



**Universidad Autónoma de Baja California**

**Facultad de Ingeniería, Arquitectura y Diseño**

**Maestría y Doctorado en Ciencias e Ingeniería**

**Caracterización de uvas por procesamiento de  
imágenes digitales**

**TESIS**

Que para cubrir parcialmente los requisitos necesarios para obtener el  
grado de

**DOCTORA EN CIENCIAS**

**Presenta**

**Ana Karen Peraza Muñoz**

Ensenada, Baja California, México.

Febrero del 2026

Universidad Autónoma de Baja California

Facultad de Ingeniería, Arquitectura y Diseño

Maestría y Doctorado en Ciencias e Ingeniería

Caracterización de uvas por procesamiento de  
imágenes digitales

TESIS

Que para obtener el grado de

DOCTORADO EN CIENCIAS

Presenta

Ana Karen Peraza Muñoz

Aprobada por:



---

Dr. Miguel Enrique Martínez Rosas  
Director de Tesis



Dr. Eduardo Antonio Murillo  
Bracamontes  
Co-Director de Tesis



Dr. Humberto Cervantes de Ávila  
Síndico



Dr. Oscar Roberto López Bonilla  
Síndico



Dr. José Ángel González Fraga  
Síndico




Dr. Jesús Everardo Olguín Tiznado  
Síndico

Ensenada, Baja California, México.  
Enero del 2026.

Resumen de la tesis de Ana Karen Peraza Muñoz, presentada como requisito parcial para la obtención del grado de DOCTORA EN CIENCIAS del programa de Maestría y Doctorado en Ciencias e Ingeniería (MYDCI) de la UABC. Ensenada Baja California, México, enero del 2026.


## Carcaterización de uvas por procesamiento de imágenes digitales

Resumen Aprobado por:



---

Dr. Miguel Enrique Martínez  
Rosas  
Director de Tesis



---

Dr. Eduardo Antonio Murillo  
Bracamontes  
Co-Director de Tesis

Este trabajo aborda la caracterización de la madurez de la uva con base en la extracción de parámetros externos e internos a través de un experimento óptico y uno químico, respectivamente. La caracterización de los parámetros externos se llevó a cabo mediante técnicas de procesamiento digital de imágenes, que permitieron describir la evolución del color, la textura y el tamaño de la uva. Para la extracción de parámetros internos se midió la evolución química del  $pH$  y de los grados *Brix* del zumo de uva. Además, se correlacionaron ambos experimentos para evidenciar la concordancia del proceso de maduración a nivel óptico y químico, con el fin de demostrar que, a partir de dicha correlación, es posible utilizar el procesamiento de imágenes digitales en caracterizaciones futuras sin necesidad de realizar pruebas destructivas.

Los resultados de la correlación entre parámetros externos e internos permiten abordar la caracterización de la maduración con un enfoque más integral. En particular, este trabajo complementa investigaciones realizadas en otros países al integrar, en un mismo estudio, tanto parámetros físicos de apariencia como variables químicas asociadas al sabor. Esta caracterización, sustentada en dos tipos de experimentos, sienta las bases para el desarrollo futuro de un sistema de visión por computadora capaz de determinar el estado de madurez sin recurrir a pruebas destructivas. Asimismo, se consolidó un banco de imágenes extenso con sus respectivos datos químicos y se inició un tercer experimento espectral, el cual representará un insumo valioso para su futura correlación estadística con los resultados ya obtenidos. Con ello, se establece un marco robusto que permitirá, en etapas posteriores, automatizar el análisis y optimizar la toma de decisiones durante la vendimia.

**Palabras clave:** *Caracterización de la uva, Maduración de la uva, Correlación estadística, Procesamiento de imágenes, Parámetros químicos, Parámetros ópticos, Espectroscopía.*

## Dedicatoria

A **Dios**, por tantas bendiciones que han llegado a mi vida, las cuales me han llenado de alegría, y han sido el motor para alcanzar mis metas.

A mi madre, **María del Carmen**, porque mis logros profesionales y personales están sostenidos por sus oraciones, hoy nuevamente respondidas con la obtención de este grado.

A mi hermana, **Elizabeth**, por ser mi ejemplo e inspiración para desarrollarme profesionalmente y romper los moldes de nuestra familia. Gracias por recordarme, en cada conversación, que soy una persona grandiosa e inteligente. Mis logros también son tuyos.

A mi esposo **Manuel**, por su paciencia durante este proceso y por estar a mi lado desde que inició este viaje hace 15 años al terminar la preparatoria y que hoy culmina en la obtención del grado de Doctora en Ciencias.

**Y especialmente, a mis hijos, Elías y Ana, por su existencia, porque ustedes me mostraron el significado del verdadero amor y felicidad; porque desde que llegaron a mi vida, me han enseñado que mis habilidades y capacidades no tienen límites y puedo realizar todo cuanto me proponga.**

# Agradecimientos

Quiero expresar mi agradecimiento:

A mi director de tesis, **Dr. Miguel Enrique Martínez Rosas**, por su paciencia y dedicación, pero sobre todo por su calidez humana. Su amabilidad y empatía durante todos estos años han sido factores imprescindibles para llevar a cabo esta investigación.

A mi co-director de tesis y a mis sinodales: **Dr. Eduardo Murillo Bracamontes**, **Dr. Humberto Cervantes de Ávila**, **Dr. Óscar Roberto López Bonilla**, y **Dr. José Ángel González Fraga**, por sus consejos, críticas y apoyo durante el desarrollo de esta tesis.

A mis compañeros y amigos, por hacer de este proceso una buena experiencia, escuchándome y aconsejándome tanto a nivel profesional como personal cuando fue necesario.

A los docentes que me impartieron clases: **Juán Iván**, **Juán de Dios**, **Adrián**, **Efrén**, **Óscar** y **Jesús Everardo**, por su guía y enseñanza durante este proceso de aprendizaje.

Al personal de la Universidad Autónoma de Baja California (UABC), de la Facultad de Ingeniería, Arquitectura y Diseño (FIAD), por sus atenciones, amabilidad y disposición para ayudarme.

Al Consejo Nacional de Humanidades, Ciencia y Tecnología (CONAHCyT), por el apoyo económico brindado, sin el cual no hubiese sido posible la realización de este trabajo.

# Índice general

<b>Lista de Acrónimos</b>	<b>15</b>
<b>Glosario</b>	<b>16</b>
<b>1. Introducción</b>	<b>18</b>
1.1. Planteamiento del problema . . . . .	19
1.2. Justificación . . . . .	19
1.3. Objetivo general . . . . .	20
1.4. Objetivos específicos . . . . .	21
1.5. Secuencia de la tesis . . . . .	22
<b>2. Antecedentes</b>	<b>23</b>
2.1. Revisión de literatura . . . . .	23
2.2. Marco teórico . . . . .	27
2.2.1. La uva de vino . . . . .	27
2.2.2. Composición química de la uva . . . . .	34
2.2.3. Adquisición de imágenes . . . . .	43
2.2.4. Procesamiento digital de imágenes (PDI) . . . . .	51
2.2.5. Espectroscopía de la uva . . . . .	77
<b>3. Desarrollo de investigación</b>	<b>84</b>
3.1. Diseños experimentales . . . . .	84
3.1.1. Experimento óptico . . . . .	84
3.1.2. Experimento químico . . . . .	91
3.1.3. Método alternativo: Ensayo de Fenol-Ácido Sulfúrico (Dubois) . . . . .	97
3.1.4. Experimento optoquímico . . . . .	99
3.2. Desarrollo de Algoritmos y Herramientas de Análisis . . . . .	102
3.2.1. Algoritmos de segmentación de imágenes de uvas . . . . .	103
3.2.2. Algoritmos de análisis de color en uvas mediante el espacio CIELab . . . . .	106
3.2.3. Análisis de datos químicos en Excel . . . . .	110
3.2.4. Análisis de espectros con OceanView . . . . .	111
<b>4. Resultados de la investigación</b>	<b>114</b>
4.1. Resultados del experimento óptico . . . . .	114
4.1.1. Color de la uva . . . . .	115
4.1.2. Tamaño de la uva . . . . .	134

4.1.3.	Textura de la uva . . . . .	140
4.1.4.	Tendencia de textura . . . . .	144
4.2.	Resultados del experimento químico . . . . .	146
4.2.1.	pH de la uva . . . . .	148
4.2.2.	Grados Brix de la uva . . . . .	149
4.3.	Resultados de correlación estadística de los experimentos . . . . .	154
4.3.1.	Correlación entre <i>pH</i> y grados °Brix . . . . .	154
4.3.2.	Correlación entre variables químicas y ópticas . . . . .	155
<b>5.</b>	<b>Discusión de resultados y conclusiones</b>	<b>157</b>
5.1.	Recapitulación de los objetivos del proyecto . . . . .	157
5.2.	Hacia un sistema predictivo de madurez . . . . .	160
5.3.	Líneas de trabajo futuras . . . . .	160
5.4.	Limitaciones . . . . .	162
5.5.	Aportaciones . . . . .	163
	<b>Apéndices</b>	<b>164</b>
<b>A.</b>	<b>Tablas de componentes de experimentos</b>	<b>165</b>
A.1.	Experimento óptico . . . . .	165
A.2.	Experimento químico . . . . .	168
A.3.	Ensayo Fenol-Ácido Sulfúrico de Dubois . . . . .	170
A.4.	Experimento optoquímico . . . . .	173
	<b>Apéndices</b>	<b>165</b>
<b>B.</b>	<b>Seudocódigos de los algoritmos</b>	<b>176</b>
B.1.	Seudocódigo 1: Recorte automático de uvas en imágenes . . . . .	176
B.2.	Seudocódigo 2: Generación de máscara y limpieza de fondo en uvas . . . . .	178
B.3.	Seudocódigo 3: Cálculo de área de uvas . . . . .	179
B.4.	Seudocódigo 4: Coordenadas CIELab de recortes de uvas . . . . .	180
B.5.	Seudocódigo 5: Gráfico CIELab por seguimiento temporal de uvas individuales . . . . .	182
B.6.	Seudocódigo 6: Rugosidad de la piel a partir de $L^*$ . . . . .	184
<b>C.</b>	<b>Códigos en Python</b>	<b>186</b>
C.1.	Algoritmo 1: Recorte automático de uvas en imágenes . . . . .	186
C.2.	Algoritmo 2: Generación de máscara y limpieza de fondo en uvas . . . . .	187
C.3.	Algoritmo 3: Cálculo de área de uvas . . . . .	189
C.4.	Algoritmo 4: Coordenadas CIELab de recortes de uvas . . . . .	191
C.5.	Algoritmo 5: Gráfico CIELab por seguimiento temporal de uvas indi- viduales . . . . .	193
	<b>Bibliografía</b>	<b>197</b>

# Índice de figuras

2.1. Partes de la vid; obtenido de [49]. . . . .	28
2.2. Partes de la uva; obtenido de [8]. . . . .	29
2.3. Cepas cultivadas en Baja California; adaptado de [94]. . . . .	31
2.4. Desarrollo y maduración de la uva de vino; adaptado de [58]. . . . .	32
2.5. Ph-metros utilizados en la medición de las uvas de vino de este proyecto.	35
2.6. Escala de pH y evolución del pH en la uva de vino desde su formación como baya hasta la vendimia. . . . .	35
2.7. La maduración visual de la uva de vino implica un incremento en la maduración química y un aumento de los grados Brix. . . . .	36
2.8. La uva de vino se encuentra entre los 7 <sup>o</sup> y 24 <sup>o</sup> grados Brix desde su etapa joven, cuando comienza a acumular azúcares, hasta su madurez óptima para vendimia. . . . .	37
2.9. Refractómetro manual utilizado en este proyecto: partes y funciona- miento. . . . .	37
2.10. Refractómetro digital utilizado en este proyecto: partes y funciona- miento. . . . .	38
2.11. Curva química de calibración para el zumo de uva como resultado del método Dubois-Fenol. . . . .	39
2.12. Estructura y sustituyentes de las antocianinas; obtenido de [81]. . . . .	41
2.13. Principales estructuras químicas y origen de los taninos enológicos; obtenido de [59]. . . . .	42
2.14. Flavonoides: estructura básica y tipos; obtenido de [99]. . . . .	42
2.15. Cómo funciona una cámara digital. . . . .	44
2.16. Fotografía expuesta a la luz; obtenido de [80]. . . . .	45
2.17. Estructura y función de los sensores CCD; obtenido de [5] . . . . .	46
2.18. Escala de velocidad de obturación; obtenido de [9] . . . . .	47
2.19. Diferencia entre una obturación lenta de 1/10s (izquierda) y una rá- pida de 1/1000s (derecha); obtenido de [39]. . . . .	47
2.20. Comparación de diferentes aperturas del diafragma; obtenido de [91].	48
2.21. Escala del diafragma; adaptado de [93]. . . . .	49
2.22. Escala ISO; obtenido de [9]. . . . .	49
2.23. Diferencia entre un ISO bajo y uno alto; obtenido de [76]. . . . .	49
2.24. Escala del fotómetro; obtenido de [9]. . . . .	50
2.25. Triángulo de exposición; obtenido de [9]. . . . .	50
2.26. Píxeles de una imagen. . . . .	51

2.27. Diferencia entre una imagen digital con alta resolución (imagen de la izquierda) en comparación con una de baja resolución (imagen de la derecha). . . . .	52
2.28. Convención de coordenadas usada para representar píxeles en las imágenes digitales; obtenido de [69]. . . . .	54
2.29. Conversión de una imagen de uva a escala de grises, mostrando la imagen RGB original, su versión en escala de grises, la matriz de intensidad correspondiente y un zoom de 10×10 píxeles que resalta los valores numéricos de una zona específica de la uva. . . . .	55
2.30. Descomposición de la imagen de una uva en sus tres canales RGB, destacando los valores numéricos de los píxeles en una región específica del canal azul. . . . .	55
2.31. Esquema cualitativo del espectro electromagnético; obtenido de [41]. . . . .	56
2.32. Comparativa visual de la imagen original de uva con sus respectivos canales RGB y su conversión a escala de grises según el canal: rojo, verde y azul. . . . .	58
2.33. Suma ponderada de cada banda RGB para generar una imagen de 8 bits con una sola banda en escala de grises. . . . .	58
2.34. Histograma de una imagen digital de 8 bits. . . . .	59
2.35. Ejemplos de histogramas de imágenes digitales con diferentes características. . . . .	60
2.36. Histograma de una imagen de uva de vino en los canales RGB. . . . .	60
2.37. Histograma normalizado de una imagen de uva de vino en esacala de grises. . . . .	61
2.38. Umbralización binaria aplicada a una imagen de uvas de vino de este proyecto para identificar las región de interés. . . . .	62
2.39. Recortes individuales de las uvas de vino a partir de la imagen original. . . . .	63
2.40. Diagrama de flujo para la primer estapa de procesamiento de las imágenes del proyecto. . . . .	64
2.41. Planos de color RGB representados como tres matrices bidimensionales; obtenido de [34]. . . . .	65
2.42. Representación gráfica del espacio de color RGB; obtenido de [69]. . . . .	65
2.43. Representación gráfica del espacio de color CIELab; obtenido de [66]. . . . .	67
2.44. Coordenadas CIELab. . . . .	68
2.45. Representación gráfica de las coordenadas CIELab $a^*$ , $b^*$ ; obtenido de [60]. . . . .	69
2.46. Ejemplo de intensidad y opacidad de un mismo color; obtenido de [105]. . . . .	72
2.47. Cambio del croma en diferentes puntos del plano CIELab; obtenido de [105]. . . . .	72
2.48. Diagrama de flujo de la segunda etapa de procesamiento, correspondiente al análisis de color en las imágenes del proyecto. . . . .	76
2.49. Funcionamiento de un análisis espectroscópico. . . . .	78
2.50. Fenómeno de transmisión mixta en una superficie similar al comportamiento óptico del zumo de uva de vino; adaptado de [27] . . . . .	80
2.51. Fenómeno de reflexión difusa en una superficie semi-gloss, similar al comportamiento óptico del zumo de uva de vino; adaptado de [27] . . . . .	80

2.52. Características principales de una onda. Imagen tomada de [95]. . . .	81
2.53. Diagrama de flujo del proceso de medición espectral aplicado al zumo de uva, mostrando las rutas de absorción y reflexión y su análisis posterior. . . . .	83
3.1. El inciso a) muestra la Caja blanca reflectora de luz y el b) la puerta de manipulación del experimento. . . . .	86
3.2. Conexiones de datos y corriente eléctrica de la cámara NIKON D5100.	86
3.3. Iluminación por medio de luz LED. . . . .	87
3.4. Sensor de humedad y temperatura. . . . .	87
3.5. Rodillos de acrílico blanco para la colocación de las uvas. . . . .	88
3.6. Tubería de PVC para la sujeción de los rodillos. . . . .	88
3.7. Sistema de adquisición de imágenes CBRL. Las imágenes (a), (b) y (c) muestran el montaje real correspondiente a: vista exterior, iluminación inferior y configuración interna con cámara y rodillos respectivamente. Las ilustraciones (d) y (e) esquematizan: vista externa de la caja conectada a la computadora, y disposición interna con cámara, sensores, fuentes de luz y soporte de muestras respectivamente. . . . .	88
3.8. Interfaz del programa Camera Control Pro utilizada para el control remoto de la cámara . . . . .	89
3.9. Selección de uvas del mismo racimo para estudio de maduración correspondiente al grupo 6. . . . .	90
3.10. Montaje real del experimento químico para obtener el pH, grados Brix e índice de refracción del zumo de uva. . . . .	92
3.11. Esquema del experimento químico. . . . .	93
3.12. Selección y trituración de uvas para extraer el zumo. . . . .	93
3.13. Zumo final listo para mediciones químicas y optoquímicas. . . . .	94
3.14. Calibración de pH-metro blanco por medio de buffers preparados. . .	94
3.15. Calibración de pH-metro amarillo por medio de buffers preparados para 4.0, 6.86 y 9.18 de pH. . . . .	95
3.16. Medición de sólidos solubles totales (°Brix) en la muestra de zumo de uva del día, utilizando un refractómetro digital. . . . .	95
3.17. Imágenes reales del ensayo Fenol-Ácido Sulfúrico. Inciso a) preparación de materiales; incisos b) y c) preparación de la muestra de zumo de uva; inciso d) blancos del ensayo; inciso e) agitación de las muestras en vortex. . . . .	97
3.18. Imágenes reales del ensayo Fenol-Ácido Sulfúrico. Inciso a) agitación en vortex de los tubos correspondientes a los blancos con reactivo; inciso b) adición de ácido sulfúrico en los blancos del ensayo; inciso c) tonalidades de solución obtenidas para la curva de calibración. . .	98
3.19. Imágenes reales del ensayo Fenol-Ácido Sulfúrico. Inciso a) colocación de cubetas en el espectrofotómetro UV-Vis; inciso b) tres muestras y un blanco utilizados en cada medición a 490 nm; inciso c) tonalidades de solución para la curva de calibración y muestra de zumo de uva; inciso d) resultados generados por el espectrofotómetro y su registro en Excel. . . . .	98

3.20.	Disposición real del experimento optoquímico en la mesa óptica. . . .	100
3.21.	Vista del montaje experimental optoquímico empleado para la medición de los espectros de absorción y reflexión del zumo de uva. . . .	100
3.22.	Esquema del montaje optoquímico utilizado para registrar los espectros de absorción y reflexión del zumo de uva. . . . .	101
3.23.	la imagen del inciso a) muestra la lectura del espectro con la cubeta vacía y el inciso b) muestra la fuente de luz que atraviesa la cubeta con zumo de uva, ambas, colocadas en el portaceldas conectado a la fibra óptica del espectrómetro de absorción. . . . .	102
3.24.	Diagrama de flujo del algoritmo 1: Recorte automático de uvas en imágenes. . . . .	104
3.25.	Diagrama de flujo del algoritmo 2: generación de máscara y limpieza de fondo en uvas. . . . .	105
3.26.	Diagrama de flujo del algoritmo 3: cálculo de área de uvas recortadas.	106
3.27.	Diagrama de flujo del algoritmo 4: coordenadas CIELab de recortes de uvas. . . . .	107
3.28.	Diagrama de flujo del algoritmo 5: gráfico CIELab para grupo de uvas recortadas. . . . .	108
3.29.	Diagrama de flujo del algoritmo 6: evolución de la textura a partir de los cambios en $L^*$ . . . . .	109
3.30.	Flujo metodológico del control y análisis de datos químicos en Excel.	110
3.31.	Ejemplo de registro generado en Excel con datos de zumo de uva. . .	111
3.32.	Ejemplo de gráficos generados en Excel con datos de zumo de uva. . .	111
3.33.	Flujo metodológico del análisis de espectros en OceanView. . . . .	112
3.34.	Ejemplo de espectros capturados en OceanView antes de la corrección.	113
3.35.	Espectros corregidos tras sustraer las referencias (cubeta, agua, atenuador). . . . .	113
4.1.	Capturas originales de la uva G4U1 durante todo su periodo de observación. . . . .	116
4.2.	Evolución del cambio de color $\Delta E$ de las uvas del Grupo 4 (G4U1, G4U2 y G4U3) durante su periodo de captura. . . . .	116
4.3.	Tasa de cambio cromático $\Delta E/\text{día}$ durante el periodo de madurez de las uvas del Grupo 4. . . . .	117
4.4.	Diagrama polar CIELab (tono vs. croma normalizado) para la uva G4U1 durante el periodo de captura. . . . .	118
4.5.	Distribución del croma ( $C^*$ ) y la luminosidad ( $L^*$ ) para las uvas del Grupo 4. . . . .	119
4.6.	Evolución temporal del croma ( $C^*$ ) durante el periodo de madurez de las uvas del Grupo 4. . . . .	119
4.7.	Evolución temporal de la luminosidad ( $L^*$ ) durante el periodo de madurez de las uvas del Grupo 4. . . . .	120
4.8.	Mapa de color de la uva G4U1 obtenido a partir de los tonos CIELab convertidos al espacio RGB. . . . .	120
4.9.	Capturas originales de la uva G5U1 durante todo su periodo de observación. . . . .	121

4.10. Evolución del cambio de color $\Delta E$ de las uvas del Grupo 5 (G5U1, G5U2 y G5U3) durante su periodo de captura. . . . .	122
4.11. Tasa de cambio cromático $\Delta E$ /día durante el periodo de madurez de las uvas del Grupo 5. . . . .	122
4.12. Diagrama polar CIELab para observar el comportamiento del tono y el croma de la uva G5U1 durante el periodo de captura. . . . .	123
4.13. Distribución del croma ( $C^*$ ) y la luminosidad ( $L^*$ ) para las uvas del Grupo 5. . . . .	124
4.14. Evolución temporal del croma ( $C^*$ ) durante el periodo de madurez de las uvas del Grupo 5. . . . .	125
4.15. Evolución temporal de la luminosidad ( $L^*$ ) durante el periodo de madurez de las uvas del Grupo 5. . . . .	125
4.16. Mapa de color del Grupo 5 (uvas G5U1, G5U2 y G5U3) obtenido a partir de los tonos CIELab convertidos al espacio RGB. . . . .	126
4.17. Capturas originales de la uva G6U1 durante todo su periodo de observación. . . . .	126
4.18. Evolución del cambio de color $\Delta E$ de las uvas del Grupo 6 (G6U1, G6U2, G6U3 y G6U4) durante su periodo de captura. . . . .	128
4.19. Tasa de cambio cromático $\Delta E$ /día durante el periodo de madurez de las uvas del Grupo 6. Se puede revisar la descripción del grupo en la sección 4.1.1. . . . .	128
4.20. Diagrama polar CIELab para observar el comportamiento del tono y el croma de la uva G6U1 durante el periodo de captura. . . . .	129
4.21. Evolución temporal del croma ( $C^*$ ) durante el periodo de madurez de las uvas del Grupo 6. Se puede revisar la descripción del grupo en la sección 4.1.1 . . . . .	130
4.22. Evolución temporal de la luminosidad ( $L^*$ ) durante el periodo de madurez de las uvas del Grupo 6. Se puede revisar la descripción del grupo en la sección 4.1.1 . . . . .	130
4.23. Mapa de color del Grupo 6 (uvas G6U1, G6U2, G6U3 y G6U4) obtenido a partir de los tonos CIELab convertidos al espacio RGB. Se puede revisar la descripción del grupo en la sección 4.1.1 . . . . .	131
4.24. Evolución del cambio de color $\Delta E$ de todas las uvas de los ocho grupos bajo iluminación superior durante su periodo de captura. . . . .	131
4.25. Tendencias lineales de $\Delta E$ por grupo de uvas, obtenidas mediante un ajuste por mínimos cuadrados. . . . .	132
4.26. Ajuste lineal de $\Delta E$ y datos observados para las uvas del Grupo 4. . .	133
4.27. Residuos del ajuste lineal de $\Delta E$ para distintos grupos de uvas. . .	134
4.28. Variación temporal del área proyectada de la uva durante el proceso de captura para la uva G4U1. . . . .	136
4.29. Variación temporal del área proyectada de la uva durante el proceso de captura para la uva G5U1. . . . .	137
4.30. Variación temporal del área proyectada de la uva durante el proceso de captura para la uva G6U1. . . . .	138
4.31. Tendencias lineales del área proyectada por grupo de uvas, obtenidas mediante un ajuste por mínimos cuadrados. . . . .	139

4.32. Residuos del ajuste lineal del área proyectada para todas las uvas del grupo G4. . . . .	140
4.33. Variación temporal de la rugosidad tomando como referencia cambios locales de brillo (micro-contrastes) en la superficie de la uva G4U1. . . . .	142
4.34. Variación temporal de la rugosidad tomando como referencia cambios locales de brillo (micro-contrastes) en la superficie de la uva G5U1. . . . .	143
4.35. Variación temporal de la rugosidad tomando como referencia cambios locales de brillo (micro-contrastes) en la superficie de la uva G6U1. . . . .	143
4.36. Residuos del ajuste lineal de la rugosidad para todas las uvas del grupo G5. . . . .	145
4.37. Curvas ajustadas de rugosidad respecto a los cambios locales de brillo (micro-contrastes) en la superficie de la uva. AC: modelo cuadrático ajustado por mínimos cuadrados. AL: modelo lineal ajustado por mínimos cuadrados. . . . .	145
4.38. Variación temporal del pH para los grupos G5–G8. . . . .	148
4.39. Variación temporal de los grados °Brix para los grupos G5–G8. . . . .	150
4.40. Curva de calibración del método fenol–sulfúrico de Dubois para el zumo de uva del 17/10/2024. Los puntos violetas representan los promedios de absorbancia de cada concentración de glucosa y la línea naranja corresponde a la recta de ajuste lineal $y = 0.2341x - 0.431$ . . . . .	153
4.41. Relación entre el $pH$ y el contenido de sólidos solubles (grados °Brix) para el grupo G7. Cada punto corresponde a una medición química del experimento. . . . .	154
4.42. Relaciones entre las variables químicas (grados °Brix y pH) y las variables ópticas de la piel de la uva ( $\Delta E$ y rugosidad) para el grupo G7. Cada punto corresponde a una medición química del experimento. . . . .	156
5.1. Espectros de absorción del zumo de uva para los grupos G6, G7 y G8 en diferentes fechas de medición. Cada curva corresponde a una fecha y muestra la absorbancia en función de la longitud de onda. . . . .	161

# Índice de cuadros

2.1.	Variedad de cepas de vino en Baja California, México . . . . .	31
2.2.	Valores típicos de resolución para las imágenes digitales [88]. . . . .	52
2.3.	Relación entre bits por píxel y número máximo de colores [70]. . . . .	53
2.4.	Resumen de operaciones básicas previas al análisis en espacio CIELab. 63	
2.5.	Comparativa entre los espacios de color RGB y CIELab para el análisis de madurez en uvas . . . . .	67
2.6.	Interpretación perceptual de la diferencia de color $\Delta E$ en el espacio CIELab . . . . .	76
2.7.	Resumen de operaciones de análisis de color en el espacio CIELab. . . . .	77
2.8.	Frecuencias y longitudes de onda de los colores; adaptado de [61] . . . . .	78
2.9.	Resumen del proceso de medición espectral aplicado al jugo de uva . . . . .	82
3.1.	Parámetros fotográficos óptimos utilizados en la cámara NIKON D5100 para capturar imágenes nítidas y representativas del color y textura de las bayas bajo iluminación controlada en la CBRL. . . . .	90
3.2.	Protocolo resumido del experimento óptico (paso a paso). . . . .	91
3.3.	Protocolo del experimento químico. . . . .	96
3.4.	Protocolo del método Fenol-Ácido Sulfúrico (Dubois) aplicado al análisis de azúcares totales en muestras de uva. . . . .	99
3.5.	Metodología del experimento de espectros. . . . .	102
4.1.	Promedio de color para la uva 1 del Grupo 4 y cambio cromático $\Delta E$ calculado tomando como referencia la captura 1. . . . .	117
4.2.	Promedio de color para la uva 1 del Grupo 5 y cambio cromático $\Delta E$ calculado tomando como referencia la captura 1. . . . .	121
4.3.	Promedio de color para la uva 1 del Grupo 6 y cambio cromático $\Delta E$ calculado tomando como referencia la captura 1. . . . .	127
4.4.	Errores cuadráticos medios (RMSE) obtenidos para el ajuste de la evolución de $\Delta E$ usando tres modelos (lineal, cuadrático y de bisagra) en cada grupo de uvas. . . . .	134
4.5.	Variación temporal del área proyectada de la uva G4U1 en píxeles. . . . .	135
4.6.	Variación temporal del área proyectada de la uva G5U1 en píxeles. . . . .	137
4.7.	Variación temporal del área proyectada de la uva G6U1 en píxeles. . . . .	138
4.8.	Valores de RMSE del ajuste lineal del área proyectada para cada grupo de uvas. . . . .	139
4.9.	Comparación de los valores de RMSE para los tres modelos de tendencia de rugosidad por grupo de uvas. En amarillo se resaltan los valores mínimos de RMSE para cada grupo. . . . .	144

4.10. Datos experimentales de los parámetros químicos medidos para los grupos G5–G8 . . . . .	147
4.11. Curva de calibración de azúcares totales para el método fenol–sulfúrico de Dubois. . . . .	151
4.12. Factores de dilución empleados para el zumo de uva en el método de Dubois. . . . .	152
4.13. Absorbancia a 490 nm de los estándares de glucosa y de la muestra de zumo de uva. . . . .	152
A.1. Componentes principales del sistema CBRL. . . . .	165
A.2. Componentes principales del experimento químico. . . . .	168
A.3. Componentes principales del ensayo de Dubois. . . . .	171
A.4. Componentes principales del experimento optoquímico. . . . .	174

# Lista de Acrónimos

**CIELab** espacio de color CIELab utilizado en análisis de imágenes. 56, 57, 69

**IR** índice de refracción. 38

**NIR** near infrared spectroscopy (Espectroscopia de Infrarrojo Cercano). 33

**NNA** redes neuronales artificiales. 25

**PDI** procesamiento digital de imágenes. 23, 24, 27, 33, 34, 43, 51, 52, 57

# Glosario

**antocianinas** Pigmentos naturales responsables del color rojo, azul o morado en las uvas tintas.. 30, 33

**binarización** Proceso de conversión de una imagen en escala de grises en una imagen binaria, en la cual cada píxel toma uno de dos valores: 0 (negro) o 255 (blanco). Generalmente se basa en la comparación de cada valor de píxel con un umbral definido. Es utilizada para separar objetos del fondo en análisis de imágenes. 63

**cepa** Variedad específica de vid cultivada para la producción de vino.. 30

**CIELab** Espacio de color definido por la Comisión Internacional de Iluminación (CIE), que representa el color con tres componentes: L\* (luminosidad), a\* (eje verde-rojo), y b\* (eje azul-amarillo). Es perceptualmente uniforme y utilizado ampliamente para análisis de color en imágenes digitales. 23, 27, 63, 64, 67, 74, 75

**DigiEye** Sistema de análisis de imagen utilizado para evaluar características visuales y maduración de la uva.. 25, 26

**fenoles** Compuestos químicos que influyen en el color, aroma y sabor del vino, incluyendo taninos y antocianinas.. 33

**genotipo** Conjunto de genes que determinan las características genéticas de una variedad de uva.. 30

**grados Brix** Unidad de medida utilizada para determinar la cantidad de azúcar en la uva y estimar el potencial alcohólico del vino.. 23, 27, 33

**herbáceos** Aromas en el vino asociados a notas vegetales, como pimienta verde, pasto o hierbas frescas.. 31

**NIR (Near Infrared Spectroscopy)** Técnica de espectroscopia en el infrarrojo cercano utilizada para analizar la composición química de la uva sin contacto.. 33

**pH** Medida de acidez o alcalinidad de la uva y del vino, influye en la estabilidad y el sabor del producto final.. 23, 27, 33

- refractómetro** Instrumento utilizado para medir el índice de refracción de un líquido, utilizado en enología para estimar el contenido de azúcar en las uvas.. 37
- región de interés** área específica dentro de imágenes, seleccionada selectivamente para un análisis detallado.. 8, 57, 63
- RGB** Representación de píxeles en un espacio de color dividido en 3 canales: rojos, verde y azul. 23, 27, 43, 55, 57, 65–67, 69, 74
- taninos** Compuestos fenólicos presentes en la piel y semillas de la uva que influyen en la estructura, astringencia y capacidad de envejecimiento del vino.. 30
- vendimia** Proceso de cosecha de la uva en el momento óptimo de maduración para la producción de vino.. 31, 32

# Capítulo 1

## Introducción

En este trabajo se aborda la **caracterización de la uva de vino “roja”** desde una perspectiva integral, considerando tanto la parte externa como la interna de la uva. Para ello, se diseñaron tres experimentos principales:

1. **Experimento óptico:**

Captura de imágenes de la uva mediante un sistema automático.

