rectification. In *Image and Vision Computing* (Vol. 21, pp. 259–269).
- Szeliski, R. (2010). *Computer Vision: Algorithms and Applications*. Springer Science & Business Media. Retrieved from http://research.microsoft.com/en-us/um/people/szeliski/book/drafts/szeliski_20080330am_draft.pdf

- Tsai, R. Y. (1987). A Versatile Camera Calibration Technique for High-Accuracy 3D Machine Vision Metrology Using Off-the-Shelf TV Cameras and Lenses. *Robotics and Automation*.
- Viala, C. R. (2006). *Caracterización y optimización del proceso de calibrado de cámaras basado en Plantilla bidimensional (Tesis Doctoral)*. Universidad Politécnica de Valencia. <https://doi.org/10.4995/Thesis/10251/1858>
- Victorín, G. B., & Hayet, J. B. (2012). Robust extrinsic camera calibration from trajectories in human-populated environments. *Computacion y Sistemas*, 16(1), 71–83.
- Wang, C. C. (1992). Extrinsic Calibration of a Vision Sensor Mounted on a Robot. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 8(2), 161–175.
- Zhang, Z. (2002). A Flexible New Technique for Camera Calibration (Technical Report). *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(11), 1330–1334.
- Zhou, C., Tian, L., Zhao, H., & Zhao, K. (2015). A method of Two-Dimensional Otsu image threshold segmentation based on improved Firefly Algorithm. *2015 IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control and Intelligent Systems, IEEE-CYBER 2015*, 1420–1424.