2. **Experimento químico:**

Obtención de mediciones de *pH* y *grados Brix* del jugo extraído de las mismas uvas utilizadas en el experimento óptico.

3. **Experimento optoquímico:**

Análisis espectroscópico del jugo de uva obtenido en el experimento químico.

Los resultados obtenidos en este trabajo muestran una correlación significativa entre los cambios físicos externos de la uva, su composición química interna y las características espectroscópicas del jugo. A medida que la uva madura, su color externo evoluciona hacia tonos más oscuros, su tamaño disminuye y su textura cambia de lisa a rugosa. Paralelamente, el jugo extraído muestra una reducción en el *pH* (indicativo de mayor acidez) y un incremento en el contenido de azúcares, medido en un porcentaje mayor de *grados Brix*. Por otro lado, los espectros del jugo reflejan estos cambios internos y externos. Se identificaron variaciones en los picos y valles de ciertas longitudes de onda, asociadas a compuestos fenólicos y sólidos disueltos relacionados con la madurez de la uva. Esto evidencia que los cambios en el color y la apariencia del jugo pueden correlacionarse directamente con los niveles de madurez y calidad del fruto.

Para el análisis de la información obtenida, se desarrollaron algoritmos en **Python**, se gestionaron bases de datos en **Excel**, y se utilizaron herramientas de espectroscopía con el software **OceanView**. En este proyecto, se propuso la utilización de un sistema de **visión por computadora** que incluye la posibilidad de emplear técnicas de aprendizaje automático, capaz de caracterizar la madurez de la uva de manera no destructiva. Este sistema combina información de la madurez externa, los cambios químicos internos y las variaciones en el color del jugo a lo largo del tiempo, ofreciendo una herramienta confiable y rápida para optimizar el monitoreo

de la madurez de la uva en los viñedos de la región vitivinícola de Ensenada, Baja California, México.

## 1.1. Planteamiento del problema

Determinar el momento ideal para realizar la vendimia de las uvas es una de las tareas más críticas para los productores de vino, ya que este proceso influye directamente en los componentes químicos del fruto. Factores como la cantidad de glucosa, fructosa, ácidos (tartárico, málico y cítrico), pigmentos y sustancias aromáticas son determinantes para la calidad final del vino. Además, el tipo de uva (Merlot, Tempranillo, Syrah, Cabernet Sauvignon, entre otros) añade complejidad a esta tarea, ya que cada variedad requiere un manejo específico.

Supervisar los sembradíos para determinar el momento adecuado de la cosecha implica un proceso costoso y laborioso. Incluso cuando se realiza de manera aleatoria, requiere personal capacitado para inspeccionar las parras, pruebas destructivas que generan desperdicio y análisis de datos que consumen tiempo. Este último factor es particularmente crítico, ya que cualquier retraso puede afectar negativamente el resultado de la vendimia. Por lo tanto, existe una necesidad urgente de contar con un método más eficiente que permita evaluar las características físicas y químicas de las uvas de forma rápida, económica y no destructiva.

En este contexto, el uso del procesamiento de imágenes digitales ofrece una solución innovadora. Este enfoque permite analizar el estado de madurez de las uvas directamente en la vid, caracterizando tanto sus propiedades externas como internas. Esto no solo optimiza el uso de recursos, sino que también proporciona un método más confiable, rápido y sostenible para mejorar la toma de decisiones en la industria vitivinícola.

## 1.2. Justificación

Varias investigaciones en el área de la óptica han demostrado que el procesamiento de imágenes digitales permite realizar una caracterización externa de la uva [64], [84], [11]. Más aún, algunos estudios han utilizado equipos más sofisticados y costosos, como cámaras hiperespectrales, para caracterizar simultáneamente el jugo de la uva y analizar sus propiedades químicas [86], [22], [24].

Sin embargo, aún existe la necesidad de desarrollar un método que combine el análisis externo de la uva mediante procesamiento de imágenes con sus características químicas en un mismo estudio. Este enfoque permitiría demostrar que los datos obtenidos a través de imágenes son consistentes con el estado real de maduración del fruto. Además, es fundamental que este análisis sea accesible para los productores de vino, es decir, que pueda realizarse utilizando equipos convencionales tanto para la captura de imágenes como para el análisis computacional.

Por último, aunque se han realizado investigaciones relevantes en esta línea, todavía existen áreas de oportunidad, particularmente en la región de Baja California. Este enfoque podría tener un impacto significativo en dos aspectos principales:

1. Resolver una necesidad real de la región mediante la aplicación de ciencia e ingeniería, contribuyendo al desarrollo económico tanto a nivel estatal como nacional.
2. Robustecer la confiabilidad y aplicabilidad de este tipo de análisis en contextos locales y nacionales, proporcionando una solución práctica y eficiente para la industria vitivinícola.

De acuerdo con la Secretaría de Agricultura y Desarrollo Rural (SADER), durante 2024 los productores de vid de la zona costa de Baja California generaron una derrama económica de 843 millones de pesos, a partir de la producción y comercialización de 28 837 toneladas de uva, informó Antonio Ramírez Gómez, representante de la SADER [44]. Además, en el contexto nacional, Baja California concentra el mayor porcentaje de producción, con 57% del total de los 11 estados productores de uvas [90].

También indicó que la vid es uno de los principales cultivos perennes que se desarrollan en la zona costa de Baja California, específicamente en el Valle de Guadalupe, Valle de Santo Tomás, San Vicente, Ojos Negros y Piedras Gordas, en el municipio de Ensenada, así como en el Valle de Tanamá y el Valle de las Palmas, en el municipio de Tecate [90]. Asimismo, señaló que en la “Ruta del Vino” existen alrededor de 150 empresas vinícolas que, en conjunto, registran año con año una producción estimada de 9 millones de litros de vino de variedades como Cabernet Sauvignon, Chardonnay, Chenin Blanc, Tempranillo, Merlot, Nebbiolo, Red Globe, Rubí Cabernet y Grenache, entre otras [90].

Los principales destinos comerciales de los vinos bajacalifornianos son la Ciudad de México, Monterrey y Guadalajara, en la República Mexicana, así como el estado de California, en Estados Unidos [90]. Sin embargo, el trabajo de los productores no solo se refleja en las exportaciones: el cultivo de la vid en Baja California detona el valor económico de esta cadena productiva al multiplicar por cuatro su valor mediante la transformación en vino, y al multiplicarlo por 10 cuando se incorpora el sector terciario (servicios, gastronomía y turismo nacional e internacional) [90].

### 1.3. Objetivo general

*Caracterizar la madurez de uvas de vino mediante procesamiento digital de imágenes y analizar su relación con parámetros químicos del fruto.*

Con el propósito de alcanzar el objetivo general se plantea los siguientes objetivos específicos:

## 1.4. Objetivos específicos

1. Identificar las características físicas y químicas más representativas para evaluar la madurez de la uva de vino.
2. Diseñar e implementar experimentos ópticos y químicos para la extracción de parámetros de la uva.
3. Diseñar e implementar algoritmos de procesamiento digital de imágenes para la caracterización del fruto.
4. Analizar y correlacionar estadísticamente los datos obtenidos en los experimentos ópticos y químicos.

## 1.5. Secuencia de la tesis

Este trabajo está dividido en cinco capítulos principales:

**Capítulo 1: Introducción** Se presenta una visión general del trabajo de tesis, incluyendo la justificación, los objetivos generales y específicos, y una descripción breve de la estructura del documento.

**Capítulo 2: Marco teórico** Se revisa la literatura relevante, incluyendo los conceptos relacionados con la adquisición y procesamiento de imágenes, los fundamentos químicos del jugo de uva y los procedimientos matemáticos necesarios para los análisis realizados en este proyecto.

**Capítulo 3: Metodología** Se detalla la metodología aplicada, incluyendo el diseño experimental, los equipos y materiales utilizados, así como los algoritmos desarrollados para el análisis de imágenes y datos químicos.

**Capítulo 4: Resultados** Se presentan los resultados obtenidos en cada experimento, abarcando el procesamiento de imágenes y el análisis de parámetros químicos. También se incluye la correlación entre estos datos y su relación con la madurez del fruto.

**Capítulo 5: Discusiones** Se exponen las principales conclusiones del trabajo y se plantean posibles líneas de investigación futura para continuar desarrollando y aplicando los métodos propuestos.

# Capítulo 2

## Antecedentes

Para entender las contribuciones de este trabajo, es necesario conocer qué es el procesamiento de imágenes digitales, identificar los trabajos relevantes de su aplicación en el sector agrícola, específicamente en frutas o verduras, y las contribuciones referentes a su aplicación dentro del proceso de producción de vinos. En este sentido, se revisó cronológicamente la evolución de este método y sus aplicaciones, incluyendo las publicaciones que fundamentan este trabajo.

Este trabajo aborda las áreas de oportunidad identificadas en la bibliografía, al integrar los principales factores físicos y químicos en una sola correlación estadística para determinar el estado de maduración de las uvas destinadas a la producción de vino. Aunque en esta primera etapa se recurrió a pruebas destructivas para obtener datos de referencia (como mediciones de pH, grados Brix y espectros del zumo), el objetivo final es generar una base sólida que permita entrenar un sistema de visión por computadora. Dicho sistema, una vez implementado, permitirá evaluar la madurez de la uva de manera no destructiva, automatizada y eficiente.

Proporcionamos una descripción breve de los conceptos teóricos y matemáticos necesarios para entender los resultados y el impacto de esta investigación. Por ejemplo, describimos los espacios de color RGB, CIE Lab, la conformación de una imagen, qué es un espectro, el pH, los grados Brix, entre otros. Comprender estos conceptos será esencial para interpretar los resultados propuestos en esta tesis.

### 2.1. Revisión de literatura

Al conjunto de técnicas y procesos para descubrir o resaltar información contenida en una imagen usando como herramienta principal una computadora, se le conoce como procesamiento digital de imágenes (PDI) [36]. Actualmente, el PDI está muy relacionado con áreas de óptica y computación, debido a que esta técnica busca, por una parte, el mejoramiento de la calidad de la información contenida en una imagen, con el fin de que pueda ser interpretada por los humanos; y, por otra parte, se enfoca en el procesamiento de los datos contenidos en un escenario a través de una máquina de percepción autónoma [36].

La revisión de literatura muestra que la primera aparición del PDI aplicado para un resultado específico fue el 31 de julio de 1964. Ese día, la sonda lunar llamada Ranger 7 se aproximó a la Luna y transmitió 4,308 imágenes durante los 15 minutos previos a su impacto en la superficie del satélite terrestre [57]. Estas imágenes fueron transmitidas a la computadora y se emplearon técnicas de restauración de imagen, ya que el sistema de captura de la sonda ocasionó distorsiones o “ruido” debido a las limitaciones tecnológicas de aquella época. A partir de esta fecha, el PDI comenzó a consolidarse como una herramienta revolucionaria; una de las áreas que han explotado las ventajas que ofrece el PDI es el sector agroalimentario, sobretodo para el control de calidad de los alimentos. En este sentido, en 1995, Sapirstein [74] exploró el uso de técnicas de visión por computadora para evaluar la calidad de las papas, siendo éste uno de los trabajos pioneros en utilizar dicha técnica, enfocada en la optimización de procesos de calidad y en la detección de datos descriptivos precisos basados en información pictórica.

Desde la década de los 90 y en los años posteriores, el PDI aplicado a los procesos de agricultura comenzó a ganar atención y se consolidó como una línea de investigación en diversas disciplinas. Este crecimiento fue impulsado por los avances computacionales de la época, que hicieron el procesamiento más accesible y potente, así como por la mejora de los algoritmos de procesamiento de imágenes. Específicamente en la agricultura, esta novedosa técnica fue utilizada para optimizar procesos, mejorar la productividad y reducir costos. Siguiendo esta ola de cambios en los procesos de producción de frutos, el área de la viticultura se sumó a la innovación, y fue en 2011 cuando Nuske et al. publicaron uno de los primeros estudios destacados en el área, titulado “Automated Visual Yield Estimation in Vineyards”. En dicho estudio, los autores propusieron un sistema que incorpora cámaras e iluminación montadas en un vehículo que se desplaza a través del viñedo. Las imágenes capturadas fueron procesadas aprovechando tres señales visuales principales: textura, color y forma, integradas en un clasificador robusto capaz de detectar las bayas incluso cuando su color era similar al de las hojas de la vid [72].

En la industria vitivinícola, al igual que en otros tipos de cultivos, una tarea fundamental es la cosecha. A través de esta práctica, se puede incidir directamente en el rendimiento que tendrá la planta en la siguiente temporada. El análisis de imágenes en visión por computadora puede ser una herramienta útil para lograr una cosecha más precisa y/o automatizar el proceso. La cosecha no es un proceso sencillo, ya que requiere conocimiento de la planta y de las condiciones climáticas y geográficas del lugar para elegir la estrategia de poda adecuada para cada tipo de cepa. [89]. Para la caracterización de la madurez de la uva, se realizan análisis fisicoquímicos, tales como color, tamaño, contenido de azúcar, acidez y pH [37], siendo el contenido de azúcar uno de los parámetros más importantes [32]. Por esta razón, el desarrollo de instrumentos de caracterización que sean más prácticos y no invasivos resulta fundamental [19].

Diversas investigaciones han analizado diferentes parámetros de la uva y del racimo de la vid por medio del procesamiento de imágenes. Por ejemplo, Lamb et al.

[65], en 2004, describieron la asociación de la arquitectura del dosel con la producción de fenoles y color en uvas maduras de un viñedo de Cabernet Sauvignon en la región de Coonawarra, de clima frío, en Australia. En su estudio, establecieron un vínculo entre los descriptores físicos de las copas de las vides (derivados de imágenes) y las mediciones posteriores de los compuestos fenólicos y el color de las uvas. En general, las mediciones variaron en función del momento en que se obtuvo la imagen, por lo que se discuten las posibilidades de aplicar dichas imágenes (con la resolución y el tiempo adecuados) para predecir los compuestos fenólicos y el color de las bayas en la cosecha.

En 2012, Rodríguez-Pulido et al. [85] utilizaron el sistema DigiEye para identificar 21 compuestos fenólicos. Para algunos de estos compuestos, la regresión lineal mostró una buena correlación entre los datos químicos y la apariencia de la uva. Además, con los datos obtenidos por este sistema, es posible estimar el estado de madurez de las semillas de uva aplicando modelos de regresión múltiple. En este trabajo, se menciona que el uso del procesamiento de imágenes para determinar la madurez de las uvas todavía no es un sustituto del análisis químico convencional, pero representa una alternativa atractiva debido a su simplicidad, versatilidad y bajo costo. También se resalta que el método sugerido debería aplicarse a otras variedades de uva en diferentes regiones geográficas para evaluar su robustez. Ese mismo año, Baiano et al. [12] utilizaron imágenes hiperespectrales para la predicción de características fisicoquímicas y sensoriales de uvas de mesa. Los resultados demostraron el gran potencial de estas imágenes para predecir las características fisicoquímicas de las uvas, encontrando buenas correlaciones entre los índices de calidad y la información de los espectros (pH, acidez y sólidos solubles). Los autores remarcan la importancia de realizar más investigaciones similares para desarrollar y validar modelos adecuados para predecir los atributos sensoriales y el puntaje general de agrado a partir de características extraídas de imágenes hiperespectrales; y, para identificar las regiones óptimas de longitud de onda para el desarrollo de un sistema de imágenes multiespectrales, que resulte más económico y fácil de usar que el sistema hiperespectral utilizado en este estudio. Asimismo, se destaca la necesidad de más investigaciones para mejorar las tasas de correlación mediante técnicas avanzadas de extracción de características, como histogramas de características, matriz de co-ocurrencia de nivel de gris, y características basadas en wavelet. También se sugiere explorar otros métodos de aprendizaje más potentes como redes neuronales artificiales (NNA) o máquinas de vectores de soporte de mínimos cuadrados.

Otro trabajo importante del año 2012 se llevó a cabo en España por Rodríguez-Pulido et al. [87], donde se estimó la madurez de las semillas y bayas de uva mediante el procesamiento de imágenes. En este estudio, se observó que la morfología de las semillas no cambió durante el período de análisis, y se concluyó que el índice de Browning propuesto es un buen criterio para estimar la madurez de las semillas de uva. Las elipses de color, que contienen la mayoría de los píxeles de una imagen, son medibles y permiten expresar claramente tanto el color promedio como la heterogeneidad cromática de las muestras. Además, se encontró una relación clara entre el tamaño de la elipse y la desviación estándar de croma (Cab). Los autores mencionan

que aún es necesario seguir utilizando herramientas de procesamiento de imágenes para caracterizar, de manera integral, el color, la morfología y la apariencia de las uvas y sus semillas, así como verificar su relación con los componentes químicos de la uva.

En 2019, Cavallo et al. [23] utilizaron el procesamiento de imágenes y el aprendizaje automático para determinar la calidad de las uvas a través de su color. Se establecieron cinco niveles de calidad ( $QL$ ), donde los mejores resultados de predicción se obtuvieron para  $QL5$  (Excelente) y  $QL1$  (Malo). Se demostró que la caracterización computarizada superó ampliamente la evaluación manual realizada por humanos. Sin embargo, debido a que en esta investigación solo se trabajó con el color de las uvas, se destacó la necesidad de incluir más variables de caracterización para lograr una selección más robusta. Dos años después, en 2021, Cejudo-Bastante et al. [25] evaluaron la textura de las uvas mediante imágenes digitales, con el objetivo de determinar el nivel de madurez de las semillas basado en características sensoriales y de textura. Se trabajó con semillas de Syrah, agrupándolas por su nivel de madurez utilizando el sistema DigiEye. Todos los atributos sensoriales (color, dureza, craqueo, vegetal, amargor y astringencia) mostraron correlaciones significativas ( $p < 0.05$ ) con el estado de madurez química. En particular, el color y los atributos vegetales (atributos sensoriales), junto con la energía de deformación ( $De$ ) (parámetro de textura instrumental), permitieron clasificar las semillas en cuatro estados reales de madurez, lo que resalta su utilidad como indicadores de maduración de semillas de uva. Como parte de sus conclusiones, los autores subrayan la importancia de validar el sistema DigiEye y la medición del estado de maduración de las semillas en una mayor variedad de uvas. Esto representa un nuevo interés en esta herramienta como un método prometedor para predecir la madurez y tomar decisiones sobre el momento óptimo de la cosecha.

A partir de las investigaciones previas, se observa que existe un área de oportunidad en la caracterización de uvas mediante procesamiento de imágenes y su correlación con los componentes químicos. Esto se debe a que, en algunas investigaciones, solo se ha trabajado con un parámetro físico, en otras, únicamente se ha analizado un tipo de uva de una región específica, o bien, se han empleado equipos sofisticados y costosos. En este sentido, llevar a cabo una investigación sobre la uva producida en el estado de Baja California, particularmente en el municipio de Ensenada, que correlacione los principales parámetros físicos (color, tamaño y forma) con los principales parámetros químicos (pH y contenido de azúcar, entre otros), contribuirá a cubrir parte de las necesidades que aún existen en esta disciplina. Además, permitirá a los productores de la región establecer nuevos métodos tecnológicos y científicos que faciliten la supervisión y el control de calidad de las vides. El resultado de este tipo de investigaciones no solo facilita el control de calidad de la uva durante todo su período de crecimiento, sino que también reduce los tiempos de supervisión y análisis de muestras, disminuye la necesidad de recursos humanos para este trabajo y minimiza el número de muestras utilizadas en pruebas destructivas. Todo esto impacta directamente en la reducción de costos de producción y en el incremento de las ganancias obtenidas por el producto. A menudo, se asocia el bajo

costo con productos de funcionalidad limitada, pero cuando se emplean recursos libres y robustos, es posible desarrollar soluciones tecnológicas completas y accesibles, que permitan a más personas acelerar sus procesos productivos [19].

## 2.2. Marco teórico

En esta sección se describen los conceptos teóricos y métodos matemáticos fundamentales requeridos para esta investigación. Se inicia con la descripción de la uva, abordando su estructura y clasificación. Luego, se introduce el procesamiento digital de imágenes (PDI) aplicado a las uvas, explicando conceptos clave como qué es una imagen, el espacio de color RGB y el CIELab utilizados, además de las técnicas de segmentación y análisis de color utilizadas en este estudio. Posteriormente, se presentan los aspectos químicos de la uva, incluyendo los conceptos de pH y grados Brix. Finalmente, se analiza la espectroscopía aplicada al zumo de uva, explicando qué es un espectro, la longitud de onda y la detección de compuestos químicos a diferentes longitudes de onda.

Este capítulo está estructurado de manera hilada y progresiva, permitiendo comprender la investigación desde la selección de las uvas para vino hasta su caracterización mediante procesamiento de imágenes y su correlación con propiedades químicas y espectroscópicas, con el objetivo de proponer un enfoque holístico y robusto para su análisis.

### 2.2.1. La uva de vino

La vid, la planta de la uva, forma parte de la familia de las vitáceas, caracterizadas por ramas muy sudorosas o sarmientos, con tallo corto, pero muy leñoso. Su nombre científico **Vitis vinifera** procede del latín y alude al árbol del conocimiento [18], puede vivir hasta 100 años y esta formada por las siguientes partes y también se representan en la Figura 2.1:

- **Raíces:** es la parte que está enterrada en la tierra, aunque también puede tener raíces aéreas; tienen función de sostén de la planta, así como absorción y reserva de nutrientes; puede llegar a medir metros de profundidad [100].
- **Cuello:** es la unión entre las raíces y el tronco, se encuentra al nivel del suelo o ligeramente enterrada, en vides injertadas se encuentra en el punto de injerto. Su función es facilitar el transporte de agua hacia el tronco y se considera una parte muy delicada ya que puede ser vulnerable a enfermedades y hongos si hay un exceso de humedad en el suelo [100].
- **Tronco:** también llamado cepa, es de aspecto retorcido, sinuoso y agrietado, recubierto exteriormente por una corteza que se desprende en tiras longitudinales. Su función es, almacenar sustancias de reserva, sujetar los brazos y los pámpanos, conducir agua, savia y nutrientes [100].



Figura 2.1: Partes de la vid; obtenido de [49].

- **Brazos:** son los encargados de conducir los nutrientes y repartir la vegetación y los frutos en el espacio. Al igual que el tronco también están recubiertos de una corteza. Los brazos portan los tallos del año, denominados pámpanos cuando son herbáceos y sarmientos cuando están lignificados [53].
- **Sarmientos:** el pámpano es un brote de una yema normal, el mismo porta yemas, las hojas, los zarcillos y las inflorescencias. Al principio de su desarrollo, los pámpanos tienen consistencia herbácea pero madurarán pasando a denominarse sarmientos. Tienen su origen en la madera del año anterior y es la estructura encargada de soportar los racimos [53].
- **Zarcillos:** los zarcillos son estructuras comparables a los tallos. Pueden ser bifurcados, trifurcados o polifurcados. Tienen una función de sujeción o trepadora [53].
- **Hojas:** se encuentran una en cada nudo, las hojas constituyen una parte muy importante, sus particularidades son útiles en la identificación varietal. Su principal función es ser responsables de la fotosíntesis, también se ocupan de la respiración y la transpiración [100].
- **Bayas/Frutos:** aparecen una vez cumplida la fecundación. De forma esférica, carnosa y muy jugosa; este fruto se agrupa en racimos. Su cáscara es delgada y resistente, y su color varía del verde limón al rojo solferino; posee pulpa aromática y sabor dulce. Es rica en vitaminas A, C, E, B1, B2, B3 y B6, y minerales como calcio, fósforo, sodio, potasio, hierro, cobre, magnesio, zinc, ácido fólico y fructuosa [47].

Dependiendo de los cuidados que reciba la vid será la calidad de las uvas resultantes y por lo tanto el valor del mosto que produzcan; la uva, al ser la parte

más importante de esta planta y de nuestra investigación como caso de estudio, está compuesta de varias partes importantes que se muestra en la Figura 2.2 y cuyas funciones se describen a continuación.

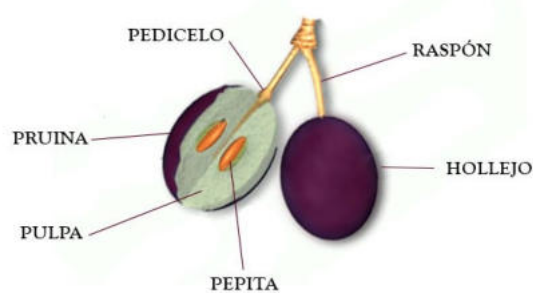


Figura 2.2: Partes de la uva; obtenido de [8].

- **Pedicelo:** El pedicelo es la parte que une y comunica al grano de la uva con el raspón. Su función es doble: por un lado aportando sustento estructural a la uva; y por otro, permitiendo el flujo de nutrientes desde la vid a las uvas. La presencia del pedicelo en la fermentación también brindará cierto carácter al vino en forma de taninos [103].
- **Raspón:** Son las ramitas que mantienen unidas entre sí las uvas en el racimo. Son como las venas de la planta, que transmiten los nutrientes al fruto. También se añaden a la elaboración de algunos vinos, al hacerlo, se aprovechan sus y porque le aportan al vino un toque a hierbas muy especial. De hecho, algunos mostos son ácidos porque llevan esta parte de la uva que aumenta su astringencia [68].
- **Purina:** Es una especie de película cerosa que cumple la importante función de recoger y acumular las levaduras presentes en el ambiente exterior y que permitirán la posterior fermentación de las uvas [103].
- **Hollejo:** Es la piel de la uva, que encapsula todos los nutrientes formando el grano y representando una quinta parte de la masa del fruto. Su importancia en la influencia del color y aromas del vino es fundamental. La función más evidente del hollejo es la protectora, ya que permite que todos los cambios que deben transcurrir en el interior de la uva puedan desarrollarse en un entorno estable. Además, el hollejo aporta los pigmentos que colorarán posteriormente al vino. También, en esta piel de la uva encontramos componentes como las antocianinas, responsables de gran parte de los efectos beneficiosos que tiene el consumo moderado de vino para la salud, o los taninos, que dan al vino cierto carácter astringente [103].
- **Pulpa:** Compone las tres cuartas partes del peso de la uva. Su principal función es la de acumular el mosto, por lo que la mayor parte de su composición

es agua. En este mosto, encontraremos disueltos algunos elementos que van a definir el sabor de un vino, algunas vitaminas y minerales, pero principalmente azúcares, como la glucosa y la fructosa, estas dos últimas van a tener un papel muy importante en formar la personalidad del cualquier vino [103].

- **Pepita:** Son las semillas de las uvas y podemos encontrar entre una y cuatro de ellas en el interior de una uva, representando un 5% de su masa total. También aportan taninos a la composición final del vino. Son fundamentales para determinar cuál es el momento de iniciar la vendimia, ya que si se recoge la uva antes de que las semillas estén maduras, el carácter del vino podría ser excesivamente amargo y astringente [103].

Una vez que hemos descrito cada una de las partes más importantes de la vid y de la uva, es importante hacer énfasis en que la composición final de la uva dependerá de la cepa seleccionada, de las condiciones ambientales (clima, suelo y manejo del cultivo) y de la interacción entre genotipo (cepa) y ambiente. Entre todos estos factores es el genotipo el que determina en mayor porcentaje la variación en la composición final de la baya [14].

Podemos clasificar a las uvas en dos aplicaciones, las uvas de mesa y las que se utilizan para hacer vinos y mostos, las de vinificación. Las que se encuentran en el supermercado (uvas de mesa) se caracterizan por ser grandes, tener la piel fina y la pulpa más blanda. Por otra parte, las uvas de vinificación, que se aprovechan para hacer el vino, suelen tener menos pulpa, más pepitas y una piel gruesa; contienen una mayor cantidad de zumo y azúcares, que son esenciales durante el proceso de fermentación [68].

En el mundo existen más de 10,000 variedades de cepa, entre las cepas originales, las mejoradas, las híbridas y las silvestres [104]. Sin embargo, podemos decir que son 150 las cepas más conocidas o más comunes en la producción de vino. Estas 150 variedades las describe Kym Anderson en su libro *"Which Winegrape Varieties are Grown Where? A Global Empirical Picture"* [6]. Enfocándonos en Baja California y nuestro interés de generar conocimiento que sirva para el desarrollo de este sector en el país, pues se sabe que este estado produce el 80% del total del vino mexicano, principalmente en el municipio de Ensenada [97]; La variedad de cepas que se cultivan en esta región se muestran en la Tabla 2.1 y la Figura 2.3 muestra algunas de estas cepas.

Como se observa, son muchos los factores que los viticultores deben supervisar y controlar para obtener un fruto adecuado para el vino que desean producir. Aunque la vid parece una planta sencilla a simple vista, su cultivo es complejo. Por ejemplo, es necesario controlar la cantidad de agua: si hay un exceso, la planta se mantiene demasiado húmeda, favoreciendo la presencia de hongos y plagas, pero si está expuesta al sol directo y no recibe suficiente agua, el proceso de maduración de la uva se acelera, aumentando el contenido de azúcar y reduciendo la acidez. Lo mismo ocurre con la temperatura. El clima influye directamente en la uva: si la temperatura es elevada, disminuye la cantidad de antocianinas, los taninos se vuelven inestables y los azúcares aumentan en exceso, lo que puede provocar sobremaduración e in-

Tabla 2.1: Variedad de cepas de vino en Baja California, México

Cepa	Cepa
Cabernet Sauvignon	Merlot
Tempranillo	Nebbiolo
Chenin Blanc	Misión
Garnacha	Cariñena
Cabernet Franc	Malbec
Petit Verdot	Barbera
Zinfandel	Syrah
Mourvèdre	Petite Syrah
Palomino	Sauvignon Blanc
Chardonnay	Viognier
Moscatel	-



Figura 2.3: Cepas cultivadas en Baja California; adaptado de [94].

cluso quemaduras en el fruto y las hojas. Estas alteraciones se reflejan en el vino con sabores quemados o cocidos. Por otro lado, si las temperaturas son demasiado bajas, la maduración se ralentiza, por lo que la uva podría no alcanzar los niveles de azúcar necesarios para la fermentación alcohólica. Esto daría lugar a vinos más ácidos y con aromas herbáceos.

En este sentido, el color, aroma, textura y sabor del vino dependen de una fórmula casi perfecta, donde entran en juego factores como la calidad del suelo, la temperatura, la humedad, la cantidad de agua, la exposición al sol, el control de enfermedades y, sobre todo, la experiencia del personal encargado del viñedo. Un viticultor debe conocer desde cómo cuidar la planta hasta cuándo tomar las decisiones correctas. Por esta razón, el proceso de cosecha de la uva, o vendimia, es una de las decisiones más importantes en la producción de vino. Cosechar antes o después del punto óptimo afecta la composición química del fruto, alterando el balance de azúcar, acidez, compuestos fenólicos y aromas. Además, una vez que la uva es vendimiada, tanto la planta como el fruto entran en procesos fisiológicos de estrés irreversibles; la Figura 2.4 muestra cómo evoluciona la uva con el tiempo hasta llegar al punto óptimo para ser vendimiada .

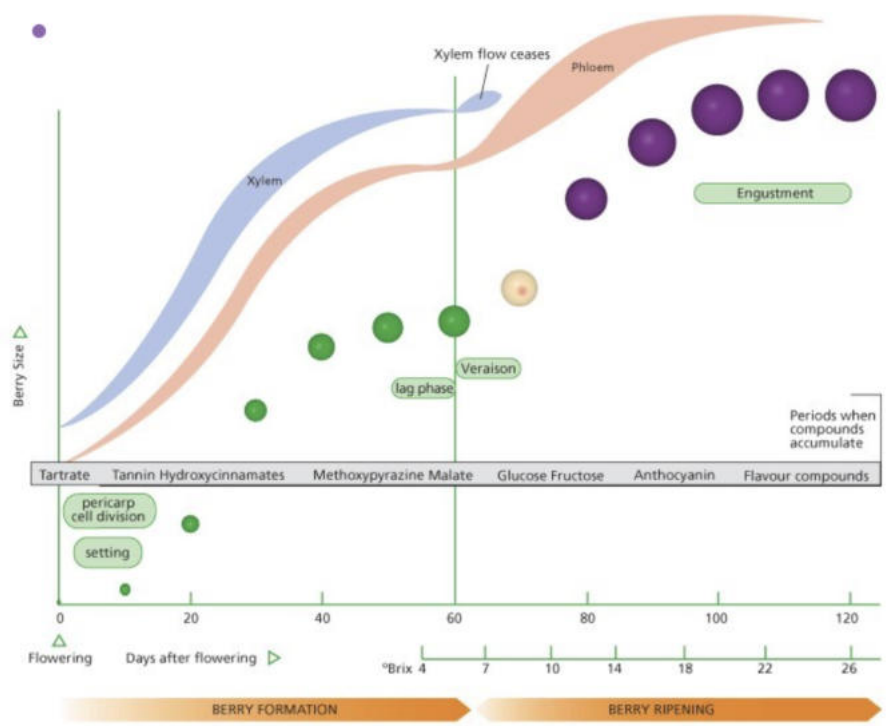


Figura 2.4: Desarrollo y maduración de la uva de vino; adaptado de [58].

Desde el momento en que se corta la uva, la planta deja de recibir agua y nutrientes, por lo que se detiene la acumulación de azúcares y cesa la fotosíntesis. Esto significa que la cantidad de alcohol que podrá alcanzar el vino quedará limitada por la maduración de la uva al momento de la cosecha. Adicionalmente, tras la vendimia, la uva comienza un proceso de oxidación y degradación química. Inicialmente, cambia su color, tanto en el fruto como en el mosto, y sus ácidos comienzan a descomponerse, lo que puede afectar los compuestos responsables del aroma.

Para obtener una cosecha óptima, se debe buscar un equilibrio entre el contenido de azúcar, la acidez y la concentración de compuestos fenólicos de las bayas. La caracterización adecuada de la uva durante su crecimiento permite definir el momento ideal de la vendimia, teniendo en cuenta que, una vez cosechada, su composición química será afectada de forma irreversible. Por esta razón, en la vinificación se implementan diversas técnicas de control durante la cosecha, tales como:

1. Control de nutrientes durante el ciclo reproductivo de la vid.
2. Caracterización adecuada de la maduración de la uva antes de la vendimia mediante pruebas destructivas.
3. Selección del momento óptimo de la vendimia.
4. Cosecha manual para evitar daños en las uvas.
5. Transporte rápido a la bodega para minimizar la oxidación.

## 6. Enfriamiento de las uvas antes de la fermentación para preservar su calidad.

Cada uno de los puntos anteriores es de suma importancia para producir el vino ideal. Sin embargo, para propósitos de esta investigación, nos enfocaremos en el punto número dos, que consiste en llevar a cabo una caracterización adecuada y oportuna durante el proceso de maduración de la uva mientras aún está en la planta.

Las técnicas más comunes utilizadas por los viticultores consisten en realizar pruebas destructivas en una muestra aleatoria del fruto. Para ello, se toman muestras de los racimos y se procesan en laboratorios especializados, donde se determinan parámetros como los grados Brix, el pH, la acidez total, los fenoles y las antocianinas. Este tipo de procedimientos, aunque precisos, pueden resultar tardados y costosos. Son tardados porque requieren recolectar la muestra, transportarla al laboratorio y esperar los resultados. Son costosos porque implican la intervención de personal entrenado, tanto para la selección y el corte de las muestras como para la ejecución de los análisis en el laboratorio. Además, el equipo necesario para realizar estas pruebas representa un gasto considerable. Otro aspecto a considerar es que, cada vez que se llevan a cabo estas pruebas destructivas y se cortan uvas de una vid, la planta sufre un estrés fisiológico, lo que podría afectar su equilibrio y producción [54].

En los últimos años, han surgido métodos de caracterización confiables que no requieren extraer el mosto, por lo que se consideran pruebas no destructivas. Uno de estos métodos es near infrared spectroscopy (Espectroscopia de Infrarrojo Cercano) (NIR), en la cual un sensor mide los azúcares, el pH, la acidez y los fenoles de la uva sin necesidad de extraer jugo. Este método es altamente eficiente, pero su principal inconveniente es su alto costo, ya que los equipos de NIR (Near Infrared Spectroscopy) pueden costar entre 10,000 y 50,000 dólares, además de que requieren software especializado para la interpretación de los datos y una calibración constante para garantizar mediciones precisas [43].

Otro método es el procesamiento digital de imágenes (PDI), el cual analiza imágenes de las uvas para determinar su color, tamaño y madurez. Se trata de un método rápido y no invasivo, incluso puede aplicarse en tiempo real. La inversión principal en este caso radica en el equipo de captura de imágenes y el software para procesarlas. Sin embargo, puede implementarse a bajo costo si se utilizan cámaras convencionales y software gratuito, lo que lo convierte en una opción accesible para la caracterización de la uva en el viñedo.

Se vuelve notorio que el PDI es un método atractivo para este sector. Si se utiliza de manera oportuna y, con el equipo y los procedimientos adecuados que garanticen la confiabilidad de los resultados, el PDI puede complementar los métodos destructivos convencionales, minimizando su uso hasta que se desarrolle un sistema de visión por computadora basado en PDI capaz de reemplazarlos por completo.

## 2.2.2. Composición química de la uva

Desde que comienzan a florecer, las uvas están en constante cambio físico. Brotan, adquieren el tamaño y color de un guisante, luego van creciendo y comienzan a enverar (o a ‘pintar’, como se dice popularmente). Al finalizar el envero, las uvas tardan entre 35 y 50 días en alcanzar su punto óptimo de maduración. Durante este tiempo aumentan su peso y volumen hasta en un 85 %. En este mismo periodo, la uva tinta incrementa su concentración de sustancias polifenólicas, como taninos y antocianinas, que se encuentran principalmente en el hollejo. Estos compuestos son responsables del color y de ciertos aromas del fruto [101].

Como todos los esfuerzos de la planta se dirigen hacia los racimos, la uva continúa acumulando nutrientes y experimentando cambios en su composición química. La pulpa contiene cada vez más azúcares, como la glucosa y la fructosa, presentes de forma natural en el fruto y que posteriormente se convertirán en alcohol. Uno de los parámetros que se analizan antes de la recolección es precisamente el *grado alcohólico probable* el cual será medido en grados Brix [101]. Otro parámetro químico importante es la acidez. Al inicio del desarrollo, la uva es altamente ácida, aunque este nivel depende de la variedad y de las condiciones climáticas de la zona. Conforme madura, la acidez total disminuye; este cambio se mide por medio del *pH*, el cual indica la intensidad de los ácidos presentes en la uva. Sin embargo, estos niveles también dependen del tipo de viticultura que se practique. En la etapa final ocurre la maduración fenólica, donde las pieles alcanzan su punto óptimo. Los pigmentos fenólicos definen el color del vino e influyen directamente en su sabor. Además, en esta fase, los taninos pierden su carácter vegetal, volviéndose más redondos y agradables, mientras que los aromas varietales comienzan a aflorar con mayor claridad [101].

Aunque existen múltiples indicadores, en la práctica vitivinícola se da prioridad a aquellos que permiten una evaluación rápida y confiable en campo o laboratorio, como el pH y los grados Brix, que se detallan a continuación.

### El pH en la uva

El pH, junto con el azúcar, es una de las medidas clave para determinar el inicio de la vendimia. El pH es especialmente importante porque influye en varios factores que afectan la calidad final del producto, por ejemplo, el pH afecta la habilidad del mosto de inhibir el crecimiento microbiano y prevenir su descomposición; además, el pH impacta un proceso llamado fermentación maloláctica, el cual cambia la acidez perceptible del vino y determinará en gran parte el sabor, aroma y color del vino [51].

El pH o potencial de hidrógeno es un valor utilizado con el objetivo de medir la alcalinidad (base) o acidez de una determinada sustancia, indicando el porcentaje de hidrógeno que encontramos en ella, midiendo la cantidad de iones ácidos ( $H^+$ ) en una solución [50]. El valor del pH se puede medir de forma precisa mediante un potenciómetro, también conocido como pH-metro, un instrumento que mide la

diferencia de potencial entre dos electrodos: un electrodo de referencia (generalmente de plata/cloruro de plata) y un electrodo de vidrio que es sensible al ión hidrógeno [78]; la Figura 2.5 muestra las partes de este instrumento. Este parámetro se mide en una escala de 1 a 14, el uno sería el valor más ácido; el 14 el valor más alcalino y el 7 el valor neutro [50], dicha escala se muestra en la Figura 2.6.



Figura 2.5: Ph-metros utilizados en la medición de las uvas de vino de este proyecto.

Durante el crecimiento de la uva, el pH tiende a aumentar conforme disminuyen los ácidos orgánicos (principalmente ácido málico y tartárico). En general, un pH óptimo para vendimia en uvas tintas oscila entre 2.8 a 3.6, sin embargo, el valor del pH puede seguir aumentando más allá de 3.6 conforme avanza la maduración de la uva [29].

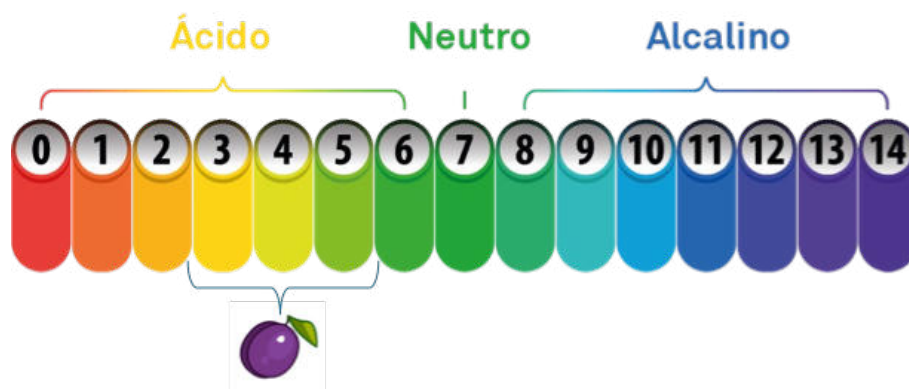


Figura 2.6: Escala de pH y evolución del pH en la uva de vino desde su formación como baya hasta la vendimia.

## Sólidos solubles: azúcares y grados Brix

Los sólidos solubles totales (SST) en el jugo de uva están constituidos principalmente por azúcares (glucosa y fructosa), los cuales son responsables del potencial alcohólico del vino tras la fermentación. Los SST en las uvas de vino están compuestos en un 99% por azúcares (glucosa y fructosa), por lo tanto, representan una buena medida del dulzor [107]. Medir el contenido de azúcar en la uva es fundamental como punto de referencia para decidir el momento óptimo de vendimia, ya que el porcentaje de azúcares del mosto influye en el contenido potencial de alcohol tras la fermentación, así como en la cantidad de azúcares residuales que quedarán en el vino. Además, esta medición tiene relevancia legal, pues el contenido de azúcar está directamente relacionado con el nivel de alcohol en el vino, el cual está regulado en muchos países entre ciertos valores mínimos y máximos por botella [75].

El contenido de azúcar se expresa en grados Brix ( $^{\circ}\text{Bx}$ ), siendo esta la unidad más utilizada en todo el mundo para medir la concentración de azúcar. Aunque existen otros métodos igual de confiables, en la viticultura, esta medición es la más adoptada como prueba rápida para toma de decisiones en campo. En términos químicos, los grados Brix representan el porcentaje en peso de sacarosa en una solución, es decir, 1 grado Brix equivale a 1 gramo de azúcar por cada 100 gramos de jugo de uva.

Las uvas acumulan azúcares a medida que maduran en la vid, principalmente en forma de glucosa y fructosa. En consecuencia, el valor de Brix aumenta conforme la uva se acerca a su madurez. Es decir, el Brix es un indicador cuantificable de madurez. La Figura 2.7 muestra visualmente cómo esta medición está directamente relacionada con el estado de madurez de la uva.



Figura 2.7: La maduración visual de la uva de vino implica un incremento en la maduración química y un aumento de los grados Brix.

En general, el nivel de Brix recomendado al momento de la cosecha se encuentra entre  $18$  y  $22^{\circ}\text{Bx}$  para vinos de calidad en regiones frías de temporada corta. En zonas más cálidas y con menos precipitaciones, un valor de  $24^{\circ}\text{Bx}$  se considera de buena calidad. Para vinos fortificados, el valor puede ser superior a  $30^{\circ}\text{Bx}$  [107]. La Figura 2.8 muestra el rango de grados Brix que puede presentar la uva desde sus primeras etapas de desarrollo hasta la etapa óptima para vendimia. Las uvas sobremaduras (con mayor contenido de azúcar por evaporación del agua) se utilizan

para elaborar vinos de postre más dulces. Estas uvas se cosechan cuando contienen más de 250 g de azúcar por litro de mosto [107].



Figura 2.8: La uva de vino se encuentra entre los 7<sup>o</sup> y 24<sup>o</sup> grados Brix desde su etapa joven, cuando comienza a acumular azúcares, hasta su madurez óptima para vendimia.

**Métodos de medición** La forma más común de medir los grados Brix es mediante un refractómetro. Este es un instrumento óptico que mide el índice de refracción de un líquido, propiedad física que depende de la concentración de sustancias disueltas. Existen dos tipos de refractómetros comúnmente utilizados en la enología: el óptico y el digital, ambos empleados en esta investigación para obtener una doble medición más precisa. A continuación se describen sus características y funcionamiento:

- **Refractómetro óptico:** Dispositivo manual que utiliza un prisma y una escala. Se coloca una gota de mosto sobre el prisma, se cierra la tapa y se observa la lectura en la escala a través de un visor. La luz se refracta a través del líquido y se obtiene la lectura del contenido de azúcar [102]. La Figura 2.9 ilustra este instrumento.



Figura 2.9: Refractómetro manual utilizado en este proyecto: partes y funcionamiento.

- **Refractómetro digital:** Versión más moderna y precisa. Utiliza un sensor electrónico para medir el índice de refracción y muestra la lectura digitalmente. Aunque es más costoso que el óptico, ofrece mayor precisión y reduce el margen de error humano. La Figura 2.10 muestra el modelo utilizado.



Figura 2.10: Refractómetro digital utilizado en este proyecto: partes y funcionamiento.

Como ya vimos, el refractómetro, mide el índice de refracción de la uva, pero entendamos que es este valor; el índice de refracción (IR) es un valor numérico que indica la rapidez con la que la luz se propaga a través de un medio, el valor resultante dependerá de la temperatura y de la longitud de onda de la luz. Se obtiene por la división de la velocidad de la luz en el vacío entre la velocidad de la luz en el medio, en este caso, el zumo de uva y se conoce matemáticamente por la letra  $n$ . El índice de refracción de las uvas es aproximadamente 1.36 a temperatura ambiente.

Como se puede observar, estos instrumentos son ideales para realizar mediciones rápidas en campo, y en la mayoría de los casos son los únicos que se utilizan para la toma de decisiones. Sin embargo, existen otros métodos más completos y confiables que permiten medir el contenido de azúcar mediante reacciones químicas con disoluciones específicas. Entre estos métodos destaca el de **Fenol-Sulfúrico de Dubois**, el cual fue utilizado como técnica de respaldo y verificación de mediciones en este proyecto.

**Método químico fenol sulfúrico de Dubois** Es una técnica colorimétrica ampliamente utilizada para la determinación de azúcares totales en soluciones, y es ideal para corroborar la precisión de instrumentos menos exactos, como el refractómetro manual. Este método se basa en la reacción de los azúcares con fenol y ácido sulfúrico concentrado, produciendo un color naranja-amarillo cuya intensidad es proporcional a la concentración de azúcar en la muestra, tal como lo muestra la Figura 2.11. La absorbancia del color resultante se mide a 490 nm, y se construye una curva de calibración utilizando soluciones estándar de glucosa. Esto permite una

cuantificación precisa y reproducible del contenido total de azúcares en una muestra [38].

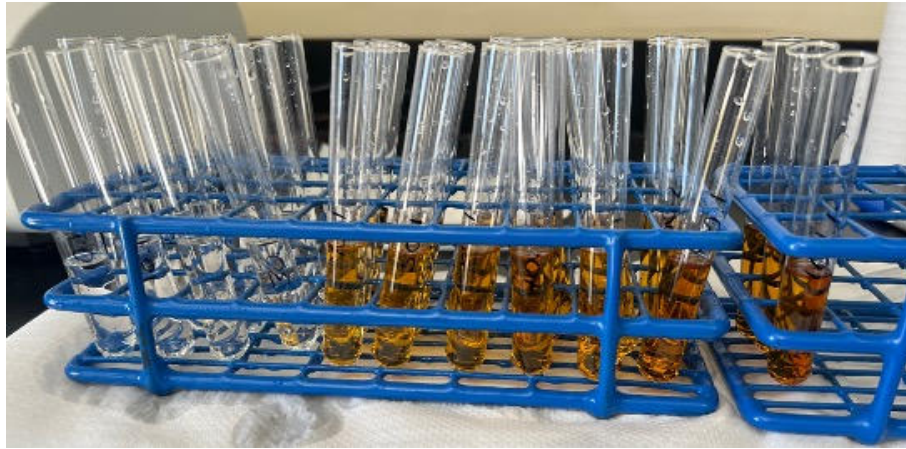


Figura 2.11: Curva química de calibración para el zumo de uva como resultado del método Dubois-Fenol.

A diferencia del refractómetro, que mide indirectamente el contenido de sólidos solubles totales (no solo azúcares), el método fenol-sulfúrico detecta específicamente azúcares gracias a su reacción colorimétrica. Esto permite una medición directa y más específica del contenido de azúcares totales. Otra de sus ventajas es que este método es muy exacto, con un error pequeño (alrededor del 2%), lo cual lo hace ideal para validar o corroborar las mediciones obtenidas con un refractómetro, que podría ser menos preciso debido a factores como la temperatura o la presencia de otros compuestos no azucarados en la muestra [38].

Cabe destacar que este es un método estándar en bioquímica y análisis de alimentos para cuantificar azúcares, y está validado como confiable en múltiples tipos de muestras, incluyendo frutas y vegetales, lo que lo convierte en una referencia sólida frente a métodos indirectos [108]. Su inconveniente, al menos para este proyecto, radica en que requiere conocimientos en el manejo de muestras químicas peligrosas, así como equipo de laboratorio especializado, como campanas de extracción, agitadores de soluciones, entre otros. A esto se suma el tiempo que toma realizar la curva de calibración del zumo de uva antes de poder medir la muestra de interés, lo que limita su uso como herramienta de rutina. Por estas razones, se considera más útil como método secundario o de respaldo, para comprobar de forma periódica que las mediciones manuales realizadas con los refractómetros son confiables. Si bien no se espera obtener el mismo valor exacto que con este método tan preciso, se asume que el valor reportado por el refractómetro debe estar dentro de un rango cercano al valor arrojado por el método fenol-sulfúrico.

Para realizar este procedimiento, además de requerirse la supervisión de expertos y el uso de equipo de laboratorio específico, el proceso puede resumirse de la siguiente manera: a 2 ml de una solución de azúcares se le agregan 1 ml de una solución de fenol al 5%; posteriormente, se añaden 5 ml de ácido sulfúrico concentrado,

realizando el procedimiento rápidamente entre cada una de las adiciones. Es importante asegurar que los reactivos se viertan directamente sobre la solución, evitando hacerlo por las paredes del tubo de ensayo. Los tubos se dejan en reposo durante 10 minutos, se agitan durante 30 segundos, y luego se colocan en un baño de agua a temperatura ambiente durante 20 minutos. Finalmente, la absorbancia se mide en un espectrofotómetro a una longitud de onda de 490 nm [108].

## Fenoles

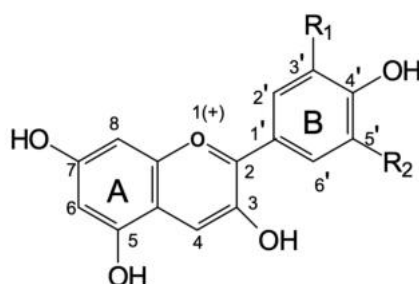
Los fenoles son compuestos orgánicos de origen vegetal. Un fenol es una molécula orgánica formada por un anillo aromático de benceno unido al menos a un grupo hidroxilo ( $-OH$ ), compuesto por un átomo de oxígeno y uno de hidrógeno. Dentro de este grupo se encuentran los antocianos, los taninos y los flavonoles [4]. Estos compuestos orgánicos, presentes en el zumo de uva, aportan distintos matices al vino. La medición de estos compuestos en laboratorios especializados permite evaluar el estado de maduración de la uva desde un punto de vista holístico y decidir si está lista para cosecharse o si debe permanecer más tiempo en la vid.

**Antocianinas** Los antocianos (también llamadas a veces “antocianinas”) son los pigmentos rojos de las uvas, llamados así por las palabras griegas “antos” (flor) y “kyanos” (azul). Las antocianinas son un tipo de compuesto fenólico y, por lo tanto, pertenecen al “club” de los polifenoles del vino, generalmente solubles en la piel de las uvas rojas. Se localizan en la epidermis de la uva. También están presentes en la pulpa de las variedades tintas. La mayoría de las antocianinas ingresan al jugo de uva y al vino durante la maceración y se liberan durante la fermentación, le dan su color al vino tinto, es decir, son responsables de los distintos tonos de rojo, morado e incluso azul que podemos llegar a encontrar en los vinos tintos [17].

Cada variedad de uva tiene sus propios niveles de antocianinas, lo que da como resultado vinos con distintos matices 2.12. Por ejemplo, las uvas de la Cabernet Sauvignon tienen niveles más altos de antocianinas, lo que produce vinos con un color muy profundo e intenso, mientras que las uvas Pinot Noir tienen niveles más bajos, por lo tanto, el resultado será un vino de color más claro y translúcido. [28].

Actualmente, los análisis de laboratorio de las diferentes composiciones de antocianos permiten distinguir los vinos varietales con un grado de precisión bastante alto. Hay muchos factores que afectan el grado de color que las antocianinas imparten a un vino tales como: variedad utilizada, madurez, técnica de extracción, nivel de acidez fijo, pH, temperatura, etc [17].

**Taninos** El término «tanino» proviene etimológicamente del antiguo término celta «tann-», que significa roble [59]. Los taninos son sustancias polifenólicas que se extraen de las pieles, las semillas y los tallos de las uvas durante el proceso de vinificación (prensado, maceración y fermentación) y , son los compuestos fenólicos más abundantes en las uvas. Son los responsables de que la bebida adquiera mayor resistencia a la oxidación. Además, los taninos confieren estructura y cuerpo al vino,



Aglicona	Substitución		$\lambda_{\max}$ (nm)
	R1	R2	
Pelargonidina	H	H	494 (naranja)
Cianidina	OH	H	506 (naranja-rojo)
Delfinidina	OH	OH	508 (azul-rojo)
Peonidina	OCH3	H	506 (naranja-rojo)
Petunidina	OCH3	OH	508 (azul-rojo)
Malvidina	OCH3	OCH3	510 (azul-rojo)

Figura 2.12: Estructura y sustituyentes de las antocianinas; obtenido de [81].

así como astringencia, que es la sensación de sequedad en la boca que a menudo puedes percibir al beber un vino tinto joven; normalmente a más taninos, mayor amargor y sequedad (astringencia) encontraremos en la bebida. Igualmente, llegan a incidir en el sabor y favorecen el proceso de envejecimiento, cuanto mayor sea la concentración de tanino y antociano, el vino puede envejecer durante más tiempo, dotando así de mayor complejidad, cuerpo y estructura [1, 21].

La cantidad y el tipo de los taninos varía según la variedad de uva utilizada, el tipo de viñedo, las condiciones climáticas, el método de vinificación y el tiempo de envejecimiento. Su presencia y equilibrio son factores decisivos en la apreciación del cuerpo y la estructura de la bebida. Los vinos de mayor carga tánica son los tintos, sobre todo ciertas variedades como el Tannat, Cabernet Sauvignon, Malbec, Nebbiolo, Syrah, Merlot, Tempranillo y Mouvédre. Estos tienen una mayor concentración de taninos ya que se dejan en contacto con sus pieles por un periodo mucho más largo para obtener de ellas su color. Mientras que, en el caso de los vinos blancos, la maceración es mucho más corta, lo que por defecto produce vinos con menos color y taninos más débiles [106].

Normalmente se dividen en dos clases: taninos hidrolizables y taninos no hidrolizables o condensados, como se muestra en la Figura 2.13. Los taninos naturales presentes en uvas y vino, son predominantemente del tipo condensado [26]. Los taninos hidrolizables son polifenoles complejos que pueden ser degradados mediante cambios en el pH, así como reacciones de hidrólisis tanto enzimática como no enzimática. El resultado de estas operaciones son azúcares y ácidos fenólicos [46]. Los taninos condensados o proantocianidinas poliméricas son precursores de las antocianidinas. Se han encontrado en cantidades residuales en los componentes sólidos de la uva como en la piel, en las semillas o en la pulpa [10].

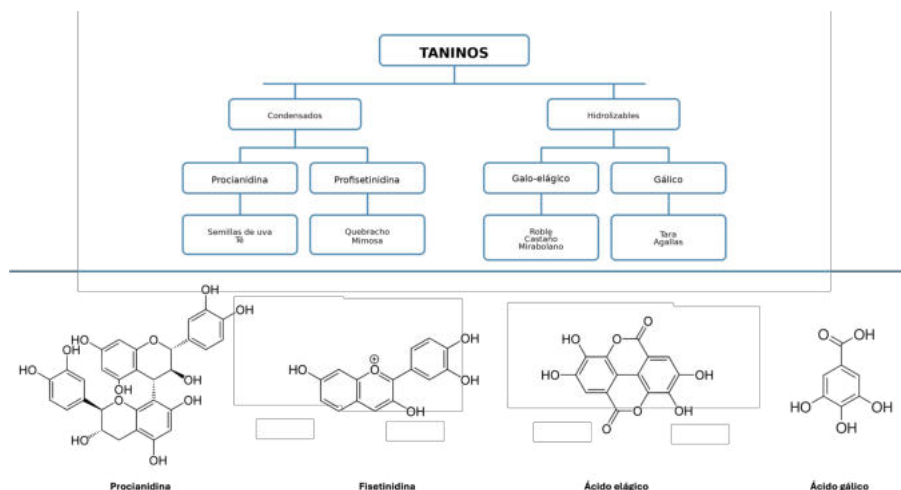


Figura 2.13: Principales estructuras químicas y origen de los taninos enológicos; obtenido de [59].

**Flavonoides** Los flavonoides pasan a los vinos por extracción y maceración de las uvas durante la elaboración del vino, motivo por el cual la concentración de esta sustancia es mayor en el vino que en las uvas. Sin embargo, contribuyen a la formación del color del vino y a las sensaciones táctiles en boca y sápidas. Son sustancias que presentan un color amarillo, donde su molécula se caracteriza por estar formada por varios anillos que hacen que puedan adquirir cuatro formas básicas: flavonas, flavonoles, flavanonas y flavanoles [99] como se muestra en la Figura 2.14.

Los más abundantes son los flavonoles, que se localizan en los hollejos de las variedades tintas y blancas, presentando una coloración amarilla, encontrándose en concentraciones muy variables desde 10 a 100 mg/kg de bayas de uva, y con los siguientes compuestos en su forma: Kaempferol (vendimia tinta y blanca), Quercetina (vendimia tinta y blanca) y Miricetina (vendimia tinta). Los flavanoles y las flavonas se encuentran en el hollejo de las uvas y suponen todos ellos entre el 13 % y el 30 % del contenido fenólico total [99].

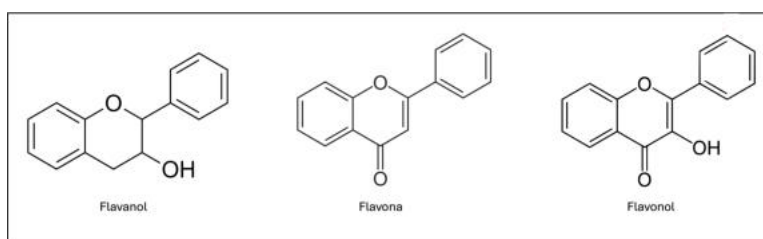


Figura 2.14: Flavonoides: estructura básica y tipos; obtenido de [99].

Los flavonoides proporcionan protección UV, determinan la coloración de las flores, atraen a los polinizadores y actúan como protectores tisulares en caso de ataque de patógenos o daño oxidativo [52]. También, son los principales grupos de fenólicos solubles en las uvas, así como los principales contribuyentes a las actividades biológicas en los productos derivados de las uvas [31].

### 2.2.3. Adquisición de imágenes

Para comprender qué es el procesamiento digital de imágenes, tanto a nivel conceptual como matemático, primero es necesario entender qué es una imagen, cómo se forma y cuáles son sus características. Capturar una fotografía de un objeto —en este caso, de las uvas— representa el punto de partida para nuestros algoritmos de procesamiento de imágenes. Por ello, es fundamental estudiar este tema desde sus principios más básicos.

En el PDI, la calidad y el tipo de imagen adquirida pueden influir significativamente en los resultados finales. La adquisición de imágenes es el procedimiento mediante el cual se captura información de un objeto para convertirla en una imagen digital que posteriormente pueda ser analizada o procesada por una computadora.

Existen diferentes métodos para adquirir imágenes. Dentro de los más conocidos está la **fotografía digital**, la cual utiliza cámaras digitales para capturar imágenes visibles al ojo humano, es decir, en el espectro visible codificado en un formato conocido como RGB (más adelante hablaremos de esto a detalle). Sin embargo, también existen otros métodos de adquisición de imágenes, como los **escáneres**, que capturan imágenes 2D de objetos planos —comúnmente usados para digitalizar documentos—; o las **cámaras infrarrojas o térmicas**, que capturan la radiación emitida por un objeto y generan una matriz de valores de temperatura que se convierte en una imagen térmica [42].

También se encuentran las **cámaras hiperespectrales o multiespectrales**, que capturan información en múltiples bandas del espectro electromagnético, es decir, con una resolución del espectro visible muy superior a la codificación RGB que es percibido por el ojo humano, incluyendo el ultravioleta o el infrarrojo. Otros métodos muy usados en medicina son, por ejemplo, las **tomografías por rayos X**, que se obtienen mediante haces de rayos X disparados desde varios ángulos para formar una imagen tridimensional del paciente; o los **ultrasonidos**, que generan imágenes a través de ondas sonoras, donde la computadora procesa los ecos para formar la imagen [42].

Como se observa, existen diferentes métodos para adquirir imágenes, y cada uno conlleva su grado de complejidad, aplicaciones y, sobre todo, requerimientos económicos respecto al tipo de equipo necesario. Cuál de ellos se utilice dependerá enteramente del tipo de imagen que se desea obtener para su análisis o aplicación final. En el contexto de esta investigación sobre la maduración de la uva de vino, se utilizará el método convencional de **fotografía digital**, ya que, aunque es un método sencillo, puede brindar mucha información relevante y detallada sobre la uva. Además, tiene la ventaja de ser accesible económicamente y fácil de procesar. A continuación, se describe este método de adquisición de imágenes, seleccionado específicamente para este proyecto.

## La fotografía

La fotografía es el procedimiento o técnica que permite obtener imágenes fijas de la realidad mediante la acción de luz sobre una superficie sensible o sobre un sensor [79].

Cuando nosotros observamos un objeto, lo que nuestro ojo está capturando es la luz reflejada en diferentes superficies, este reflejo llega al cerebro y se interpreta en formas, colores, contornos, etc. De la misma forma, una cámara se encarga de recoger luz a través de una lente y un sensor (de forma similar al ojo humano) y de interpretarlo a través de un procesador electrónico (como el cerebro humano).

Para entender cómo recoge la luz una cámara, entendamos primero qué es la luz. La luz se compone de pequeñas partículas llamadas fotones, los cuales viajan rebotando de un sitio para otro; para capturar esos fotones necesitamos un material fotosensible (sensible a la luz). Explicado de manera más sencilla, si los fotones fueran pequeñas pelotas de tenis, el material fotosensible sería una pared de velcro en donde las pelotas se quedan pegadas al llegar, en la fotografía digital, esta pared es un sensor que se encuentra dentro de la cámara. Explicado de forma técnica, tal como se muestra en la Figura 2.15, la luz proveniente de una fuente luminosa se refleja en un objeto, pasa a través de la lente, y forma una imagen en el sensor de la cámara [9].

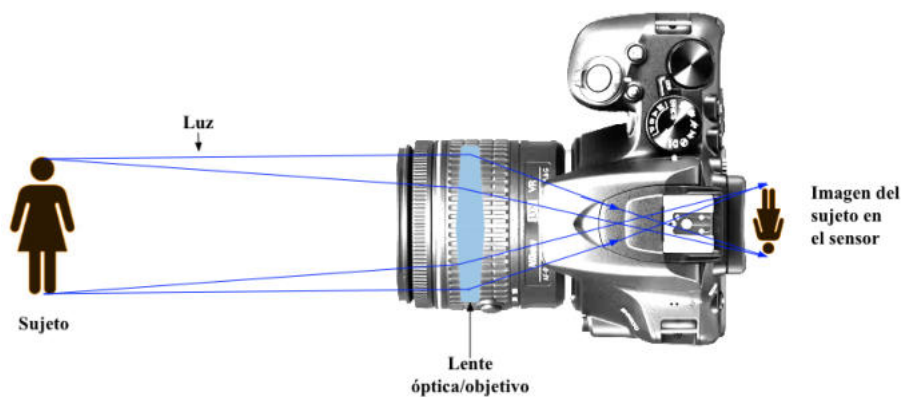


Figura 2.15: Cómo funciona una cámara digital.

Existen dos tipos de cámaras profesionales, las que se conocen como Reflex y las que se conocen como Mirrorless. Cada una se describe brevemente a continuación:

- **REFLEX:** Para que podamos ver en nuestro visor, entre la lente y el sensor, hay un espejo que refleja la luz en un pentaprisma, y este la refleja al visor. Cuando disparamos, ese espejo se levanta y así la luz llega al sensor. Este es el sistema tradicional y el nombre se da por la reflexión que hace el espejo [9]
- **MIRRORLESS:** También llamadas "Sin Espejo", porque lo que vemos a través del visor ya no es la reflexión de la luz a través del espejo, sino directamente

lo que capta el sensor de manera digital. La ventaja de esto es que podemos ver cómo va a quedar la foto antes de hacerla, y que también las cámaras son más pequeñas y ligeras [9].

Una vez que se decide tomar imágenes con una cámara, lo más importante es controlar la luz, o lo que se conoce como **exponer**, exponer es ajustar la cantidad de luz inyectada al sensor. En el siguiente capítulo se explicara las principales herramientas que existen para exponer:

- Velocidad de obturación.
- Apertura del diafragma.
- Sensibilidad ISO.

Una buena foto es aquella en la que la luz se ha medido correctamente y se aproxima de forma más realista a cómo la percibe el ojo humano. Si hay demasiada luz estará sobreexpuesta, y si tiene poca luz estará subexpuesta, como se muestra en la Figura 2.16.

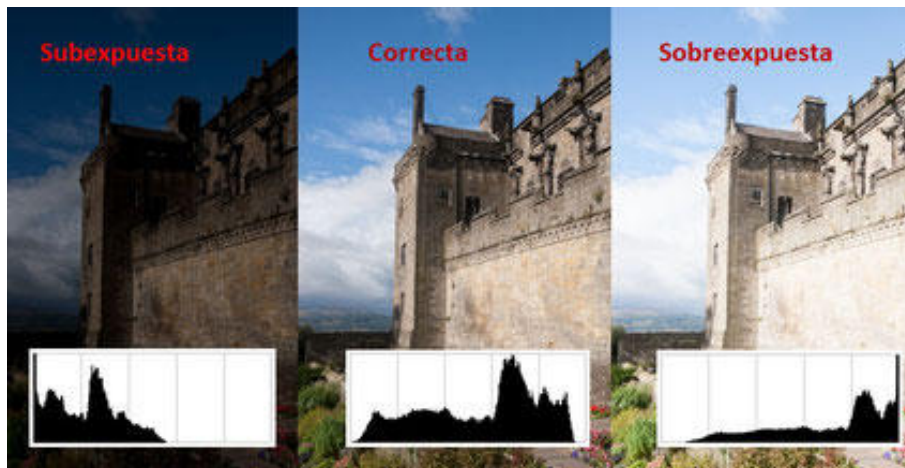


Figura 2.16: Fotografía expuesta a la luz; obtenido de [80].

### Conceptos básicos importantes

**Sensores CCD (Dispositivo de Carga Acoplada)** Los sensores **CCD** (del inglés *Charge Coupled Device*) son dispositivos semiconductores fotosensibles que capturan imágenes al convertir fotones en electrones. Cada píxel del sensor actúa como un pequeño condensador capaz de acumular carga eléctrica en función de la cantidad de luz que incide sobre él, es decir, cuanto mayor es la intensidad luminosa, mayor es la carga generada. Esta tecnología se basa en el efecto fotoeléctrico interno, donde la energía de la luz libera electrones en una capa del semiconductor, que luego se transfieren a una banda de conducción [73, 20, 92, 5].

Durante la exposición, los electrones generados se almacenan en pozos de potencial asociados a cada píxel. Una vez finalizada la captura, se inicia un proceso

ordenado de transferencia de cargas: las cargas de cada píxel se mueven fila por fila (o columna por columna) hacia una esquina del sensor, donde son amplificadas y convertidas en señales eléctricas que, posteriormente, se digitalizan. Esta transferencia uniforme garantiza una excelente calidad de imagen, ya que todos los píxeles utilizan el mismo canal de lectura [73, 20, 92, 5]; ver Figura 2.17.

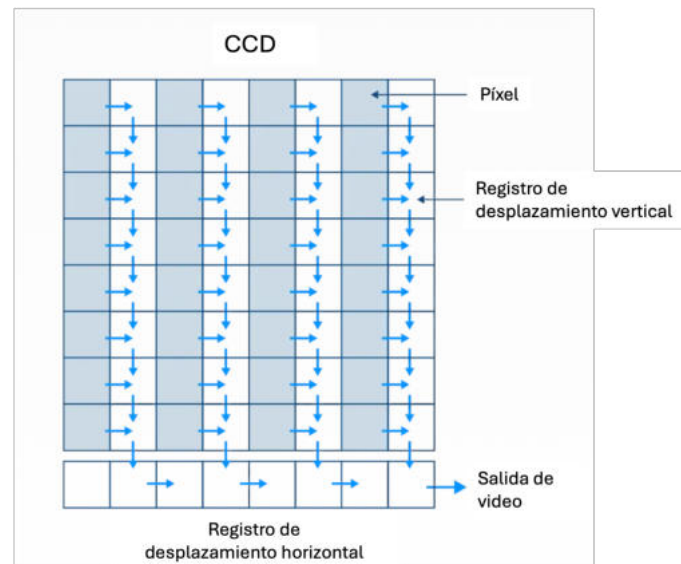


Figura 2.17: Estructura y función de los sensores CCD; obtenido de [5]

Gracias a estas características, los CCD fueron ampliamente utilizados en astronomía, microscopía, fotografía profesional, escáneres y visión por computadora. Aunque han sido reemplazados en muchas aplicaciones por sensores CMOS debido a su menor consumo energético, los CCD aún se consideran valiosos cuando se requiere una alta fidelidad de imagen [73, 20, 92, 5].

En el contexto de este proyecto, los sensores CMOS son fundamentales para capturar las imágenes del sistema de adquisición fotográfica, permitiendo obtener datos precisos sobre el color, textura y forma de las uvas, necesarios para su posterior análisis y caracterización digital.

**Velocidad de obturación** El obturador es un elemento mecánico que se encuentra en la cámara y que se abre y se cierra como una "cortina", permitiendo que entre más o menos luz. Nosotros tenemos la opción de elegir la velocidad con la que se abre y se cierra el obturador, con el fin de controlar la luz. Cuánto más rápido se cierre el obturador más preciso será el instante que has captado, congelando los movimientos (permitiendo que entre menos luz). Si se deja abierto por mucho tiempo, "podrás ver pasar el tiempo", es decir, los elementos se verán desenfocados (pero tandrás más luz) [9].

**Escala de obturación** Cuando se utiliza la cámara en modo manual, podemos elegir la velocidad de obturación, velocidades en fracciones de segundo. Estos ajustes

se pueden observar en la Figura 2.18, en la cual se aprecia la **escala de velocidad de obturación de obturación**. La distancia que hay entre un punto y otro se llama **paso o EV**. Es importante que se entienda que esta escala se mide en **pasos de luz**, ya que este concepto se revisará más adelante y se considera la medida universal de luz en temas de fotografía. Entre un paso y otro hay exactamente el doble de luz.

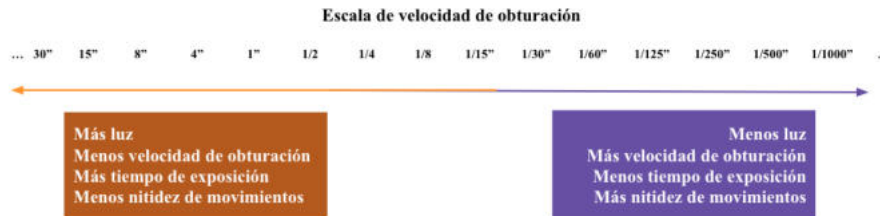


Figura 2.18: Escala de velocidad de obturación; obtenido de [9]

- Velocidad de obturación rápida: cuando usamos velocidades rápidas, por ejemplo de una milésima de segundo ( $1/1000s$ ), el obturador se abre y se cierra tan rápido que apenas logra entrar luz al sensor. El resultado es que se congela un instante muy preciso en la imagen y los movimientos salen más nítidos como se observa en la Figura 2.19.
- Velocidad de obturación lenta: con velocidades de obturación lenta, por ejemplo de 15 segundos, la exposición será más larga, pero debido a que es difícil que tanto el fotógrafo dure quieto 15 segundos sin mover la cámara y que el objeto (sobre todo si es un paisaje, persona u objeto en movimiento) no se mueva tampoco en este intervalo de tiempo, ese movimiento se verá reflejado en la fotografía. Para este tipo de velocidades se tiene que usar trípode, este efecto se observa en la Figura 2.19.



Figura 2.19: Diferencia entre una obturación lenta de  $1/10s$  (izquierda) y una rápida de  $1/1000s$  (derecha); obtenido de [39].

La obturación rápida se utiliza en su mayoría, para escenas deportivas, de fauna, o situaciones donde haya mucha luz o mucho movimiento. Por otro lado, la obturación

lenta se utiliza para captar el paso del tiempo, por ejemplo las luces de los autos de la ciudad, el agua de una cascada, o bien, para fotos con poca luz como la fotografía nocturna.

**Apertura del diafragma** El diafragma también es una herramienta mecánica y se trata de una especie de anillo que se puede abrir o cerrar para conseguir que entre más o menos luz, pero a diferencia de la obturación que se encuentra en la cámara, el diafragma se encuentra en la lente. Mientras que con la velocidad de obturación podemos decidir por cuánto tiempo entra la luz, con el diafragma podemos decidir cuánta luz llega durante ese tiempo [9]

**Profundidad de Campo** Al igual que con la obturación, al manipular el diafragma, también se afectan los movimientos dentro de la imagen; ya que además de controlar la luz que entra, también afectará la zona enfocada, o lo que se conoce como **profundidad de campo**.

La profundidad de campo es el rango de distancia, tanto de adelante y detrás del punto de enfoque, dicho de forma sencilla, es la parte de la foto que sale enfocada. Imagina un retrato, si tuviera mucha profundidad de campo veríamos a la persona y al fondo nítidos (enfocados), pero si tuviera poca profundidad veríamos a la persona enfocada y el fondo fuera de foco (borroso). Cuánto más abierto esté el diafragma, entra más luz, pero también hay menos profundidad de campo. cuánto más cerrado esté el diafragma, entrará menos luz, pero más partes de la imagen quedarán enfocadas [9] Estas comparaciones se pueden apreciar en la Figura 2.20.



Figura 2.20: Comparación de diferentes aperturas del diafragma; obtenido de [91].

**Escala del diafragma** Cuando abrimos el diafragma se le asigna un "número f", ese valor se podrá elegir en la cámara, y vendrán varios números f entre los cuales

elegir. Entre más grande el número  $f$  más cerrado estará el diafragma; así que entre más pequeño sea éste número, más abierto estará el diafragma. Los números de esta escala también equivalen a pasos de luz, como se muestra en la Figura 2.21.



Figura 2.21: Escala del diafragma; adaptado de [93].

**Sensibilidad ISO** El ISO también se puede modificar de forma manual en la cámara, y sirve para decidir si queremos que nuestro sensor sea más o menos sensible a la luz. También se maneja por escala y es muy sencillo si se desea capturar más luz se aumenta el ISO y si desea menos luz se disminuye el ISO (Figura 2.22). Sin embargo, al igual que los otros dos parámetros, el ISO también tiene un inconveniente, cuánto más alto sea el ISO más ruido tendrá la imagen y ésta será de peor calidad, dichas diferencias se observan en la Figura 2.23.



Figura 2.22: Escala ISO; obtenido de [9].



Figura 2.23: Diferencia entre un ISO bajo y uno alto; obtenido de [76].

Manipulando estas tres herramientas para exponer, **Obturación**, **Diafragma** e **ISO** podremos obtener la fotografía de la calidad requerida. Para conseguir la exposición correcta, la luz se mide con una herramienta llamada **fotómetro o exposímetro**; según esté ajustada la cámara (ISO, velocidad y obturación), nos dirá antes de disparar la foto, si saldrá bien expuesta. La escala del fotómetro se muestra en la Figura 2.24.



Figura 2.24: Escala del fotómetro; obtenido de [9].

Si el indicador está en cero, significa que la foto está bien expuesta. Si está a la derecha, por ejemplo en +1, estará un paso sobrexpuesta (demasiada luz). Si está en -2 a la izquierda, estará dos pasos subexpuesta (poca luz). Sabiendo esto, entonces podemos hacer el uso de las escalas que aprendimos anteriormente. Es importante saber que cada una de estas herramientas (ISO, velocidad de obturación y apertura del diafragma) tienen una escala que son proporcionales entre ellas, es decir, las tres miden la misma cantidad de luz, medidas en **pasos o EV**. Significa que varía exactamente la misma luz si cambiamos un paso de diafragma, que si cambiamos un paso de ISO. Esto se conoce como triángulo de exposición (Figura 2.25), ya que al ser tres, ponemos cada una en cada vértice y elegir cuál queremos ajustar para obtener los resultados que queremos [9].

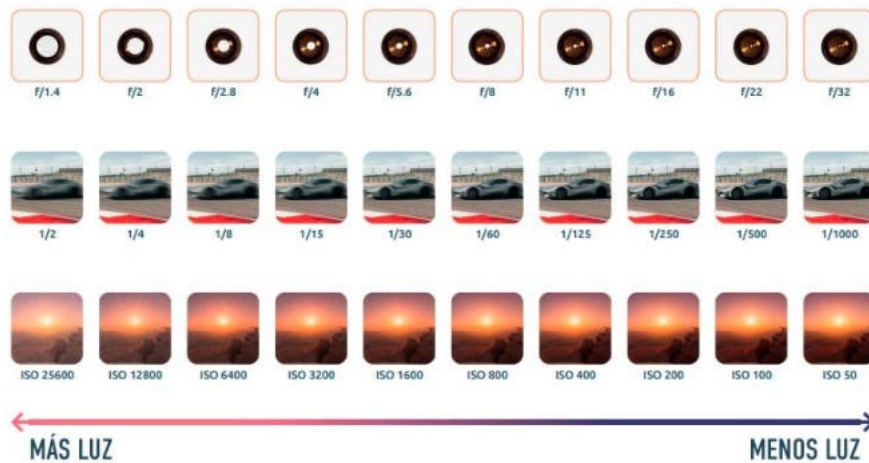


Figura 2.25: Triángulo de exposición; obtenido de [9].

Cuando ya se obtiene una imagen "perfecta" para el propósito que se está buscando y que captura los detalles de interés, en este caso, de las uvas, en donde claramente se ve el color real, el tamaño, las arrugas o textura e incluso los cambios de la piel cuando el fruto supera ampliamente su etapa de maduración, entonces podemos pasar al procesamiento digital con la confianza de que esa imagen contiene

toda la información que se requiere estudiar y procesar para explicar el fenómeno que buscamos. En la siguiente sección se explica como se realiza el procesamiento de una imagen.

#### 2.2.4. Procesamiento digital de imágenes (PDI)

El PDI se apoya en técnicas de las matemáticas puras y aplicadas, como el álgebra lineal, el cálculo diferencial e integral en una y varias dimensiones, las ecuaciones diferenciales ordinarias y parciales, las ecuaciones integrales (como las transformadas integrales), así como en herramientas de probabilidad y estadística. Estas técnicas permiten resolver los problemas típicos del PDI, enfocados principalmente en la optimización de imágenes, el reconocimiento de patrones y la interpretación física [67]. En este contexto, dichas herramientas matemáticas surgen como respuesta al problema fundamental de extraer información útil a partir de nuestras imágenes de uvas. Para lograrlo, comenzaremos con los conceptos básicos como la imagen digital y su representación matemática, abordaremos las operaciones fundamentales del PDI y, finalmente, exploraremos los procesamientos avanzados utilizados en el desarrollo de este trabajo de tesis.

##### ¿Qué es una imagen digital?

Una imagen es una representación bidimensional de una escena tridimensional, es decir, las imágenes digitales son fotos electrónicas tomadas; dicho de una manera más precisa, es una representación numérica binaria de un objeto en forma de matriz. El procesamiento digital de imágenes, también conocido como procesamiento computacional de imágenes, puede definirse como la adquisición y procesamiento de información visual mediante una computadora [69].

Las imágenes de mapa de bits, también denominadas “bitmaps” están compuestas por una cuadrícula con un determinado número de píxeles; la palabra píxel es la abreviatura de la palabra inglesa “picture element” cuyo significado es “elemento de imagen”, y es la superficie homogénea más pequeña de las que componen una imagen, que se define por su brillo y color [15]. Hay que tener en cuenta que a mayor número de píxeles mayor tamaño tendrá la imagen en términos de memoria computacional [33]. La Figura 2.26 muestra los píxeles de una imagen de uva tomada en nuestro laboratorio.

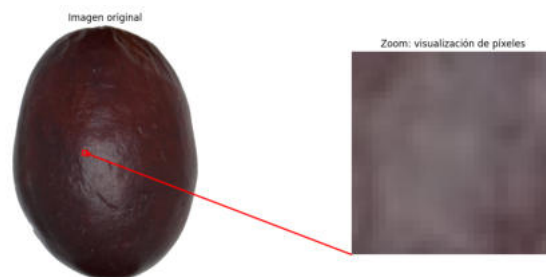


Figura 2.26: Píxeles de una imagen.

Uno de los parámetros de mayor importancia en una imagen digital es su resolución. La resolución es la cantidad de píxeles que contiene una imagen. Se utiliza también para clasificar casi todos los dispositivos relacionados con las imágenes digitales. La resolución total expresa el número de píxeles que forman una imagen de mapa de bits. La calidad de una imagen depende directamente de su resolución, como se muestra en la Figura 2.27. Es común expresar la resolución de una imagen en dos valores numéricos, donde el primero es la cantidad de columnas de píxeles (cuántos píxeles tiene la imagen de ancho) y el segundo es la cantidad de filas de píxeles (cuántos píxeles tiene la imagen de alto) [34].



Figura 2.27: Diferencia entre una imagen digital con alta resolución (imagen de la izquierda) en comparación con una de baja resolución (imagen de la derecha).

Existen valores estandarizados o valores típicos para las imágenes digitales, como se muestra en la Tabla 2.2; estos valores también son de utilidad para identificar la calidad de las fotos en cámaras digitales, celulares u otros equipos de adquisición de imágenes.

Tabla 2.2: Valores típicos de resolución para las imágenes digitales [88].

Mega Píxeles	Resolución VGA	Tamaño Máximo de Impresión
0.3	640 x 480	Resolución mínima sugerida para fotos
1.3	1280 x 960	Fotos en tamaño hasta 9x13 ó 10x15 cm
2.1	1600 x 1200	Fotos en tamaño hasta 13x18 cm
3.1	2048 x 1536	Fotos en tamaño hasta DIN A4 ó 18x24 cm
5.0	2560 x 1920	Fotos en tamaño hasta DIN A3 ó 30x40 cm

Es importante explicar que el tamaño de la imagen no es el mismo que el tamaño del archivo de la imagen, es decir, el tamaño de una imagen son sus dimensiones reales en términos de anchura y altura en píxeles, mientras que el tamaño del archivo se refiere a la cantidad de memoria física necesaria para almacenar la información de la imagen digitalizada en cualquier soporte informático de almacenamiento [70].

Cuando hablemos de resolución diremos que una imagen tiene 1.3 Megapíxeles ó 5 Megapíxeles; en cambio, si queremos indicar el tamaño por el espacio que ocupa en el disco, expresaremos que una imagen ocupa 256 Kilobytes o 1 Magabyte. Cualquier información guardada en una computadora u otro medio similar se almacena en unidades básicas llamadas "Bytes", esta palabra es universal en términos

de computación y es una representación electrónica de un grupo de 8 bits (valores binarios de ceros (0) y unos (1)) [70]. Por ejemplo, si se tiene una imagen tomada con una resolución de 1280 x 960 píxeles y una profundidad de color de 24 bits (3 Bytes por píxel), entonces el tamaño de la foto será de 1.3 megapíxeles (1280 \* 960 = 1,228,800 píxeles); mientras que el archivo pesará 4 Megabytes (1280 \* 960 \* 3 = 3,686,400 bytes).

Dependiendo de cuantos niveles de color (variedad de colores) se quieran mostrar en una imagen, cada píxel ocupará una cantidad determinada de Bytes o Bits. En la mayoría de las cámaras y otros dispositivos captadores de imagen los píxeles ocupan 24 Bits ó mejor dicho 3 Bytes que nos permite mostrar hasta 16 millones de combinaciones de colores [70], como se muestra en la Tabla 2.3.

Tabla 2.3: Relación entre bits por píxel y número máximo de colores [70].

Bits por píxel	Número máximo de colores
1	2
4	16
8	256
16	32,768 o 65,536 (depende del formato)
24	16,777,216
32	4,294,967,296

## Representación matemática de una imagen

Un aspecto importante en el procesamiento digital de imágenes es la representación de la imagen. Cualquier imagen en blanco y negro puede representarse mediante una función bidimensional de intensidad luminosa  $f(x, y)$ , donde  $x$  y  $y$  denotan las coordenadas espaciales, y  $f(x, y)$  es el valor del nivel de gris, o brillo, de la imagen en el punto  $f(x, y)$ . La convención de ejes utilizada para representar la imagen se muestra en la Figura 2.28. El origen se toma en la esquina superior izquierda, y la línea horizontal y la línea vertical que pasan por el origen se toman como los ejes  $y$  y  $x$ , respectivamente [69, 7].

Una imagen digital puede representarse como una matriz cuyas filas y columnas se utilizan para localizar un punto en la imagen, y los valores de los elementos correspondientes indican el nivel de gris en ese punto. Cada elemento de esta matriz se denomina píxel [69]. Una imagen digital típica de tamaño  $(M * N)$  se representa mediante la función mostrada en la ecuación 2.1.

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0, 0) & f(0, 1) & \cdots & f(0, M-1) \\ f(1, 0) & f(1, 1) & \cdots & f(1, M-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(N-1, 0) & f(N-1, 1) & \cdots & f(N-1, M-1) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

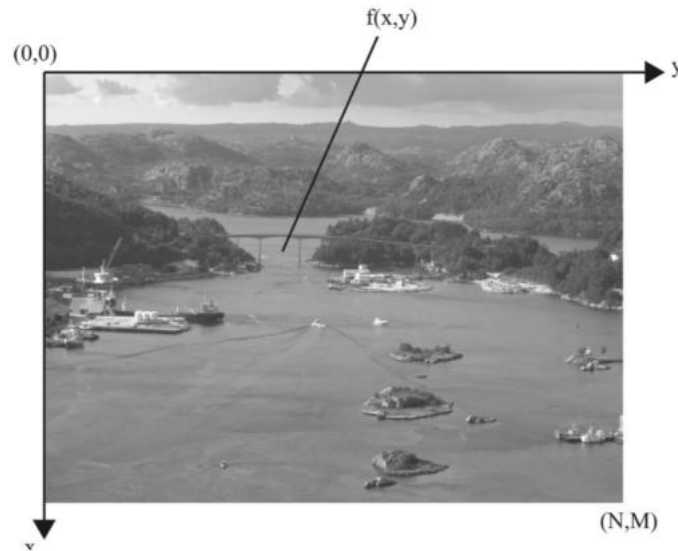


Figura 2.28: Convención de coordenadas usada para representar píxeles en las imágenes digitales; obtenido de [69].

En los sistemas de visión artificial es común la conversión de la imagen a color a su correspondiente escala de grises para su posterior procesamiento avanzado. Esta conversión, que en sí misma ya forma parte del procesamiento de la imagen, busca mejorar las propiedades visuales y facilitar la extracción de características, pues trabajaremos con una sola matriz de datos que va del blanco al negro y sus niveles de intensidad (de ahí el término escala de grises), y no con una imagen del espacio de color RGB, el cual maneja una matriz de color por cada uno de los canales: *red*, *green* y *blue*, respectivamente. Es decir, si procesáramos la imagen original en color, tendríamos que realizar los mismos cálculos sobre cada canal por separado, y posteriormente analizar los resultados de forma integrada. En cambio, al contar con una sola matriz en escala de grises, el gasto computacional se reduce significativamente, ya que se ejecutan operaciones matemáticas sobre una imagen con menor tamaño de bits y con una única matriz de píxeles.

Las Figuras 2.29 y 2.30 permiten observar esta diferencia de manera más clara. En la primera Figura se muestra la uva original, seguida de su conversión a escala de grises. A continuación, se presenta la matriz de grises correspondiente, cuyos valores oscilan entre 0 y 255, donde 0 representa el negro y 255 el blanco. Finalmente, se incluye un acercamiento (zoom) de una región específica de la matriz para mostrar los valores numéricos de esa zona. Como se aprecia, toda la imagen se puede representar con una sola matriz cuyos valores corresponden directamente a la intensidad de gris, lo cual simplifica el procesamiento. En contraste, la segunda Figura muestra nuevamente la imagen original de la uva, seguida de las matrices individuales correspondientes a cada uno de los canales de color: rojo, verde y azul. Estos tres canales, al combinarse, forman la imagen en el espacio RGB. La última imagen en esta Figura muestra un acercamiento (zoom) a una región de la matriz azul, junto con los valores numéricos de sus píxeles. A diferencia de la escala de grises, aquí se

manejan tres matrices distintas, cada una con valores asociados a la intensidad de luz en una longitud de onda específica. Por lo tanto, los datos no pueden ser procesados de forma unificada, ya que corresponden a diferentes componentes espectrales. Esto resalta por qué, en muchos casos, es preferible trabajar en escala de grises, ya que permite tratar toda la imagen con una sola matriz compatible y facilita los cálculos posteriores.

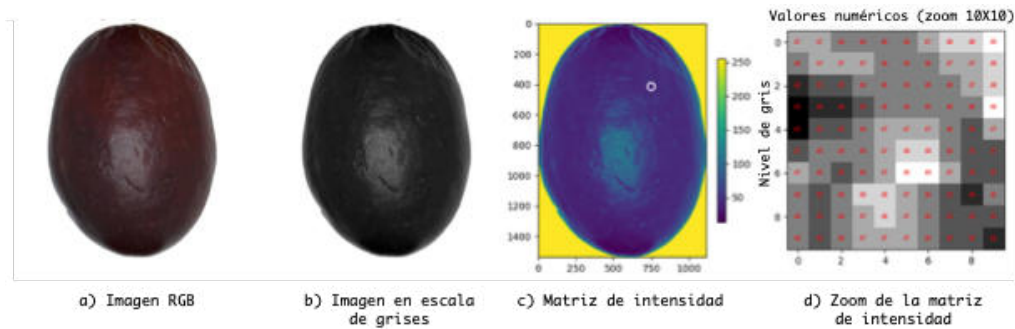


Figura 2.29: Conversión de una imagen de uva a escala de grises, mostrando la imagen RGB original, su versión en escala de grises, la matriz de intensidad correspondiente y un zoom de  $10 \times 10$  píxeles que resalta los valores numéricos de una zona específica de la uva.

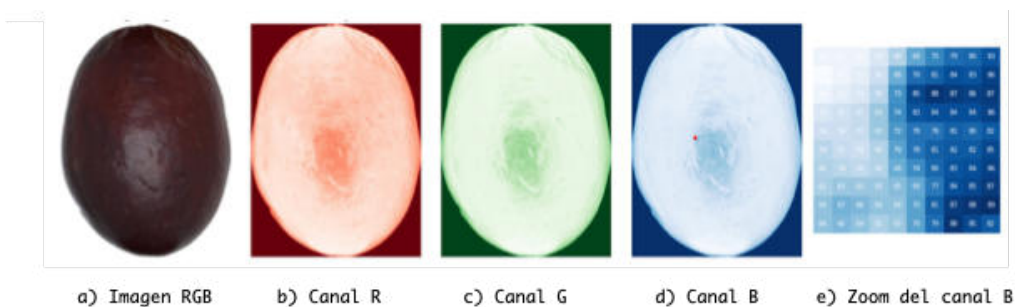


Figura 2.30: Descomposición de la imagen de una uva en sus tres canales RGB, destacando los valores numéricos de los píxeles en una región específica del canal azul.

En resumen, tanto en la literatura como para fines de este proyecto, se prefiere trabajar en escala de grises para reducir la complejidad computacional, pues es mejor trabajar con una sola matriz por imagen y no con tres matrices por imagen (una por cada canal). Además de reducir el tiempo de procesamiento, esto también permite aplicar los algoritmos de procesamiento de forma directa, eficiente y coherente, lo cual resulta ideal para sistemas de visión por computadora enfocados en caracterizar el estado de madurez de las uvas de vino de manera más rápida, fácil y no destructiva.

### Procesamientos básicos aplicados en este proyecto

Parte de nuestro proyecto consiste en adquirir imágenes mediante un sistema de captura automatizado, el cual genera fotografías de varias uvas a la vez, tomadas en

distintos días conforme avanza su maduración. En este sentido, antes de poder aplicar análisis avanzados de color, como el modelo espacio de color CIELab utilizado en análisis de imágenes (CIELab), es necesario realizar una serie de operaciones previas sobre las imágenes capturadas. Estas operaciones permiten preparar y limpiar las imágenes para extraer únicamente la información relevante para los fines de esta investigación. Por ello, en esta sección se describen detalladamente las operaciones básicas de procesamiento de imágenes que conforman la antesala del análisis de color y que resultan fundamentales para caracterizar la madurez de la uva de vino.

**Conversión a escala de grises** Las imágenes capturadas por nuestro sistema se almacenan en una PC convencional; por lo tanto, hay que procesar e importar los valores numéricos de dichas imágenes mediante un lenguaje de programación, como lo es **Python**. Una vez cargadas en la estación de trabajo seleccionada para el procesamiento computacional, el primer paso consiste en convertir la imagen a escala de grises. Esta conversión inicial cumple un papel clave: no solo reduce el gasto computacional, sino que también simplifica los cálculos matemáticos posteriores. Además, trabajar en escala de grises facilita la identificación de la región de interés (*ROI*, por sus siglas en inglés), es decir, la sección específica de la imagen que se desea analizar, ignorando el resto de la escena que no aporta información relevante para los fines de esta investigación. A partir de esta conversión, es posible aplicar otras operaciones de PDI como la umbralización, el cálculo del negativo, los recortes o la segmentación basada en histogramas, que nos permitirán finalmente obtener las regiones de interés listas para su análisis avanzado en el espacio de color CIELab.

En las imágenes digitales, los distintos tipos de detectores dependen del tipo de radiación electromagnética que son capaces de captar. Así como la información que se puede obtener de un objeto depende también de la interacción de esta radiación con el objeto. De esta particularidad proviene el concepto de “bandas”, donde se divide el espectro electromagnético en función de los tipos de interacción de la radiación con la materia (ver Figura 2.31), lo que define desde los objetos a analizar hasta los detectores y materiales que pueden utilizarse [41, 13].

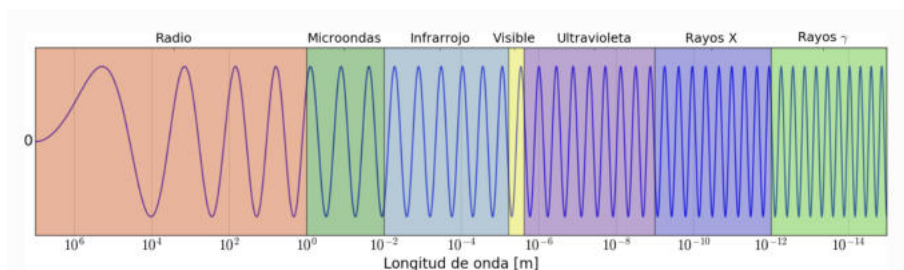


Figura 2.31: Esquema cualitativo del espectro electromagnético; obtenido de [41].

Todos los objetos absorben, reflejan o emiten cuantos de energía dependiendo de su longitud de , intensidad y tipo de radiación. Este tipo de radiación se define a partir de sus propiedades físicas dentro del espectro electromagnético. El ojo humano, por su parte, solo es capaz de detectar energía electromagnética en el espectro

de luz visible [41]. En este sentido, el espacio de color RGB (luz visible) tiene una profundidad típica de 24 bits, ya que cada una de sus componentes (rojo, verde y azul) posee 8 bits de profundidad con un intervalo dinámico de 0 a 255. Mientras que una imagen en escala de grises tiene generalmente 8 bits de profundidad, y por lo tanto, también un intervalo de valores entre 0 y 255. El uso típico de 8 bits está basado, principalmente, en dos motivos: por un lado, estudios biométricos muestran que el ojo humano no es suficientemente sensible para diferenciar más de 256 niveles de intensidad para un color dado; y por otro, porque el intervalo de valores de la matriz de la imagen determina los requerimientos de almacenamiento computacional [41].

Cuando se utiliza en la librería **OpenCV** (ver descripción detallada en el Capítulo 3), la función:

```
Imagen_gris = cv2.cvtColor(imagen_rgb, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
```

convierte una imagen en color en su correspondiente versión en escala de grises, aplicando internamente la fórmula de luminosidad ponderada para cada una de las componentes RGB. Es decir, se calcula un valor de luminancia  $Y$  para cada píxel usando la ecuación 2.2. Aquí,  $R$ ,  $G$  y  $B$  representan los valores de intensidad de los canales rojo, verde y azul del píxel, respectivamente. Esta fórmula es ampliamente utilizada en procesamiento digital de imágenes por su eficacia perceptual.

$$Y = 0.299 \cdot R + 0.587 \cdot G + 0.114 \cdot B \quad (2.2)$$

La ponderación está basada en la sensibilidad del ojo humano; es más sensible al verde, seguido del rojo, y en menor medida al azul. Estos coeficientes provienen del estándar ITU-R BT.601 para televisión e imágenes digitales [83, 13].

Por ejemplo, si se tiene un píxel con valores RGB de **(100, 150, 200)**, entonces su conversión a escala de grises sería:

$$Y = 0.299 \cdot 100 + 0.587 \cdot 150 + 0.114 \cdot 200 = 29.9 + 88.05 + 22.8 = 140.75$$

Por lo tanto, en la imagen en escala de grises, ese píxel tendría un valor de 141 (se redondea al entero más cercano, ya que los valores de 0 a 255 son enteros). Una operación similar se repite para cada uno de los píxeles de cada una de las matrices del espacio RGB, hasta obtener una nueva matriz de imagen en escala de grises. Esto se puede apreciar de mejor forma en la Figura 2.32, donde se realizó la conversión a escala de grises para cada uno de los canales RGB de un racimo de uvas, utilizando la función `cv2.cvtColor(imagen_rgb, cv2.COLOR_BGR2GRAY)` de la librería OpenCV (descrita a detalle en el capítulo 3, la cual implementa internamente la fórmula de la luminosidad ponderada. Finalmente, la Figura 2.33 muestra la suma ponderada de cada banda RGB para generar una imagen de 8 bits con una sola banda en escala de grises.

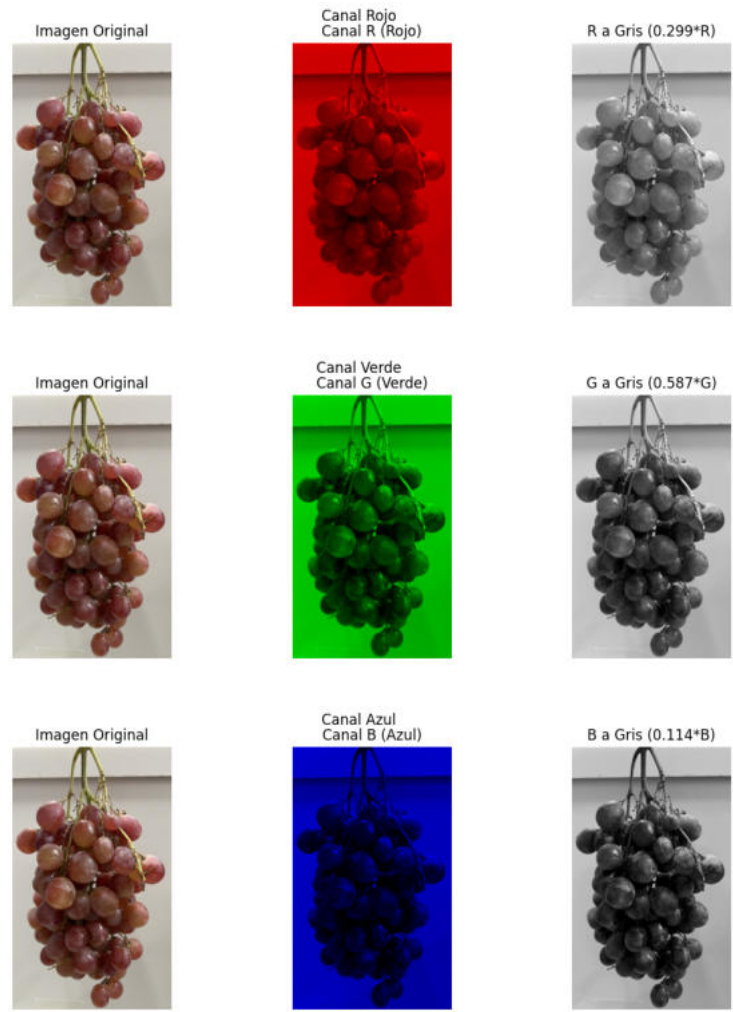


Figura 2.32: Comparativa visual de la imagen original de uva con sus respectivos canales RGB y su conversión a escala de grises según el canal: rojo, verde y azul.

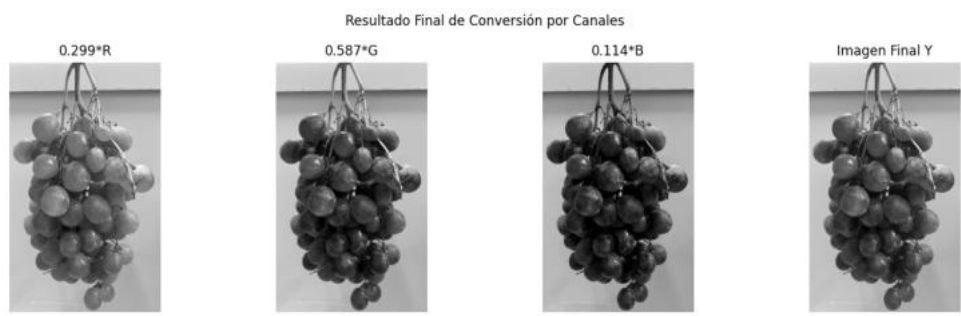


Figura 2.33: Suma ponderada de cada banda RGB para generar una imagen de 8 bits con una sola banda en escala de grises.

**Cálculo del histograma de la imagen** El histograma es una representación gráfica de los distintos tonos que contiene una imagen y su distribución. El eje X,

el horizontal, muestra los diferentes tonos de la escala de grises: desde el negro más oscuro (izquierda) hasta el blanco más puro (derecha). Por otro lado, el eje Y, el vertical, representa la cantidad de píxeles que contiene cada tono de la imagen mostrado en el eje horizontal [3]; es decir, la cantidad de puntos asociados a cada nivel de gris, dividido por la cantidad total de puntos de la imagen, como se muestra en las Figuras 2.34 y 2.37, esta relación se obtiene por medio de la ecuación 2.3:

$$P_r = n_r \quad (2.3)$$

donde:

- $r$  = un nivel gris
- $n$  = cantidad de píxeles con ese valor de gris

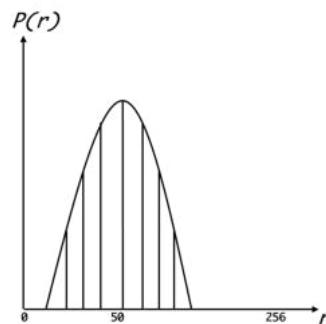


Figura 2.34: Histograma de una imagen digital de 8 bits.

Con solo observar un histograma se puede saber si la imagen es buena en cuanto a exposición y distribución del color. La representación de un histograma ideal sería la de una recta horizontal, ya que eso nos indicaría que todos los posibles valores de grises están distribuidos de manera uniforme en una imagen [62]; esta herramienta proporciona otras características importantes como son la intensidad media y la dispersión de los valores de nivel de gris, ésta última nos da la medida de contraste de la imagen, es decir, cuanto mayor es la dispersión a lo largo del eje de los niveles de gris, mayor es el contraste de la imagen [15]. Así mismo, un histograma cuya distribución este hacia la izquierda será la representación gráfica de una imagen muy oscura. Y por el contrario, si la distribución está muy a la derecha, será la representación gráfica de una imagen muy brillante, como se muestra en la Figura 2.35.

En todos los histogramas que han aparecido hasta ahora, el eje horizontal representa el valor de intensidad (nivel de brillo) de los píxeles. Para imágenes en color es posible realizar un análisis más detallado, considerando que están formadas por la composición de tres canales de color RGB (componentes roja, verde y azul) como observamos anteriormente en la Figura 2.33. Para las imágenes en color es posible obtener el histograma de canales de color, que cabe entenderlo como la superposición de 3 histogramas distintos, los que corresponden a cada uno de los canales que forman la imagen [98], como se muestra en la Figura 2.36.

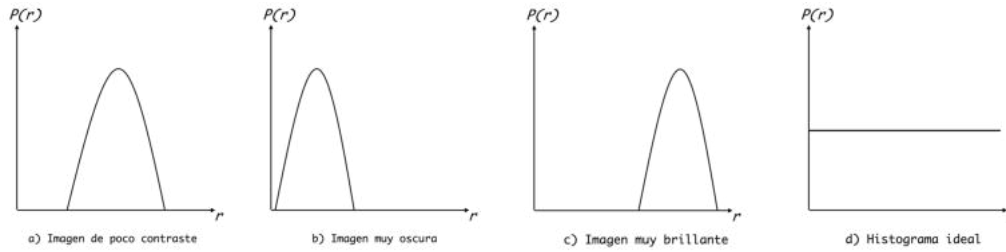


Figura 2.35: Ejemplos de histogramas de imágenes digitales con diferentes características.

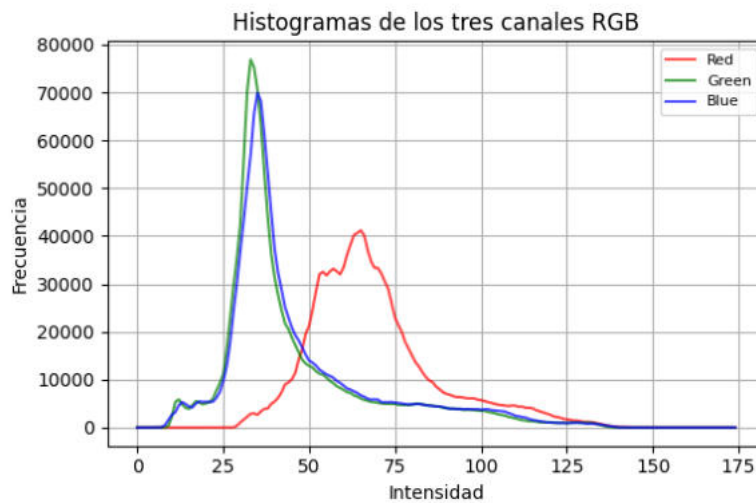


Figura 2.36: Histograma de una imagen de uva de vino en los canales RGB.

Como se puede apreciar, el histograma da una descripción global de la imagen en cuestión, sin embargo no ofrece ninguna información sobre la disposición espacial de los píxeles, es por esto que al representar la imagen mediante su histograma se pierde una parte importante de su información [15].

**Normalización de la imagen** Es muy frecuente normalizar un histograma dividiendo cada uno de sus valores por el número total de píxeles en la imagen, denotado por  $n$ . De tal modo que el histograma normalizado se obtendría por medio de la ecuación 2.4; esta ecuación permite calcular la probabilidad de ocurrencia de cada nivel de gris en una imagen digital, y constituye la base para construir el histograma de intensidades [48]:

$$P_r = \frac{n_r}{n} \quad (2.4)$$

donde:

- $n_r$  = cantidad de píxeles de nivel gris  $r$
- $n$  = cantidad total de píxeles

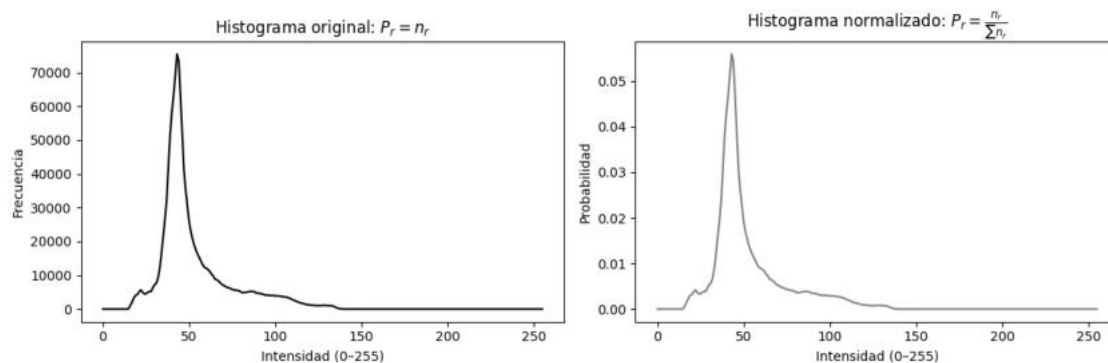


Figura 2.37: Histograma normalizado de una imagen de uva de vino en escala de grises.

**Función de punto: Umbralización binaria** Las operaciones de punto son métodos de procesamiento de imágenes en los cuales cada píxel de la imagen de salida depende únicamente del valor del píxel correspondiente en la imagen de entrada, sin considerar su ubicación ni la información de los píxeles vecinos. Una técnica especialmente útil en este proyecto es la **binarización por umbral**, la cual convierte una imagen en escala de grises en una imagen binaria; es decir, una imagen donde cada píxel toma solo uno de dos valores posibles: blanco (**255**) o negro (**0**).

Esta técnica resulta ideal cuando existe un alto contraste entre el objeto de interés y el fondo, como en nuestro caso, donde las uvas aparecen oscuras y el fondo es predominantemente blanco gracias al sistema de iluminación uniforme de la caja blanca reflectora. Este tipo de procesamiento constituye un paso previo fundamental a la segmentación de la imagen, ya que facilita la identificación de las interés y permite el recorte individual de las uvas para su análisis posterior.

La binarización por umbral se utiliza ampliamente en sistemas de visión artificial como paso previo a la segmentación de objetos, debido a su sencillez y eficacia computacional [82], esta técnica se basa en una función de punto definida por la siguiente expresión matemática de la ecuación 2.5:

$$f'(x, y) = \begin{cases} 255 & \text{si } f(x, y) \geq T \\ 0 & \text{si } f(x, y) < T \end{cases} \quad (2.5)$$

donde:

- $f(x, y)$ : es el valor de intensidad del píxel original en escala de grises,
- $f'(x, y)$ : es el nuevo valor binarizado del píxel,
- $T$ : es el umbral elegido (determinado experimentalmente).

Este procedimiento convierte automáticamente los píxeles que representan las uvas (valores oscuros) en color blanco, y el fondo (valores claros) en negro, generando una imagen mucho más limpia que facilita las siguientes etapas de segmentación y extracción de características, como se muestra en la Figura 2.38.



Figura 2.38: Umbralización binaria aplicada a una imagen de uvas de vino de este proyecto para identificar las región de interés.

**Segmentación basada en histograma** Aunque no se aplica un método de segmentación automática clásico basado en histogramas (como el método de Otsu), en este proyecto sí se utilizan los histogramas de las imágenes como herramienta guía para elegir umbrales de segmentación, tanto en escala de grises como en el espacio de color CIELab. En particular, el histograma de la imagen en grises permite visualizar claramente los picos de intensidad correspondientes al fondo y a las uvas, lo cual facilita la elección de un valor de umbral adecuado para la binarización. Asimismo, en el espacio CIELab, los histogramas de los tres canales son fundamentales para identificar patrones de cambio en la madurez, como la modificación del punto blanco brillante en las uvas conforme avanzaba el tiempo.

**Recorte de imágenes y regiones de interés (ROI)** Una vez que la imagen ha sido binarizada y el fondo ha sido separado, se identifican las regiones de interés (ROI) correspondientes a cada uva. Esto permite realizar recortes individuales y trabajar con cada uva por separado, tanto en escala de grises como en color. Esta separación es fundamental para el análisis posterior, ya que garantiza que las métricas de color y textura se calculen de manera individual, permitiendo una caracterización más precisa del estado de madurez.

En *Python*, esta operación se realiza mediante indexación de arreglos, utilizando una instrucción que aplica una operación de submatriz sobre la matriz de la imagen original. Para obtener una nueva imagen  $\mathbf{B}$  de tamaño  $N_1 \times N_2$ , a partir de una imagen original  $\mathbf{A}$  de tamaño  $N \times M$ , iniciando el recorte desde la coordenada  $(n_1, n_2)$  [55], esta operación puede representarse mediante la ecuación 2.6:

$$\mathbf{B}(k, l) = \mathbf{A}(n_1 + k, n_2 + l) \quad \text{con} \quad k = 0, \dots, N_1 - 1; \quad l = 0, \dots, N_2 - 1 \quad (2.6)$$

Donde:

- $\mathbf{A}$  es la imagen original.
- $\mathbf{B}$  es la imagen recortada.

- $(n_1, n_2)$  son las coordenadas de inicio del recorte.
- $N_1 \times N_2$  es el tamaño de la subimagen resultante.
- $k$  y  $l$  son los índices que recorren la subimagen en filas y columnas, respectivamente.

Esta técnica permite aislar y procesar individualmente cada uva, lo que facilita el análisis de características relevantes, como se muestra en la Figura 2.39.



Figura 2.39: Recortes individuales de las uvas de vino a partir de la imagen original.

Todos los procesos abordados en esta sección constituyen la antesala del análisis en el espacio de color CIELab, eje central de este proyecto. La siguiente Tabla 2.4 y el diagrama que se muestra en la Figura 2.40 resumen y explican los pasos básicos del procesamiento de imágenes que se implementan en este proyecto. Estas operaciones son necesarias para preparar las ROI de las uvas capturadas, de modo que puedan ser analizadas posteriormente en el espacio de color CIELab, con el cual se analizará cómo los cambios en el color de las uvas, detectados a lo largo del tiempo mediante las imágenes adquiridas, permiten caracterizar su estado de madurez desde el punto de vista físico y visual.

Tabla 2.4: Resumen de operaciones básicas previas al análisis en espacio CIELab.

Operación	Descripción
Conversión a escala de grises	Reducción del espacio de color de la imagen original RGB a una sola banda, simplificando el procesamiento computacional posterior.
Cálculo de histograma	Análisis de la distribución de niveles de intensidad en escala de grises. Permite visualizar el contraste y guiar decisiones de segmentación.
Binarización por umbral	Conversión de la imagen de grises a una imagen binaria (blanco y negro), aislando las ROI (uvas) del fondo.
Segmentación de ROI	A partir de la imagen binaria, se localizan y recortan las zonas de interés (una por cada uva) para analizarlas de forma individual.
Recortes individuales	Generación de nuevas imágenes individuales para cada uva, limpias, centradas y listas para el análisis de color y textura.

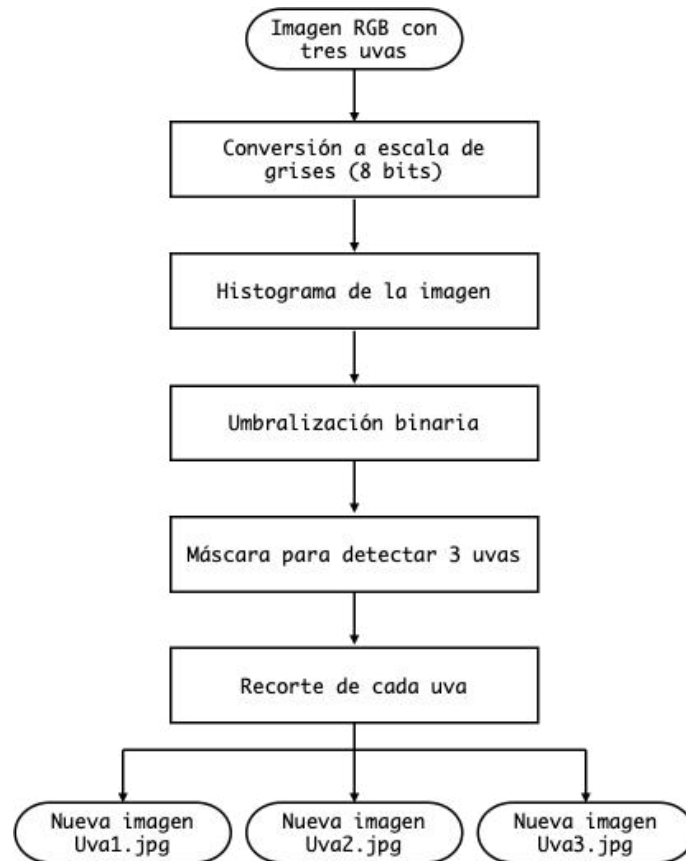


Figura 2.40: Diagrama de flujo para la primer etapa de procesamiento de las imágenes del proyecto.

## Espacios de color

Los espacios de color son una herramienta importante en el procesamiento digital de imágenes, ya que permiten analizar cada píxel desde otro punto de vista, y así aprovechar toda la información presente dentro de la imagen. Existen numerosos espacios de color, atendiendo cada uno a necesidades particulares de su aplicación. Cabe destacar que algunos de estos espacios de color no tienen como objetivo hacer la visualización de colores más fiel a la realidad, sino que son abstracciones matemáticas, que hacen posible el tratamiento de ciertas propiedades de la imagen [34].

**Espacio de color RGB** Una imagen digital de color tiene un fundamento matemático similar que una imagen en escala de grises que vimos anteriormente, con la diferencia de que cada elemento o píxel es descrito de acuerdo con el espacio de color que se está utilizando. Por ejemplo, para el espacio de color RGB (el más usado para representar imágenes), se representa cada píxel como un color creado de a partir de la combinación de los colores rojo, verde y azul, en las proporciones necesarias para reproducir el color real del objeto. Matemáticamente, esta representación se puede interpretar como una matriz de tres niveles de intensidad, donde cada nivel corresponde a la intensidad de color de las componentes rojo, verde y azul [34], como se

muestra en la Figura 2.41.

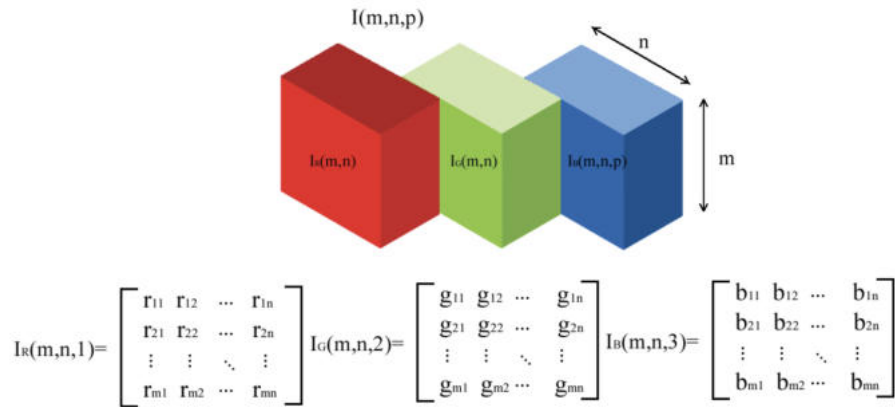


Figura 2.41: Planos de color RGB representados como tres matrices bidimensionales; obtenido de [34].

La representación gráfica del modelo RGB se realiza mediante un cubo unitario con los ejes R, G y B. El origen (0,0,0) representa el negro y las coordenadas (1,1,1) el blanco. Los vértices del cubo en cada eje R, G y B, de coordenadas (1,0,0), (0,1,0) y (0,0,1) representan los colores primarios rojo, verde y azul (respectivamente). Los restantes tres vértices (1,0,1), (0,1,1) y (1,1,0) corresponden a los colores secundarios magenta, cian y amarillo, que son complementarios del verde, rojo y azul respectivamente. La diagonal del cubo representa la gama de grises desde el negro al blanco. En esta diagonal cada punto o color se caracteriza por tener la misma cantidad de cada color primario, como se observa en la Figura 2.42.

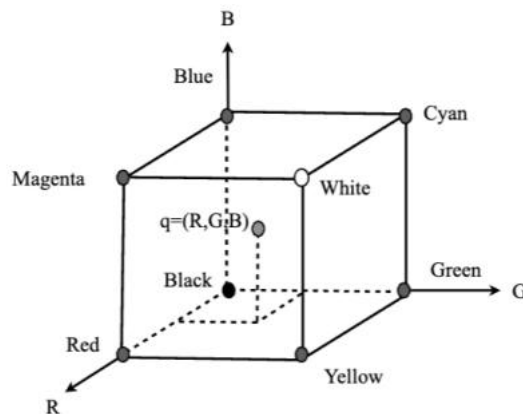


Figura 2.42: Representación gráfica del espacio de color RGB; obtenido de [69].

Este espacio de color es el más utilizado por los sistemas informáticos para crear y reproducir colores en monitores y pantallas. Originalmente fue diseñado con este propósito en mente (dispositivos como pantallas, monitores o cámaras), pero **no para el ojo humano**. Es decir, el espacio RGB **no es perceptualmente uniforme**,

lo que implica que dos colores visualmente similares pueden tener valores numéricos muy distintos. Además, los valores de rojo, verde y azul están entremezclados, dificultando la interpretación independiente del brillo y del color.

En el contexto del análisis de maduración de las uvas de vino, este espacio de color no resulta el más adecuado para estudiar los cambios cromáticos relacionados con la evolución del fruto. Existen otros espacios, como el CIELab, que representan los colores de forma perceptualmente uniforme, es decir, donde una misma distancia entre dos colores se traduce aproximadamente en la misma diferencia visual percibida.

No obstante, es necesario comprender cómo se estructura matemáticamente el espacio RGB, ya que el sistema de adquisición de imágenes utilizado en este proyecto emplea una cámara Nikon (cuyas características se describen en el siguiente capítulo), la cual registra las imágenes en formato RGB. En este sentido, será indispensable convertir nuestras imágenes de color al espacio CIELab para su adecuado procesamiento. Por esta razón, es fundamental entender cómo se almacena la información de cada píxel en RGB, para luego convertirla correctamente y asegurar que toda la información relevante de cada componente sea transferida fielmente durante la conversión. La Tabla 2.5 nos ofrece una comparación más clara de las ventajas del espacio CIELab sobre el RGB.

**Espacio de color CIELab** El espacio de color CIELab es un estándar internacional desarrollado por la Commission Internationale de l’Eclairage (CIE) en 1976; la cual determina regulaciones, estándares y recomendaciones para mediciones de color. Dentro de CIELab, se definen un índice psicométrico de luminosidad ( $L^*$ ) y dos coordenadas de color ( $a^*$  y  $b^*$ ) [30]; es actualmente uno de los espacios de color más populares y uniformes usado para evaluar el color de un objeto. Este espacio de color es ampliamente usado porque correlaciona los valores numéricos de color consistentemente con la percepción visual humana.

**Modelo tridimensional del espacio CIELab** El espacio de color CIELab puede visualizarse como un modelo tridimensional de tipo esférico, donde cada color perceptible se representa mediante una combinación única de tres coordenadas [66].

- La componente  $L^*$  describe la **luminosidad**, esta dimensión permite cuantificar el brillo sin importar el color.
- La coordenada  $a^*$  representa el **eje cromático rojo-verde**.
- La coordenada  $b^*$  representa el **eje cromático amarillo-azul**.

Con solo estos tres valores ( $L^*$ ,  $a^*$ ,  $b^*$ ), se puede describir con alta precisión cualquier color visible por el ojo humano. Esta capacidad de separar cuantitativamente la luminosidad de la información de color es precisamente lo que hace que el espacio CIELab sea tan útil para este proyecto, pues nos permite estudiar los cambios de maduración de la uva con una interpretación visual más coherente y perceptual

Tabla 2.5: Comparativa entre los espacios de color RGB y CIELab para el análisis de madurez en uvas

<b>Criterio</b>	<b>Espacio RGB</b>	<b>Espacio CIELab</b>
Naturaleza del espacio	Basado en la mezcla aditiva de luz (rojo, verde y azul).	Basado en la percepción humana del color (luminosidad y cromaticidad).
Uniformidad perceptual	No uniforme: colores similares pueden tener valores muy distintos.	Uniforme: diferencias en los valores reflejan diferencias perceptibles reales.
Separación de componentes	Las componentes R, G y B están correlacionadas.	Las componentes L, a y b son ortogonales (separadas en brillo y cromaticidad).
Aplicaciones principales	Visualización y captura en dispositivos electrónicos (cámaras, monitores).	Procesamiento de imagen, análisis de color y comparación perceptual.
Interpretación del color	Difícil de interpretar directamente en términos de brillo y tono.	Brillo y cromaticidad interpretables por separado.
Idoneidad para el análisis de madurez en uvas	Poco práctico debido a la mezcla de componentes y falta de uniformidad perceptual.	Altamente adecuado: permite seguir cambios perceptibles de color y textura.

[66]; la Figura 2.43 muestra el modelo tridimensional de tipo esférico utilizado para describir visualmente el espacio CIELab.

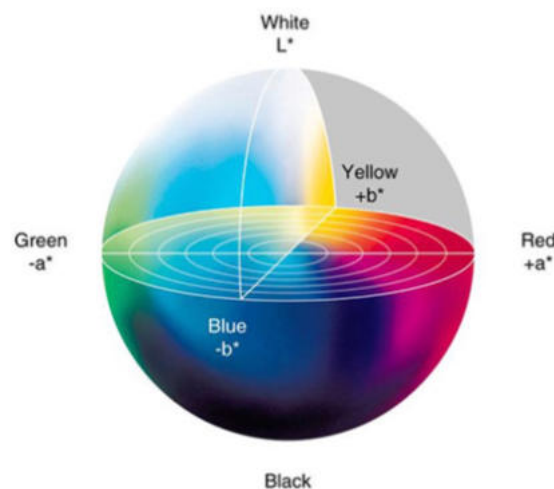


Figura 2.43: Representación gráfica del espacio de color CIELab; obtenido de [66].

**$L^*$  : Luminosidad** Es el resultado de la mezcla de los colores con blanco o negro y tiene referencia de matiz. Representa la cantidad de luz presente en un color, más blanco o más negro, según sea el caso. Cuanto mayor es la luminosidad, mayor es la cantidad de luz en un color, es decir, más color blanco posee [34]. En otras palabras, es la propiedad según la cual cada color puede considerarse equivalente a un miembro de la escala de grises, que va desde el negro ( $L^* = 0$ ) y el blanco ( $L^* = 100$ ) [30], desde las perspectiva del ojo humano, que tan intenso o que tan apagado se ve el color de un objeto, como se muestra en la Figura 2.44, donde una manzana del color verde, puede apreciarse en diferentes tonos de verde, es decir, uno mas luminoso que otro.

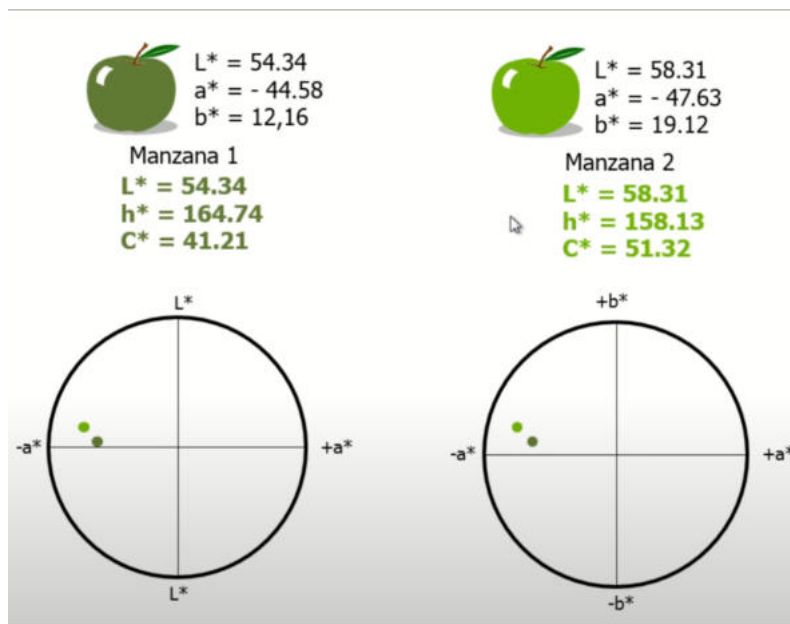


Figura 2.44: Coordenadas CIELab.

**$(a^*, b^*)$  : Coordenadas cromáticas** En el espacio de color CIELab, las coordenadas  $a^*$  y  $b^*$  constituyen los dos ejes cromáticos que permiten representar cuantitativamente el color percibido por el ojo humano, más allá de su luminosidad ( $L^*$ ). La coordenada  $a^*$  mide la variación entre los colores rojo y verde. Los valores positivos de  $a^*$  indican presencia de rojo, mientras que los valores negativos indican presencia de verde; este canal tiene un intervalo que va de  $-128$  a  $127$ . La coordenada  $b^*$  mide la variación entre amarillo y azul. Valores positivos de  $b^*$  indican tendencia al amarillo, y valores negativos indican tendencia al azul; también dentro del intervalo de  $-128$  a  $127$ . La Figura 2.45 muestra estas dos coordenadas gráficamente con su respectiva transición de color a los largo de los ejes positivo - negativo.

Estas coordenadas ( $L, a^*, b^*$ ) no se obtienen directamente de sensores físicos, sino que se calculan a partir de una conversión matemática\*\* desde el espacio de color RGB (específicamente desde el espacio de color XYZ, que es un paso intermedio), utilizando funciones de transformación no lineales normalizadas por la CIE [30].

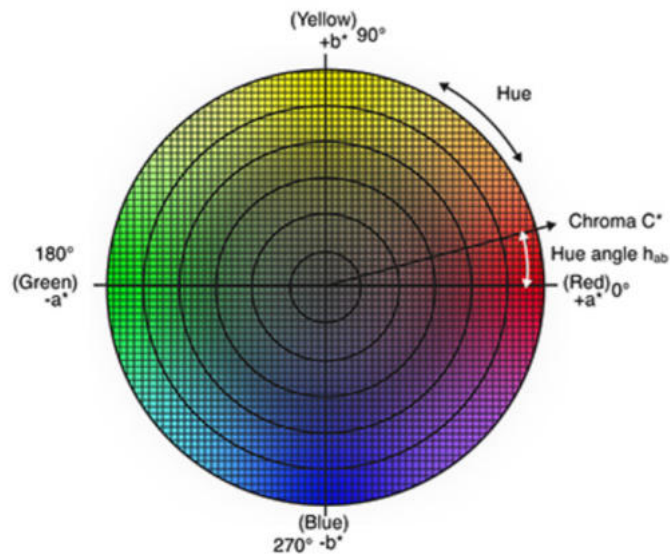


Figura 2.45: Representación gráfica de las coordenadas CIELab  $a^*$ ,  $b^*$ ; obtenido de [60].

**Espacio de color CIEXYZ e iluminante D65** El espacio de color **CIEXYZ** es un modelo propuesto por la Comisión Internacional de Iluminación (CIE) en 1931 para representar todos los colores que puede percibir el ojo humano. Este espacio está basado en medidas experimentales de percepción del color y constituye la base de otros modelos más avanzados como el *CIELab* [30].

En este espacio, las coordenadas  $X$ ,  $Y$  y  $Z$  no corresponden a colores específicos como rojo, verde o azul, sino a componentes matemáticas derivadas de funciones de sensibilidad visual humanas. El componente  $Y$  representa directamente la luminancia percibida [30, 48].

Para realizar la conversión al espacio CIEXYZ es necesario establecer una referencia de luz blanca. En este proyecto se utiliza el **iluminante D65**, que simula la luz diurna estándar con una temperatura de color de aproximadamente 6500 K, y es comúnmente usado en aplicaciones de visión por computadora, fotografía y estudios de colorimetría [30, 48], esta conversión se muestra en la ecuación 2.9.

Para realizar el análisis de color de la uva de vino, se debe transformar (primer paso matemático) una imagen capturada en formato **RGB** al formato del espacio **CIEXYZ**. A partir de este espacio, se lleva a cabo la conversión al espacio **CIELab**, en el cual se desarrolla el análisis cromático principal de este proyecto.

**Conversión a espacio CIELab** Cada imagen de uva se convierte al espacio CIELab para obtener las coordenadas  $L^*$ ,  $a^*$  y  $b^*$  de cada píxel. Cuando trabajamos con Python y utilizamos funciones para convertir imágenes de un espacio de color a otro, el software realiza de forma implícita una serie de transformaciones matemáticas que convierten los valores RGB en coordenadas del espacio CIELab. A continuación, se

describen los pasos teóricos de dicha conversión [30, 48].

**1. Normalización y linealización de los valores RGB** Dado un pixel con valores  $R$ ,  $G$  y  $B$  en el rango  $[0, 255]$ , se normalizan dividiendo entre 255:

$$R_n = \frac{R}{255}, \quad G_n = \frac{G}{255}, \quad B_n = \frac{B}{255} \quad (2.7)$$

Luego, se aplica la corrección gamma inversa (linealización):

$$C_{\text{lin}} = \begin{cases} \frac{C_n}{12.92}, & \text{si } C_n \leq 0.04045 \\ \left(\frac{C_n + 0.055}{1.055}\right)^{2.4}, & \text{si } C_n > 0.04045 \end{cases} \quad (2.8)$$

Donde  $C_n$  representa cada componente normalizada:  $R_n$ ,  $G_n$  y  $B_n$ .

**2. Transformación RGB lineal a espacio CIEXYZ** Una vez linealizados los valores RGB, se usa la siguiente transformación lineal con matriz para iluminante D65 y espacios RGB:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.4124 & 0.3576 & 0.1805 \\ 0.2126 & 0.7152 & 0.0722 \\ 0.0193 & 0.1192 & 0.9505 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} R_{\text{lin}} \\ G_{\text{lin}} \\ B_{\text{lin}} \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

**3. Transformación de CIEXYZ a CIELab** Primero se normalizan las componentes XYZ respecto a los valores del blanco de referencia  $X_n, Y_n, Z_n$  (para D65:  $X_n = 0.95047$ ,  $Y_n = 1.00000$ ,  $Z_n = 1.08883$ ):

$$\hat{X} = \frac{X}{X_n}, \quad \hat{Y} = \frac{Y}{Y_n}, \quad \hat{Z} = \frac{Z}{Z_n} \quad (2.10)$$

Luego, se define la función auxiliar  $f(t)$ :

$$f(t) = \begin{cases} t^{1/3}, & \text{si } t > \left(\frac{6}{29}\right)^3 \\ \frac{1}{3} \left(\frac{29}{6}\right)^2 t + \frac{4}{29}, & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (2.11)$$

Finalmente, se obtienen las componentes  $L^*$ ,  $a^*$  y  $b^*$  de la siguiente forma:

$$L^* = 116 \cdot f(\hat{Y}) - 16 \quad (2.12)$$

$$a^* = 500 \cdot \left(f(\hat{X}) - f(\hat{Y})\right) \quad (2.13)$$

$$b^* = 200 \cdot \left(f(\hat{Y}) - f(\hat{Z})\right) \quad (2.14)$$

**4. Funciones de Python que aplican esta conversión** En Python, estas transformaciones matemáticas se ejecutan de forma implícita al utilizar la función de OpenCV:

```
import cv2
imagen_lab = cv2.cvtColor(imagen_rgb, cv2.COLOR_RGB2Lab)
```

OpenCV internamente aplica los pasos anteriormente descritos con los coeficientes y estándares definidos por la CIE.

**Análisis de color** El análisis de color puede definirse como un método para expresar el color de un objeto mediante alguna forma de notación cuantitativa, como lo son los números. Al clasificar los colores, es común describirlos en términos de **tono** (hue), **luminosidad** (brillo) y **chroma** (intensidad o vividez). Al construir escalas para estos atributos, es posible representar de forma precisa el color de un objeto [60]. Incluso si dos colores de uvas parecen idénticos a simple vista, es posible detectar diferencias mínimas mediante una evaluación matemática de sus coordenadas cromáticas.

En el contexto de este proyecto, poder identificar estos pequeños cambios de color es fundamental, ya que el proceso de maduración de la uva de vino no implica una transformación abrupta (por ejemplo, de verde a morado), sino que presenta transiciones sutiles dentro del mismo rango cromático: ligeras variaciones en saturación, brillo y desplazamientos entre matices de rojo, azul y morado. Reconocer con precisión estos cambios es esencial, ya que constituyen la base para inferir el grado de maduración del fruto a lo largo del tiempo, y sientan las bases para futuras correlaciones entre las propiedades visuales y las composiciones químicas de la uva.

En este sentido, la **diferencia de color** se define como la comparación numérica entre una muestra y un color estándar, o en este caso, entre una uva un día y esa misma uva una semana después, y se expresa como diferencias absolutas en las coordenadas del espacio CIELab. Estas diferencias se conocen como  $\Delta L^*$  (variación en luminosidad),  $\Delta a^*$  (variación en el eje rojo-verde) y  $\Delta b^*$  (variación en el eje azul-amarillo), pudiendo ser positivas o negativas. La diferencia total, conocida como Delta E ( $\Delta E^*$ ), es siempre positiva y representa una medida unificada del cambio perceptual total [60].

Si somos capaces de calcular estos valores y obtener histogramas de píxeles para cada coordenada del espacio CIELab, podremos cuantificar los cambios estadísticos y matemáticos en las imágenes de las uvas de vino, lo que nos permitirá avanzar hacia el diseño de un sistema de procesamiento digital de imágenes que, mediante patrones y entrenamiento supervisado, sea capaz de determinar automáticamente el estado de maduración del fruto. Los siguientes apartados explican cómo realizaremos estos cálculos de forma matemática y computacional.

**Cálculo del Chroma** El chroma describe la intensidad o la opacidad de un color; en otras palabras, la cercanía de un color al gris o el tono puro. Por ejemplo, piense

en la apariencia de un tomate y un rábano. El rojo del tomate es intenso, mientras que el rábano luce más opaco [105], ver Figura 2.46.



Figura 2.46: Ejemplo de intensidad y opacidad de un mismo color; obtenido de [105].

El croma también se conoce como saturación, debido a esto, los colores en el centro del espacio CIELab son grises (opacos) y se vuelven más saturados (intensos) cuando se mueven a los perímetros. La Figura 2.47 muestra cómo cambia el croma cuando nos movemos del centro hacia el perímetro [105].

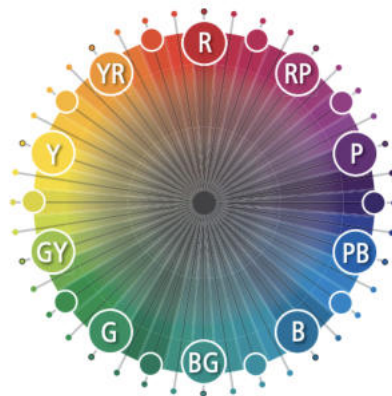


Figura 2.47: Cambio del croma en diferentes puntos del plano CIELab; obtenido de [105].

Matemáticamente, el croma se define como la distancia euclidiana desde el eje neutro  $L^*$  en el plano  $a^*b^*$ , y se calcula mediante la siguiente ecuación:

$$C^* = \sqrt{a^{*2} + b^{*2}} \quad (2.15)$$

Donde  $a^*$  y  $b^*$  son las coordenadas cromáticas que indican la tendencia hacia el verde-rojo y azul-amarillo, respectivamente.

Este valor es importante para cuantificar visualmente cuán saturado es el color de una uva, por ejemplo, una uva más madura podría presentar un menor croma al desaturarse su color con el paso del tiempo. En términos prácticos, para obtener

el valor de  $C^*$  en Python después de convertir una imagen al espacio CIELab, se pueden aplicar operaciones de matrices de forma directa:

```
C = np.sqrt(a**2 + b**2)
```

donde  $a$  y  $b$  son matrices correspondientes a los canales  $a^*$  y  $b^*$  de la imagen convertida. Estas matrices se obtienen generalmente utilizando una función de Python que convierte una imagen del espacio RGB al espacio CIELab, tras lo cual se separan los canales y se aplica la fórmula de manera explícita. Aunque algunas bibliotecas especializadas en colorimetría como `skimage.color` o `colour-science` pueden calcular métricas como el croma de forma directa, en este proyecto se utiliza la expresión matemática 2.15 para preservar claridad y control sobre los cálculos.

**Cálculo del Tono** Cuando le solicitan que identifique el color de un objeto, probablemente primero haga referencia al tono. Es muy sencillo, el tono es cómo percibimos el color de un objeto (rojo, naranja, verde, azul, etc.). La rueda del color en la Figura 2.47 muestra la transición gradual continua del color de un tono al otro [105]. En el espacio de color CIELab, el tono se representa mediante el ángulo  $h^\circ$ , el cual se calcula con base en las coordenadas cromáticas  $a^*$  y  $b^*$ . A diferencia del modelo RGB, donde los colores están mezclados entre sí, en CIELab podemos calcular el tono como un ángulo polar que representa la dirección del color en el plano cromático  $a^* - b^*$ , mientras que el valor del **croma** indica su intensidad.

Matemáticamente, este ángulo se calcula utilizando la siguiente expresión:

$$h^\circ = \tan^{-1} \left( \frac{b^*}{a^*} \right) \quad (2.16)$$

Este valor se suele expresar en grados, por lo que también se aplica una conversión de radianes a grados, y se asegura que el ángulo esté en el intervalo de  $0^\circ$  a  $360^\circ$ , ya que la función tangente inversa por sí sola solo devuelve valores de  $-90^\circ$  a  $90^\circ$ . Esta conversión completa se implementa con la función arcotangente de dos parámetros (`atan2`):

$$h^\circ = \text{atan2}(b^*, a^*) \cdot \frac{180}{\pi} \quad (2.17)$$

En Python, esta operación se realiza con la función `numpy.arctan2()`, que permite obtener directamente este ángulo a partir de los arreglos de  $a^*$  y  $b^*$ . Por ejemplo:

```
import numpy as np
h = np.arctan2(b, a) * (180 / np.pi)
h = np.mod(h, 360) # asegura que el ángulo esté entre 0 y 360
```

En el contexto de este proyecto, el cálculo del tono es relevante porque nos ayuda a identificar cambios en el matiz del color de la uva conforme avanza su maduración. Como el tono es sensible a pequeños cambios en las proporciones de los canales rojo, verde y azul (traducidos aquí a coordenadas  $a^*$  y  $b^*$ ), nos permite capturar transiciones sutiles entre tonalidades como el rojo, morado o azulado que no serían tan evidentes a simple vista pero que sí se reflejan numéricamente.

**Generación de histogramas para cada componente** Además de calcular métricas puntuales como el croma ( $\mathbf{C}^*$ ) y el ángulo de tono ( $\mathbf{h}^\circ$ ) en el espacio de color CIELab, en este proyecto resultó muy útil analizar la *distribución* completa de los valores de color mediante histogramas. En las imágenes reales de uvas, especialmente en etapas avanzadas de maduración, el color no es homogéneo: coexisten zonas más oscuras, regiones con reflejos especulares, pequeñas manchas y variaciones locales asociadas a la textura de la piel. Si sólo se trabaja con promedios, toda esa estructura interna se comprime en uno o dos números, y se pierde información importante sobre cómo están repartidos los píxeles en cada componente de color.

Los histogramas permiten justamente recuperar esa información. Al construir histogramas para cada coordenada del espacio CIELab ( $\mathbf{L}^*$ ,  $\mathbf{a}^*$ ,  $\mathbf{b}^*$ ) y para las magnitudes derivadas ( $\mathbf{C}^*$  y  $\mathbf{h}^\circ$ ), es posible observar cómo se desplaza la masa de píxeles conforme la uva va madurando. Por ejemplo, el histograma de  $\mathbf{L}^*$  muestra si la uva se oscurece de manera uniforme o si aparecen simultáneamente zonas muy brillantes y zonas muy oscuras, lo cual está relacionado con la rugosidad y la presencia de pequeñas sombras. De manera análoga, los histogramas de  $\mathbf{a}^*$  y  $\mathbf{b}^*$  permiten seguir el movimiento de los colores desde regiones más rojizas hacia tonos más violáceos, y los de  $\mathbf{C}^*$  y  $\mathbf{h}^\circ$  ayudan a visualizar cómo cambia la intensidad y el tono promedio, pero ahora considerando toda la distribución y no sólo un valor central.

En resumen, los histogramas ofrecen una representación más fiel del comportamiento cromático real de las uvas, permitiendo:

- detectar transiciones de color sutiles que se pierden al considerar únicamente promedios;
- visualizar cómo se redistribuyen los valores de color conforme avanza el tiempo de maduración;
- relacionar variaciones de luminosidad con cambios en la textura (rugosidad) de la piel;
- validar visualmente los resultados numéricos del procesamiento digital.

En este sentido, como el histograma de una imagen representa la frecuencia de aparición de los valores de una determinada coordenada de color, matemáticamente se define como:

$$\mathbf{H}(\mathbf{v}) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \delta(\mathbf{I}(i, j) - \mathbf{v}), \quad (2.18)$$

donde  $\mathbf{I}(i, j)$  es el valor de la coordenada analizada (ya sea  $\mathbf{L}^*$ ,  $\mathbf{a}^*$ ,  $\mathbf{b}^*$ ,  $\mathbf{C}^*$  o  $\mathbf{h}_{ab}^\circ$ ) en el píxel  $(i, j)$ , y  $\delta$  es la función delta de Kronecker. Esta fórmula cuenta cuántos píxeles tienen el mismo valor  $\mathbf{v}$ , lo cual permite construir una distribución de frecuencias que puede representarse como un gráfico.

En *Python*, estos histogramas se calculan con funciones como `numpy.histogram()` o `cv2.calcHist()`, que internamente aplican esta misma definición matemática.

Aunque el criterio es el mismo para todas las coordenadas, los intervalos de valores varían según cada una. Para los casos de  $\mathbf{C}^*$  y  $\mathbf{h}_{ab}^o$ , primero se calculan sus valores con las ecuaciones 2.16 y 2.15; posteriormente, se aplica la ecuación 2.18 para obtener su distribución de frecuencias, lo cual permite analizar cómo se comportan los colores en distintas etapas de maduración y relacionar dichos cambios con la evolución óptica y física de las uvas.

**Cálculo de delta E ( $\Delta E$ )** . En el contexto del procesamiento digital de imágenes aplicadas a la maduración de la uva de vino, es necesario cuantificar matemáticamente los cambios de color entre distintas imágenes de la misma uva tomadas en diferentes momentos. Para ello, se utiliza el parámetro  $\Delta E$ , que representa la diferencia total de color entre dos muestras en el espacio de color **CIELab**. Esta métrica permite comparar dos colores considerando simultáneamente sus diferencias en brillo ( $L^*$ ), en el eje verde-rojo ( $a^*$ ) y en el eje azul-amarillo ( $b^*$ ), y es ampliamente utilizada en industrias como la alimentaria, cosmética y textil por su cercanía con la percepción visual humana.

La fórmula clásica para calcular la diferencia total de color entre dos puntos del espacio CIELab es:

$$\Delta E = \sqrt{(L_1^* - L_2^*)^2 + (a_1^* - a_2^*)^2 + (b_1^* - b_2^*)^2} \quad (2.19)$$

Donde:

- $L_1^*, a_1^*, b_1^*$  son las coordenadas promedio de la primera imagen o muestra.
- $L_2^*, a_2^*, b_2^*$  son las coordenadas promedio de la segunda imagen o muestra.
- $\Delta E$  es la distancia euclidiana en el espacio tridimensional CIELab.

Este valor puede interpretarse como la magnitud del cambio de color percibido: mientras mayor sea  $\Delta E$ , mayor es la diferencia entre los colores comparados. Un valor cercano a 1 puede ser apenas perceptible al ojo humano, mientras que valores mayores a 3 indican diferencias notables.

La implementación en Python es directa y se basa en las coordenadas medias de CIELab de cada imagen:

```
import numpy as np

# Coordenadas CIELab promedio de dos imágenes
L1, a1, b1 = 48.2, 22.3, 12.4
L2, a2, b2 = 50.8, 18.5, 9.7

deltaE = np.sqrt((L1 - L2)**2 + (a1 - a2)**2 + (b1 - b2)**2)
```

Esta herramienta nos permite complementar el análisis visual con una métrica objetiva, facilitando la interpretación y comparación entre muestras y reforzando el

análisis estadístico sobre la maduración del fruto. Además, al trabajar con valores en CIELab (un espacio perceptualmente uniforme), se garantiza que los cambios cuantificados se aproximen a lo que el ojo humano percibiría.

Para interpretar los valores obtenidos de  $\Delta E$  en función de su percepción visual, se utiliza la siguiente clasificación ampliamente aceptada:

Tabla 2.6: Interpretación perceptual de la diferencia de color  $\Delta E$  en el espacio CIELab

Intervalo de $\Delta E$	Interpretación visual
$\Delta E < 1$	Diferencia imperceptible para el ojo humano.
$1 \leq \Delta E < 2$	Diferencia apenas perceptible, solo visible para observadores entrenados.
$2 \leq \Delta E < 3.5$	Diferencia perceptible, pero considerada aceptable en la mayoría de las aplicaciones.
$3.5 \leq \Delta E < 5$	Diferencia claramente visible, podría no ser aceptable dependiendo del contexto.
$\Delta E \geq 5$	Diferencia muy notoria, normalmente inaceptable en contextos donde se requiere precisión en color.

En la Tabla 2.7 y en el diagrama de flujo de la Figura 2.48 se puede observar de una forma más práctica y visual cuáles son los pasos y procesamientos de color que se utilizan en este proyecto. Estos representan los pasos generales del análisis; cada uno de ellos incluye procesos internos de análisis y ejecución en código que serán descritos con mayor detalle en el capítulo tres.

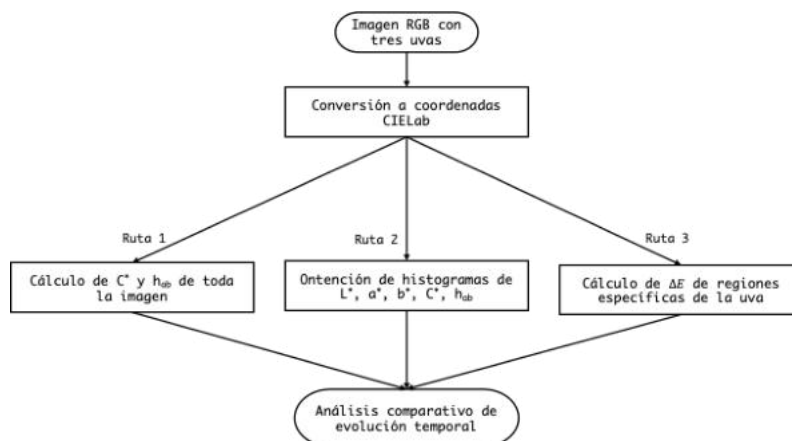


Figura 2.48: Diagrama de flujo de la segunda etapa de procesamiento, correspondiente al análisis de color en las imágenes del proyecto.

Tabla 2.7: Resumen de operaciones de análisis de color en el espacio CIELab.

Operación	Descripción
Conversión RGB a CIELab	Conversión de la imagen desde el espacio de color RGB al espacio CIELab, que es perceptualmente uniforme y permite separar componentes de luminosidad y cromaticidad.
Cálculo de croma ( $C^*$ ) y tono ( $h_{ab}$ ) promedio	A partir de las coordenadas $a^*$ y $b^*$ de la imagen en CIELab, se calculan los valores globales de croma y tono como medidas del color general de la uva.
Construcción de histogramas de $L^*$ , $a^*$ , $b^*$ , $C^*$ y $h_{ab}$	Se generan histogramas para cada coordenada del espacio CIELab, permitiendo analizar la distribución y variabilidad de los colores dentro de la imagen de la uva.
Cálculo de $\Delta E$ en regiones específicas	Se seleccionan regiones de interés (ROI) dentro de la uva, y se calcula la diferencia de color $\Delta E$ entre imágenes tomadas en distintos momentos para evaluar el cambio de color por maduración.
Análisis comparativo de evolución temporal	Los resultados de las métricas anteriores se interpretan en conjunto para correlacionar el cambio de color con el avance en la maduración del fruto.

Nota: Estas operaciones se realizan en rutas analíticas paralelas a partir de la imagen convertida a CIELab, permitiendo complementar la interpretación con diferentes enfoques matemáticos y visuales.

### 2.2.5. Espectroscopía de la uva

La **espectroscopía** es el estudio de la interacción entre la radiación electromagnética y la materia. Un **espectro** se define como una representación gráfica que muestra cómo se distribuye la intensidad de dicha radiación, (emitida, absorbida, reflejada o transmitida por una sustancia) en función de su longitud de onda o frecuencia. Estos espectros se obtienen mediante instrumentos especializados como espectrómetros, espectrofotómetros o espectrógrafos, cuya elección depende del tipo específico de análisis espectral a realizar [96, 16, 40].

La **longitud de onda** se refiere a la distancia entre dos puntos sucesivos de misma fase y amplitud de una onda, como dos crestas o dos valles, que se encuentran en la misma fase. Es una propiedad fundamental de la radiación electromagnética y se representa con la letra griega lambda ( $\lambda$ ) [61]. Para poder observar y medir una longitud de onda específica, es necesario entender primero las limitaciones del ojo humano y por qué se requiere el uso de instrumentos especializados. Existen cambios a nivel molecular y atómico que no pueden detectarse a simple vista. La luz visible es una radiación electromagnética cuya longitud de onda pertenece a una región del espectro electromagnético en la que la retina del ojo humano presenta una respuesta sensorial. La gama normal de sensibilidad visual humana se sitúa entre aproxima-

damente 390 nm y 780 nm, que corresponde a la región en donde encontramos los colores que conocemos, la Tabla 2.8 muestra los valores de ( $\lambda$ ) para los colores. Debido a su dualidad onda-partícula, la luz presenta simultáneamente propiedades ondulatorias y corpusculares. La Figura 2.31 muestra un esquema cualitativo del espectro fotónico-electromagnético [61].

Tabla 2.8: Frecuencias y longitudes de onda de los colores; adaptado de [61]

Color	$\lambda_0$ (nm)	$\nu$ (THz)
Rojo	780–622	384–482
Naranja	622–597	482–503
Amarillo	597–577	503–520
Verde	577–492	520–610
Azul	492–455	610–659
Violeta	455–390	659–769

\*1 terahertzio (THz) =  $10^{12}$  Hz, 1 nanómetro (nm) =  $10^{-9}$  m.

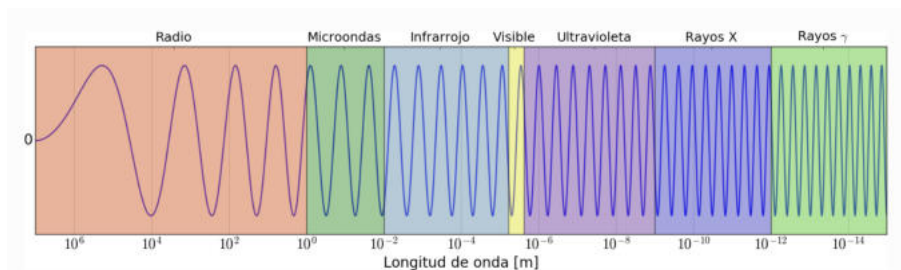


Figura 2.31. Representación reiterada del espectro electromagnético, ya presentada anteriormente.

Aunque un espectro puede representarse visualmente como una imagen, para analizarlo con mayor precisión, especialmente para detectar pequeñas variaciones de brillo o longitud de onda imperceptibles al ojo humano, es necesario graficarlo. Este tipo de gráfica permite revelar detalles que visualmente pasarían desapercibidos [71]. La Figura 2.49 muestra un esquema del funcionamiento de un análisis espectroscópico.

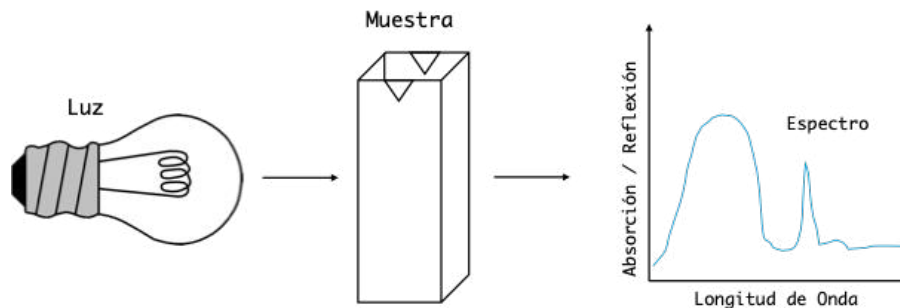


Figura 2.49: Funcionamiento de un análisis espectroscópico.

Este tipo de análisis resulta altamente complementario para nuestro proyecto, que busca caracterizar el estado de maduración de las uvas de vino. Al estudiar el zumo de uva desde una perspectiva química, podemos también aprovechar la espectroscopía para observar cómo varía su espectro conforme avanza el proceso de maduración. Esto es especialmente relevante, ya que algunos compuestos clave como los taninos, antocianinas, polifenoles y sólidos solubles, presentan respuestas espectrales específicas en determinadas longitudes de onda.

Por lo tanto, si contamos con espectros obtenidos en diferentes días, de diferentes uvas, junto con las imágenes correspondientes y los datos químicos previamente medidos, seremos capaces de caracterizar de manera más integral cómo evoluciona la uva: desde su piel y su interior hasta su interacción con la luz. Esta triple convergencia entre imagen, espectro y química amplía significativamente la profundidad del análisis de madurez del fruto.

### **Espectros de absorción y reflexión**

Un espectro de **absorción** (por transmisión) es un registro de la intensidad con la que una muestra absorbe luz en función de la longitud de onda (o frecuencia) de la radiación incidente. Este tipo de espectro permite identificar qué longitudes de onda son absorbidas por las moléculas al pasar de estados de menor a mayor energía, reflejando así sus características estructurales y composición química [63].

En el caso del zumo de uva (después de ser colado), conserva cierta turbidez debida a la presencia de micro-partículas y restos coloidales. Por esta razón, la transmisión de luz a través de la muestra dentro de la cubeta no es completamente regular. En cambio, se trata de una **transmisión mixta**: parte de la luz atraviesa el líquido directamente (transmisión regular), mientras que otra fracción es dispersada internamente (transmisión difusa [63]).

El espectrómetro recibe la luz que logra alcanzar la fibra óptica después de haber atravesado la muestra, por lo que lo que se mide es el resultado combinado de ambos fenómenos. Posteriormente, para obtener el **espectro de absorción**, se resta el espectro de transmisión de la muestra del espectro base correspondiente a la cubeta vacía (es decir, la luz total que atraviesa sin muestra). La Figura 2.50 ilustra el fenómeno de transmisión mixta, similar al que ocurre en el zumo de uva [35].

La **reflexión difusa** es el fenómeno por el cual la luz que incide sobre una superficie se refleja en múltiples direcciones, en lugar de hacerlo en una sola como ocurre en la reflexión especular [27]. En superficies rugosas o no perfectamente lisas, como el líquido de uva colado o las paredes internas de una cubeta opaca, la luz se dispersa debido a las irregularidades microscópicas presentes en la muestra. Esta dispersión permite que parte de la luz reflejada retorne hacia el sensor óptico del sistema.

Al capturar esta luz difusa mediante la fibra óptica conectada al espectrómetro, se puede obtener un espectro que representa cómo la muestra refleja la luz en distintas

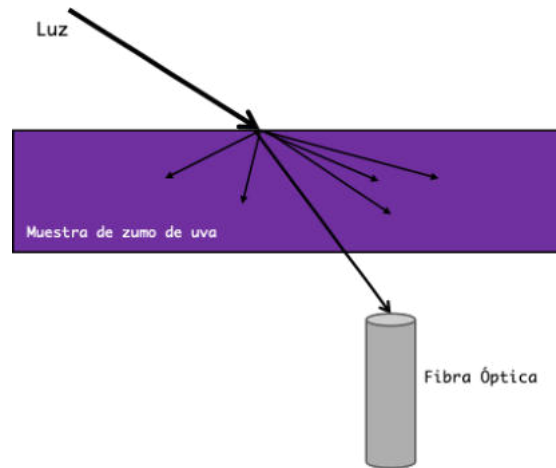


Figura 2.50: Fenómeno de transmisión mixta en una superficie similar al comportamiento óptico del zumo de uva de vino; adaptado de [27] .

longitudes de onda, permitiendo así caracterizar sus propiedades ópticas y químicas [27]. La Figura 2.51 ilustra el fenómeno de reflexión difusa sobre una superficie *semi-gloss*, condición que se asemeja ópticamente al comportamiento del zumo de uva utilizado en este proyecto.

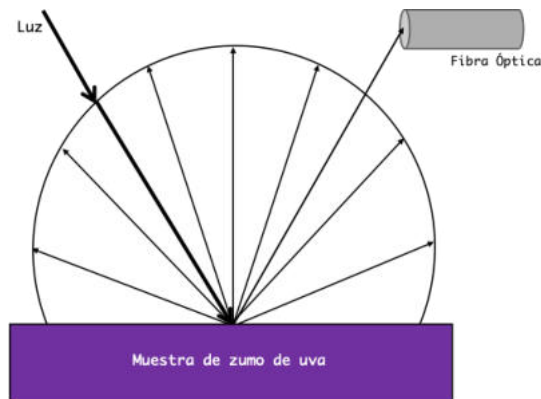


Figura 2.51: Fenómeno de reflexión difusa en una superficie semi-gloss, similar al comportamiento óptico del zumo de uva de vino; adaptado de [27] .

### Cómo se interpreta un espectro

Antes de analizar los espectros de absorción del zumo de uva, es importante comprender brevemente qué representa la longitud de onda. En una onda electromagnética, como la luz, distinguimos propiedades como la **amplitud**, que es la altura desde el eje central hasta la cresta, y está asociada con la *intensidad o brillo* de la luz; y la **longitud de onda** ( $\lambda$ ), que corresponde a la distancia entre dos puntos sucesivos de la onda en fase (por ejemplo, de cresta a cresta o de valle a valle) [95]. Esta última se relaciona directamente con el *color* de la luz. Por otro

lado, la **frecuencia** ( $\nu$ ) indica cuántas longitudes de onda pasan por un punto dado en un segundo, y se relaciona con la longitud de onda mediante la ecuación:

$$c = \lambda\nu$$

donde  $c$  es la velocidad de la luz en el vacío ( $c = 3.00 \times 10^8$  m/s). Esta relación muestra que la longitud de onda y la frecuencia son inversamente proporcionales: a menor longitud de onda, mayor frecuencia.

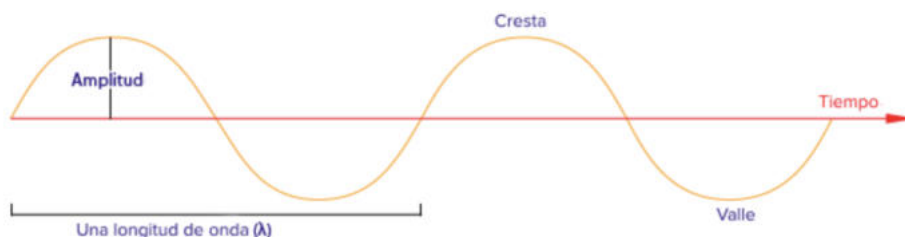


Figura 2.52: Características principales de una onda. Imagen tomada de [95].

Un **espectro** es una representación gráfica que indica cómo una muestra interactúa con la luz en función de la longitud de onda. El eje horizontal (X) indica la distancia para la longitud de onda ( $\lambda$ , en nanómetros), mientras que el eje vertical (Y) representa la intensidad de la señal medida, como *transmitancia*, *absorbancia* o *reflectancia*. En el contexto de la espectroscopía de absorción, los **picos** en el espectro indican las longitudes de onda en las que la muestra absorbe mayor cantidad de luz, lo que permite inferir la presencia de ciertos compuestos. La forma, intensidad y posición de estos picos permiten identificar y comparar características químicas o físicas del material en estudio [2].

En este proyecto, los espectros obtenidos del zumo de uva permiten visualizar cómo cambia la absorción y reflexión de la luz conforme la fruta madura, aportando evidencia complementaria al análisis de color por imágenes y facilitando una caracterización más completa del estado del fruto.

Dado que el enfoque principal de este proyecto se centra en el análisis digital de imágenes y la correlación con datos espectrales, no se abordará en detalle la modulación física de los fenómenos ópticos involucrados ni los fundamentos internos del software de adquisición espectral. Sin embargo, en el siguiente capítulo se explicará a detalle el experimento optoquímico, las características de los espectrómetros utilizados y el uso y resultados obtenidos mediante el software OceanView.

### Importancia del espectro del jugo de uva

El análisis espectral del jugo de uva permite identificar compuestos clave relacionados con el proceso de maduración. Para ello, se trabaja en distintas regiones del espectro electromagnético, cada una asociada a diferentes interacciones entre la luz y los componentes químicos del zumo.

**Región ultravioleta (UV):** Entre los 200 y 400 nm se detecta la presencia de fenoles, flavonoides y otras moléculas aromáticas. Estos compuestos absorben intensamente en el UV, y su concentración puede correlacionarse con la madurez del fruto, ya que se modifican por procesos oxidativos y metabólicos propios del envejecimiento de la uva [45].

**Región visible (VIS):** Entre 400 y 700 nm se ubican los pigmentos responsables del color, como las antocianinas. Estas moléculas se asocian al color rojizo y violeta característico de las uvas tintas, y su intensidad y desplazamiento en longitud de onda se relacionan directamente con el grado de madurez [56].

**Región infrarroja cercana (NIR):** De 700 a 1100 nm, esta zona permite detectar azúcares y sólidos solubles. Por ello, es útil para inferir el contenido de azúcares y humedad, indicadores indirectos de maduración [77].

Durante la maduración, los espectros del zumo de uva muestran cambios en la intensidad y forma de sus picos, especialmente en las regiones asociadas a pigmentos y compuestos fenólicos. En este proyecto, dichos cambios se utilizan para complementar el análisis digital por imágenes, permitiendo validar si las variaciones visuales observadas en el color tienen una correlación con la composición química del fruto. Aunque este análisis no se desarrolla desde una perspectiva química profunda, proporciona una visión más integral del estado de madurez de la uva, facilitando una caracterización más confiable mediante métodos no destructivos. La Tabla 2.9 resume el proceso de medición espectral realizado en este trabajo, mientras que la Figura 2.53 ilustra de forma esquemática el procedimiento seguido para obtener los resultados de este toquímico.

Tabla 2.9: Resumen del proceso de medición espectral aplicado al jugo de uva

<b>Etapas</b>	<b>Descripción del proceso</b>
Fuente de luz	Se emplea una fuente de luz de xenón, la cual emite luz blanca de amplio espectro, adecuada para analizar fenómenos de absorción y reflexión.
Paso por la muestra	La luz incide sobre el jugo de uva contenido en una cubeta de plástico. Para ambos métodos (absorción o reflexión), se utiliza la misma cubeta y muestra.
Captura de luz transmitida o reflejada	Una fibra óptica recoge la luz que ha atravesado o sido reflejada por el jugo, dependiendo del fenómeno óptico que se desea registrar, y la dirige hacia el espectrómetro.
Registro con espectrómetro	El espectrómetro separa la luz en sus componentes espectrales, es decir, por longitud de onda.
Obtención del espectro	El software OceanView muestra el espectro de transmisión o reflexión. Al comparar con el espectro base (cubeta vacía), se calcula el espectro de interés.

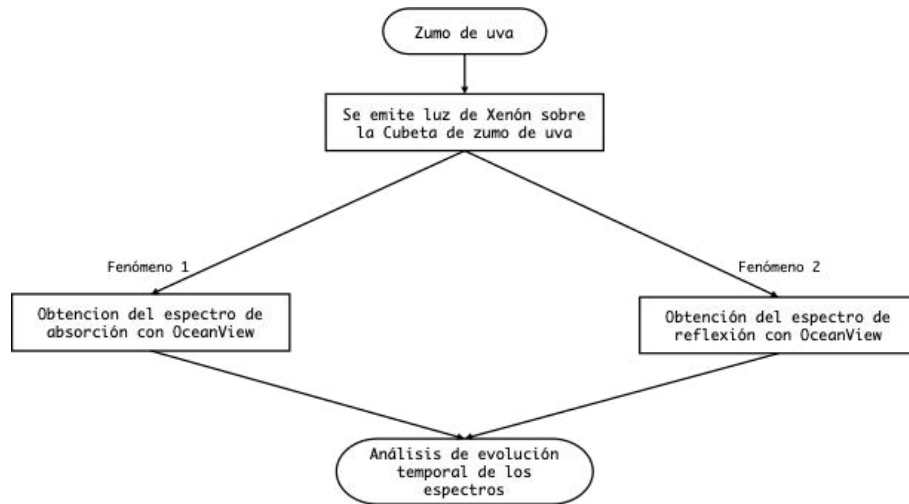


Figura 2.53: Diagrama de flujo del proceso de medición espectral aplicado al zumo de uva, mostrando las rutas de absorción y reflexión y su análisis posterior.

# Capítulo 3

## Desarrollo de investigación

### 3.1. Diseños experimentales

El trabajo experimental de este proyecto es el eje central de la tesis, ya que todos los resultados que se presentan en el capítulo 4 fueron obtenidos a partir de tres experimentos diseñados para esta investigación. Se desarrolló un experimento óptico para la adquisición de imágenes, un experimento químico para determinar parámetros de pH y contenido de azúcares, y un experimento optoquímico para registrar los espectros de absorción del zumo de uva.

Cada uno de estos experimentos permite analizar de forma individual la evolución de ciertas características de la uva, como el color, la textura, la acidez, el contenido de azúcar o la interacción del zumo con la luz absorbida. En conjunto, los tres experimentos proporcionan una caracterización más completa y multifactorial del estado de madurez de la uva. A continuación se presentará la descripción de cada experimento, su diseño y sus componentes, acompañados de ilustraciones que muestran con detalle la captura de datos correspondiente.

#### 3.1.1. Experimento óptico

En el marco de esta investigación se diseñó un sistema de adquisición de imágenes al que llamamos caja blanca reflectora de luz (CBRL). A lo largo de este capítulo y en los anteriores, nos referiremos a él con esta sigla. El prototipo fue concebido para seguir los cambios físicos de las uvas a lo largo de los días, observando características como el color, el tamaño y la textura. De manera complementaria, el sistema registra la temperatura y la humedad del ambiente, de modo que cada fotografía queda acompañada de la información de las condiciones naturales en que fue tomada. Conviene señalar que dichas condiciones no se controlan, únicamente se registran.

La CBRL cuenta con tres fuentes de luz, lo que da origen a su nombre. La iluminación es clave para obtener imágenes útiles y consistentes, por ello se incluyó un anillo de luces LED en la parte superior, lámparas fluorescentes bajo el piso de acrílico de la caja y reflectores LED orientados hacia sus paredes blancas. Con este arreglo es posible capturar imágenes utilizando cada fuente de luz por separado o

combinándolas, lo que permite resaltar distintos aspectos de la superficie de la uva según cómo la luz interactúa con ella.

El sistema fue diseñado como semi-automatizado. Permite programar secuencias de captura a intervalos de tiempo con parámetros de cámara previamente definidos, lo cual hace posible el registro continuo durante varios días. Al mismo tiempo, ofrece la opción de conexión remota al equipo de cómputo, de manera que los parámetros y disparos de la cámara digital puedan manipularse en tiempo real. La iluminación, sin embargo, no se automatizó por completo en esta etapa. Para ello se recurrió a un interruptor inteligente WiFi de dos vías que permite encender y apagar las luces desde una aplicación móvil.

Aunque la aplicación ofrece la posibilidad de programar horarios, la necesidad de realizar varias tomas en un mismo día con diferentes combinaciones de luz complica la automatización total. Aun así, esta configuración resulta adecuada: requiere cierta intervención manual, pero garantiza que la iluminación sea la correcta en cada captura, mientras que los parámetros de la cámara permanecen fijos para todo un conjunto de muestras, independientemente de los cambios en la iluminación, la temperatura o la humedad.

Este experimento se describirá en tres apartados: primero, la disposición física de los elementos y materiales del arreglo experimental; después, el detalle de los componentes utilizados; y finalmente, la metodología aplicada para el registro, captura y manipulación de las uvas seleccionadas.

### **Arreglo experimental**

El diseño del experimento se apoya en dos ejes fundamentales: la construcción de la CBRL como entorno controlado para el registro fotográfico ( ver Figura 3.1 ) y la configuración de la cámara digital. Ambos elementos trabajan de manera conjunta para asegurar imágenes con calidad consistente, lo que permite mantener la reproducibilidad a lo largo del estudio. El montaje se encuentra en el Laboratorio del Cuerpo Académico Comunicaciones e Instrumentación Electrónica" de la Facultad de Ingeniería, Arquitectura y Diseño de la Universidad Autónoma de Baja California, en un espacio acondicionado para reducir la entrada de luz ambiental y minimizar la presencia de polvo.

En la parte superior de la CBRL se instaló la cámara NIKON D5100, alimentada de forma continua con un adaptador de batería para evitar interrupciones como se observa en la Figura 3.2. Esta cámara permanece conectada a una computadora de uso exclusivo y es operada mediante el software Camera Control Pro de NIKON.

El sistema de iluminación constituye un aspecto esencial de la CBRL. En la base, bajo un piso de acrílico blanco, se integraron dos lámparas tubulares de luz fluorescente. Aunque no permiten modificar ni color ni intensidad, proporcionan una iluminación homogénea desde la parte inferior. En la parte superior interna, rodeando el lente de la cámara, se colocó un anillo de luces LED capaz de emitir luz



Figura 3.1: El inciso a) muestra la Caja blanca reflectora de luz y el b) la puerta de manipulación del experimento.

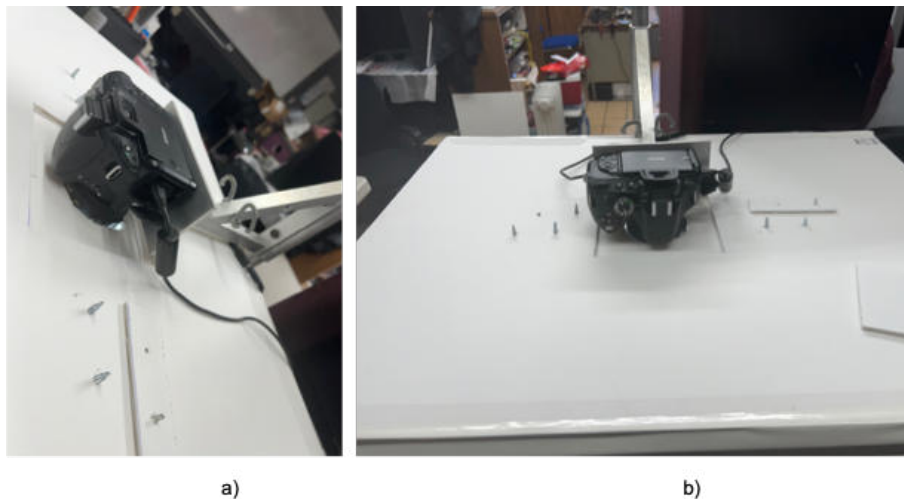


Figura 3.2: Conexiones de datos y corriente eléctrica de la cámara NIKON D5100.

blanca, amarilla o azul, con tres niveles de intensidad para cada color, ver Figura 3.3. Como complemento, en el piso de acrílico se dispusieron dos reflectores LED orientados hacia las paredes laterales de la caja, lo que genera luz difusa sin incidir directamente sobre las uvas. Estos reflectores también permiten alternar colores e intensidades, aunque para este experimento se seleccionó la luz blanca al nivel máximo en conjunto con el anillo superior, manteniendo dicha configuración durante todo el proceso de captura.

En la pared trasera de la caja se instalaron sensores de temperatura y humedad, cuyo registro continuo asegura que cada imagen quede vinculada a los valores medidos de las condiciones ambientales presentes en el momento de la captura, ver Figura 3.4.



Figura 3.3: Iluminación por medio de luz LED.



Figura 3.4: Sensor de humedad y temperatura.

Para sostener las muestras se diseñó una estructura sencilla pero efectiva: dos rodillos de nylon blanco suspendidos del techo de la caja mediante tubería de PVC del mismo color como se muestra en las Figuras 3.5 y 3.6. Al mantener a las uvas elevadas, se evita el contacto con la base de la caja o con superficies que pudieran ejercer presión indebida y acelerar su proceso de maduración. De esta forma, las uvas descansan en un soporte neutro, libre de interferencias externas. Una vez colocadas, no se manipulan nuevamente, lo que permite que su evolución natural (ya sea hacia la maduración o la descomposición) quede registrada de manera fiel en cada captura.

Las figuras incluidas en esta sección muestran el experimento desde diferentes ángulos, destacando tanto su estructura interna como externa. En particular, la Figura 3.7 combina fotografías reales con esquemas explicativos que permiten visualizar, de manera integral, la disposición de los principales elementos de la CBRL y su interacción durante el proceso de captura.

La descripción de cada uno de los componentes principales de este arreglo experimental se muestra en la Tabla A.1 del apéndice A.



Figura 3.5: Rodillos de acrílico blanco para la colocación de las uvas.



Figura 3.6: Tubería de PVC para la sujeción de los rodillos.

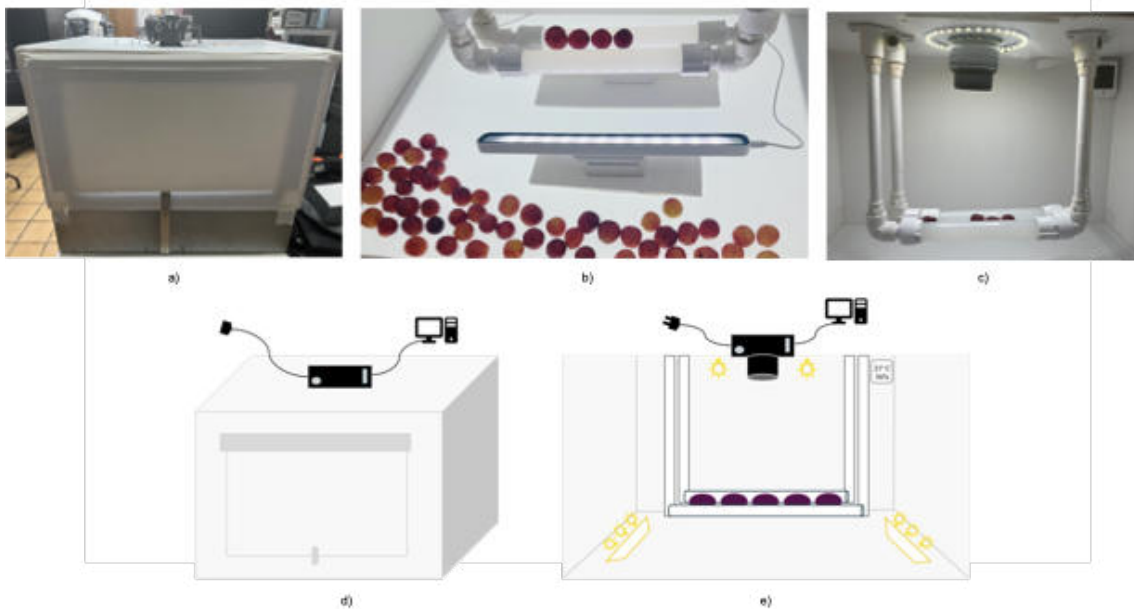


Figura 3.7: Sistema de adquisición de imágenes CBRL. Las imágenes (a), (b) y (c) muestran el montaje real correspondiente a: vista exterior, iluminación inferior y configuración interna con cámara y rodillos respectivamente. Las ilustraciones (d) y (e) esquematizan: vista externa de la caja conectada a la computadora, y disposición interna con cámara, sensores, fuentes de luz y soporte de muestras respectivamente.

**Control del sistema de adquisición** Para la adquisición de imágenes se utilizó una cámara réflex digital (DSLR) Nikon D5100, esta cámara ofrece la posibilidad de controlar manualmente los parámetros de exposición (obturador, diafragma e ISO), lo que la hace adecuada para estudios científicos que requieren consistencia, precisión y repetitividad. Además, su compatibilidad con el software *Camera Control Pro* permitió el disparo remoto y la configuración automatizada desde una computadora, aspecto clave para mantener condiciones constantes durante todo el experimento.

La Figura 3.8 muestra la interfaz del programa *Camera Control Pro* que permite ajustar sus parámetros y programar secuencias de disparo automático en intervalos definidos, logrando así series de imágenes extendidas a lo largo de varios días. Por su parte, la Tabla 3.1 resume los parámetros óptimos seleccionados tras una serie de pruebas preliminares, considerando las condiciones lumínicas y estructurales de la CBRL.

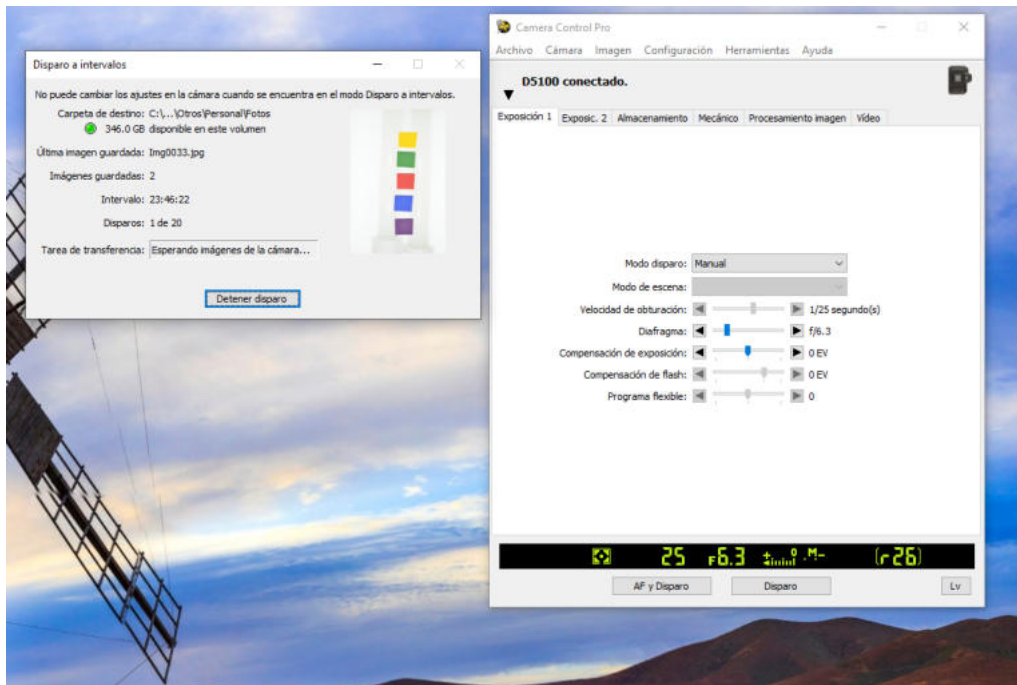


Figura 3.8: Interfaz del programa Camera Control Pro utilizada para el control remoto de la cámara

### Metodología del experimento óptico

Las muestras se seleccionaron de un mismo brazo, zarcillo y racimo de la vid, con el fin de mantener homogeneidad en sus características físicas y químicas al compartir el mismo origen de alimentación; la Figura 3.9 es un ejemplo de un grupo de uvas listas para ingresar a la CBRL . Una vez adquiridas, las bayas se trasladaron directamente a la CBRL, donde se dispusieron en dos posiciones: tres o cuatro uvas sobre los rodillos centrales y el resto sobre la placa de acrílico en el piso de la caja. Tras el cierre, la CBRL permaneció oscura y sellada, libre de polvo, corrientes de aire o contaminación externa.

Tabla 3.1: Parámetros fotográficos óptimos utilizados en la cámara NIKON D5100 para capturar imágenes nítidas y representativas del color y textura de las bayas bajo iluminación controlada en la CBRL.

Parámetro	Configuración
Velocidad de obturación	1/25 s
Apertura	f/6.3
ISO	100
Modo de enfoque	Manual
Compensación de exposición	+1/3 EV
Medición	Matricial
Compensación del flash	0 EV
Modo de flash	Posterior



Figura 3.9: Selección de uvas del mismo racimo para estudio de maduración correspondiente al grupo 6.

El proceso de registro se repitió diariamente, con dos capturas por grupo: una bajo iluminación superior (anillo LED) y otra bajo iluminación inferior (fluorescentes y reflectores). Cada imagen quedó asociada a metadatos que incluían grupo de uvas, tipo de iluminación, temperatura, humedad, fecha y hora de captura. El sistema de nomenclatura empleado siguió el formato G6\_D\_H73\_T22\_27SEP2024\_10AM, donde G6 corresponde al grupo, D (down) o U (upper) identifica la fuente de luz, H73 indica 73 % de humedad relativa, T22 temperatura de 22 °C, seguido de la fecha y hora de captura.

Cada grupo fue fotografiado durante un periodo de 15 a 20 días consecutivos, hasta que las bayas alcanzaron un estado avanzado de maduración o comenzaban a colapsar por deshidratación y podredumbre. Una vez concluido este ciclo, el grupo se reemplazaba por otro bajo las mismas condiciones experimentales. En total, se analizaron siete grupos de uvas rojas, lo que generó alrededor de 560 imágenes válidas

para el análisis de madurez mediante técnicas de procesamiento digital.

Tabla 3.2: Protocolo resumido del experimento óptico (paso a paso).

<b>Paso</b>	<b>Procedimiento</b>
1. Selección	Adquirir uvas de un mismo brazo–zarcillo–racimo.
2. Colocación	Colocar 3–4 bayas sobre los rodillos centrales y el resto sobre la placa de acrílico del piso de la CBRL.
3. Aislamiento	Cerrar la CBRL para mantener libre de polvo y corrientes de aire; no manipular las muestras durante el estudio.
4. Configuración	Fijar parámetros de cámara (ISO, obturación, apertura, balance) y mantenerlos constantes para todos los grupos.
5. Programación	Programar la rutina diaria con <i>Camera Control Pro</i> ; preparar dos disparos por sesión (superior e inferior).
6. Captura diaria	Realizar dos capturas del grupo en estudio por día: (U) iluminación superior con anillo LED; (D) iluminación inferior con fluorescentes + reflectores.
7. Metadatos	Registrar en cada archivo: grupo, tipo de luz (U/D), humedad (%), temperatura (°C), fecha y hora. Ejemplo de nombre: G6_D_H73_T22_27SEP2024_10AM.
8. Duración	Repetir el registro durante 15–20 días hasta maduración avanzada/colapso.
9. Ciclos	Al terminar un grupo, introducir uno nuevo bajo las mismas condiciones.

### 3.1.2. Experimento químico

Caracterizar la maduración de la uva implica analizar de manera integral tanto las variables externas de tipo fisiológico como las variables internas de naturaleza química, con el fin de determinar un estado de madurez más confiable para la uva destinada a vinificación. En este sentido, medir parámetros fundamentales como el pH y el contenido de azúcares resulta primordial para tomar decisiones sobre la etapa de maduración del fruto y sus procesos posteriores dentro del ciclo de vida de la uva de vino.

Con este propósito se diseñó un experimento químico que, mediante el uso de equipo básico de laboratorio, permitió medir dichos parámetros y generar una base de datos con registros asociados a cada una de las imágenes capturadas en el experimento óptico. De esta forma, por cada fotografía adquirida dentro de la CBRL se cuenta también con un registro correspondiente de pH, grados Brix e índice de refracción del zumo de uva obtenido en ese mismo día. El objetivo de esta estrategia es disponer de los elementos necesarios para correlacionar, de manera conjunta, los cambios externos e internos que experimenta la uva durante su proceso de madu-

ración. A continuación, se describen los componentes del experimento químico, así como la metodología aplicada para garantizar datos confiables y reproducibles.

### Arreglo experimental

Sobre la mesa óptica se montaron dos experimentos: el optoquímico y el químico. Para este último, se reforzó térmicamente la sección destinada a la manipulación de líquidos, con el fin de garantizar condiciones seguras y estables durante las pruebas. La mesa cuenta además con un espacio de almacenamiento en el que se resguardan los instrumentos, los reactivos químicos, la cristalería y los consumibles necesarios para realizar las pruebas diarias. A continuación, se presentan dos figuras; La Figura 3.11 corresponde al esquema del experimento químico, en el cual se aprecia la disposición general de la mesa y el área exclusiva destinada a las pruebas químicas. La Figura 3.10 muestra una captura real del montaje experimental.



Figura 3.10: Montaje real del experimento químico para obtener el pH, grados Brix e índice de refracción del zumo de uva.

La descripción de cada uno de los componentes principales de este arreglo experimental se muestra en la Tabla A.2 del apéndice A.



Figura 3.11: Esquema del experimento químico.

### Metodología del experimento químico

Cada día, de manera paralela a la captura fotográfica en la CBRL, se realizó la extracción y análisis químico de un subconjunto de uvas con el fin de obtener parámetros internos de madurez. Para ello, se seleccionaron entre 5 y 8 bayas del conjunto dispuesto sobre la placa de acrílico, las cuales se retiraban cuidadosamente con guantes estériles y se colocaban en una bolsa Ziploc nueva. En su interior, las uvas se trituraban manualmente hasta liberar el zumo y la pulpa, evitando en lo posible dañar las semillas como se muestra en la Figura 3.12.

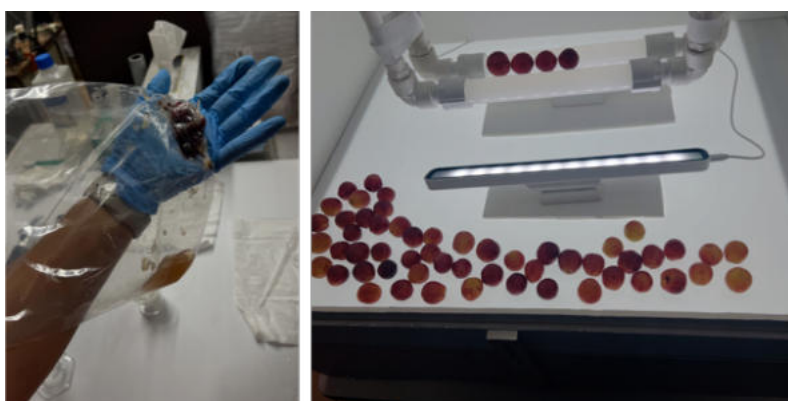


Figura 3.12: Selección y trituración de uvas para extraer el zumo.

El contenido obtenido se filtraba con un embudo provisto de papel de filtro, decantando el líquido hacia una probeta de vidrio. Con ayuda de una espátula se

removía suavemente la pulpa hasta obtener un zumo limpio, de aspecto rosado, libre de restos sólidos gruesos. Posteriormente, el líquido filtrado se transfería a un vaso de precipitados de 25 mL para proceder con las mediciones como se observa en la Figura 3.13 .

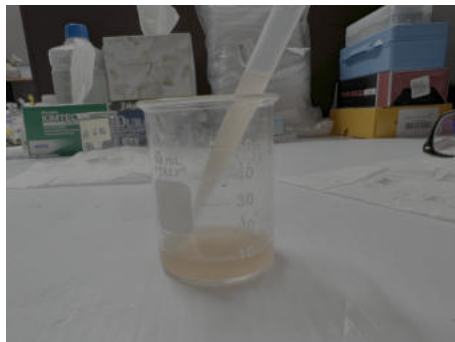


Figura 3.13: Zumo final listo para mediciones químicas y optoquímicas.

Previamente a cada jornada experimental se calibraban los dos medidores de pH, utilizando soluciones buffer de referencia (pH 4.00, 6.86 y 9.18), estos pasos pueden observarse en las Figuras 3.14 y 3.15 . Tras la calibración, los electrodos se enjuagaban con agua destilada y se preparaban para la medición. Una vez estabilizada la muestra (15–20 mL), se introducían ambos pH-metros y se registraban las dos lecturas. Estos valores se almacenaban en una base de datos en Excel junto con: el código de la fotografía asociada (ejemplo: G6\_D\_H73\_T22\_27SEP2024\_10AM, la hora de la muestra, la temperatura del zumo y un hipervínculo a la carpeta de la imagen correspondiente.



Figura 3.14: Calibración de pH-metro blanco por medio de buffers preparados.



Figura 3.15: Calibración de pH-metro amarillo por medio de buffers preparados para 4.0, 6.86 y 9.18 de pH.

De manera alterna, se calibraba el refractómetro digital con agua destilada estéril y se corroboraba la medición con un refractómetro manual. Para ello, con pipetas plásticas se depositaban gotas de zumo en los prismas de ambos instrumentos como se muestra en la Figura 3.16, registrando los valores de grados Brix en la misma base de datos. Así se disponía de mediciones dobles tanto para pH como para contenido de azúcares, con el fin de aumentar la confiabilidad.



Figura 3.16: Medición de sólidos solubles totales (°Brix) en la muestra de zumo de uva del día, utilizando un refractómetro digital.

Finalmente, toda la cristalería e instrumentos empleados eran lavados, secados y almacenados nuevamente, mientras que los residuos líquidos eran desechados conforme a las normas de seguridad del laboratorio de química de la facultad. La Tabla

3.3 resume de manera esquemática los pasos seguidos durante cada prueba química. El remanente de zumo, tras estas pruebas, se destinaba al experimento optoquímico.

Cabe señalar que, en las primeras sesiones, se evaluó la posible variación del pH con el tiempo mediante mediciones repetidas cada 5–10 minutos en un intervalo de 1 hora. Al comprobarse que los valores permanecían estables, se estableció un protocolo en el que las mediciones se realizaban únicamente una vez por día, en un periodo aproximado de una hora, siempre a la misma hora del día para minimizar la influencia de variaciones ambientales.

Tabla 3.3: Protocolo del experimento químico.

<b>Paso</b>	<b>Procedimiento</b>
1. Selección	Retirar diariamente 5–8 uvas de la CBRL con guantes estériles.
2. Triturado	Colocar las uvas en una bolsa Ziploc y triturarlas para liberar el zumo y la pulpa.
3. Filtrado	Verter el contenido sobre un embudo con papel filtro y recoger el zumo limpio en una probeta.
4. Preparación	Transferir 15–20 mL del zumo a un vaso de precipitados de 25 mL para las mediciones.
5. Calibración de pH	Calibrar dos pH-metros con buffers de pH 4.00, 6.86 y 9.18.
6. Medición de pH	Introducir ambos pH-metros en la muestra y registrar los dos valores en la base de datos junto con temperatura, hora y código de foto asociado.
7. Calibración de Brix	Calibrar el refractómetro digital con agua destilada y preparar el refractómetro manual para comparación.
8. Medición de Brix	Depositar gotas de zumo con pipeta en ambos refractómetros; registrar lecturas digitales y manuales en la base de datos.
9. Registro de datos	Guardar todos los valores en Excel: código de foto, hora de muestreo, pH1, pH2, Brix digital, Brix manual, temperatura y enlace al archivo.
11. Limpieza	Lavar, secar y almacenar la cristalería; desechar residuos líquidos conforme a las normas de seguridad del laboratorio.
12. Repetición	Repetir el procedimiento diariamente a la misma hora durante todo el ciclo del grupo de uvas.

### 3.1.3. Método alternativo: Ensayo de Fenol-Ácido Sulfúrico (Dubois)

Con el fin de corroborar la confiabilidad de las mediciones de sólidos solubles (°Brix) obtenidas con los refractómetros digitales y manuales, se aplicó de manera complementaria el método colorimétrico de Fenol-Ácido Sulfúrico (Dubois). Este procedimiento, ampliamente reconocido en bioquímica y análisis de alimentos, permite una cuantificación directa y altamente precisa de los azúcares totales presentes en la muestra.

Si bien este método implica un mayor tiempo de preparación, el uso de reactivos peligrosos y equipo especializado, sus resultados constituyen un punto de referencia sólido para validar la exactitud de instrumentos más prácticos y rápidos como los refractómetros. En este proyecto se utilizó únicamente como técnica de verificación, confirmando que las lecturas de los refractómetros se encontraban dentro de un intervalo muy cercano al obtenido mediante este método más exacto.

La descripción de cada uno de los componentes principales de este ensayo experimental se muestra en la Tabla A.3 del apéndice A.

#### Metodología del ensayo Dubois

Inicialmente se preparó una curva de calibración empleando soluciones estándar de glucosa (0–100  $\mu\text{g}/\text{mL}$ ) en diferentes diluciones, todas procesadas por triplicado y acompañadas de blancos con agua destilada como se muestra en la Figura 3.17. Cada ensayo consistió en tomar 2 mL de muestra (o dilución correspondiente), añadir 1 mL de fenol al 5 %, seguido de 5 mL de ácido sulfúrico concentrado, cuidando que el ácido se vertiera directamente sobre la mezcla. Los tubos se dejaron en reposo por 10 minutos, se agitaron en vortex durante 30 segundos, y posteriormente se mantuvieron en un baño de agua a 25–30  $^{\circ}\text{C}$  por 10–20 minutos, ver Figura 3.18.

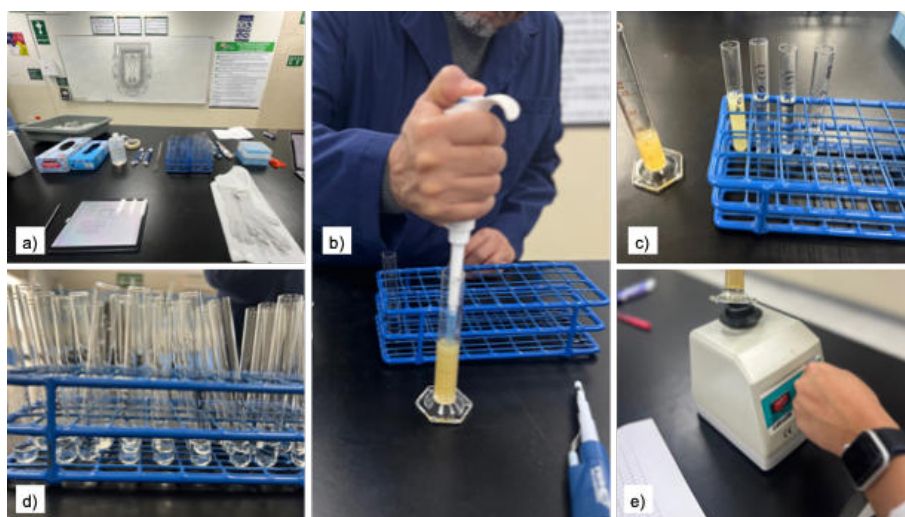


Figura 3.17: Imágenes reales del ensayo Fenol-Ácido Sulfúrico. Inciso a) preparación de materiales; incisos b) y c) preparación de la muestra de zumo de uva; inciso d) blancos del ensayo; inciso e) agitación de las muestras en vortex.

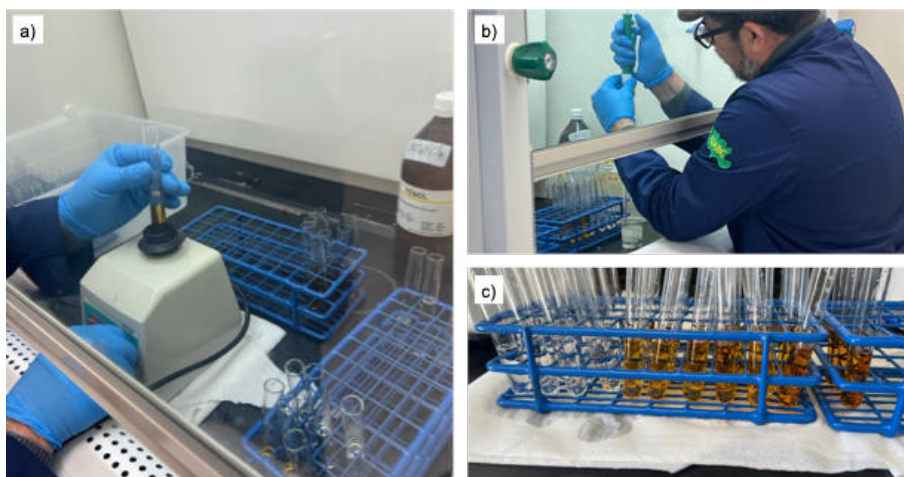


Figura 3.18: Imágenes reales del ensayo Fenol-Ácido Sulfúrico. Inciso a) agitación en vortex de los tubos correspondientes a los blancos con reactivo; inciso b) adición de ácido sulfúrico en los blancos del ensayo; inciso c) tonalidades de solución obtenidas para la curva de calibración.

Finalmente, la absorbancia de cada tubo se midió en el espectrofotómetro a 490 nm, registrando los datos en triplicado para cada muestra y para cada blanco como se muestra en la Figura 3.19. Los reactivos utilizados fueron desechados conforme a las normas de seguridad química, y el material de vidrio empleado se limpió inmediatamente después del procedimiento. Los datos de absorbancia se capturaron en hojas de cálculo electrónicas (Excel) y posteriormente se procesaron para obtener la concentración de glucosa de la muestra de zumo de uva a partir de la curva de calibración. La Tabla 3.4 resume de manera esquemática este ensayo.

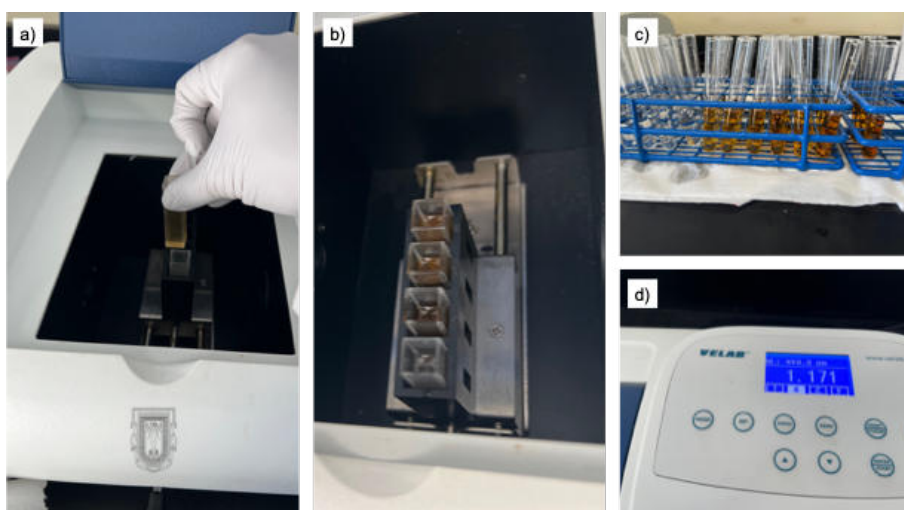


Figura 3.19: Imágenes reales del ensayo Fenol-Ácido Sulfúrico. Inciso a) colocación de cubetas en el espectrofotómetro UV-Vis; inciso b) tres muestras y un blanco utilizados en cada medición a 490 nm; inciso c) tonalidades de solución para la curva de calibración y muestra de zumo de uva; inciso d) resultados generados por el espectrofotómetro y su registro en Excel.

Tabla 3.4: Protocolo del método Fenol-Ácido Sulfúrico (Dubois) aplicado al análisis de azúcares totales en muestras de uva.

<b>Etapas</b>	<b>Procedimiento</b>
1. Preparar curva de calibración	Preparar soluciones estándar de glucosa (0–100 µg/mL) en diferentes diluciones, procesadas por triplicado junto con blancos de agua destilada.
2. Preparar muestra de zumo	Tomar 2 mL de extracto de uva (o dilución correspondiente) y colocarlo en un tubo de ensayo limpio.
3. Adición de reactivos al zumo	Añadir 1 mL de fenol al 5 % y posteriormente 5 mL de ácido sulfúrico concentrado, procurando verter el ácido directamente sobre la mezcla.
4. Reposo inicial	Dejar reposar la mezcla durante 10 minutos a temperatura ambiente.
5. Agitación	Agitar la mezcla durante 30 segundos en vortex.
6. Incubación en baño	Colocar los tubos en un baño de agua a 25–30 °C durante 10–20 minutos.
7. Lectura espectrofotométrica	Medir la absorbancia de las muestras en un espectrofotómetro UV-Vis a 490 nm.
8. Captura de datos	Registrar las lecturas de absorbancia en hojas de Excel por triplicado para cada muestra y cada blanco.
9. Limpieza y desecho de reactivos	Lavar el material de vidrio inmediatamente después de su uso y desechar los químicos conforme a las normas de seguridad del laboratorio.
10. Análisis de resultados	Calcular la concentración de azúcares totales a partir de la curva de calibración y comparar con los valores de °Brix obtenidos con refractómetros.

### 3.1.4. Experimento optoquímico

Este experimento se considera de carácter optoquímico porque mide, de manera óptica, la interacción de la luz con el zumo de uva mediante los fenómenos de absorción y reflexión registrados a través de un espectrofotómetro. Para poder llevarlo a cabo es indispensable realizar previamente el procedimiento químico, con el fin de obtener un zumo limpio y filtrado, listo para su análisis en un vaso de precipitados.

La relevancia de este experimento radica en que complementa la evaluación física y química de la uva. No solo se registran características externas como el color y la textura de la piel, ni únicamente parámetros internos como el pH y los grados Brix, sino que también se estudia como el zumo modifica su comportamiento óptico conforme avanza la maduración. Dichos cambios se reflejan en variaciones en la absorción a longitudes de onda asociadas a compuestos como taninos, antocianinas y sólidos solubles, lo que permite observar de manera indirecta el proceso de

maduración a través de técnicas espectroscópicas.

### Arreglo experimental

Para el montaje, se diseñó una caja oscura ubicada sobre la misma mesa óptica, junto al área destinada al experimento químico. En su interior se colocaron los espectrómetros, la fuente de luz de xenón, las fibras ópticas y la fijación para la cubeta plástica con el zumo de uva. La caja permanece semi-sellada para evitar la entrada de luz externa, de modo que las mediciones no se vean alteradas. En la parte frontal, el acceso se resguarda con una cortina triple de color negro, que bloquea el paso de la luz del laboratorio, pero que permite la manipulación de las muestras durante el procedimiento.

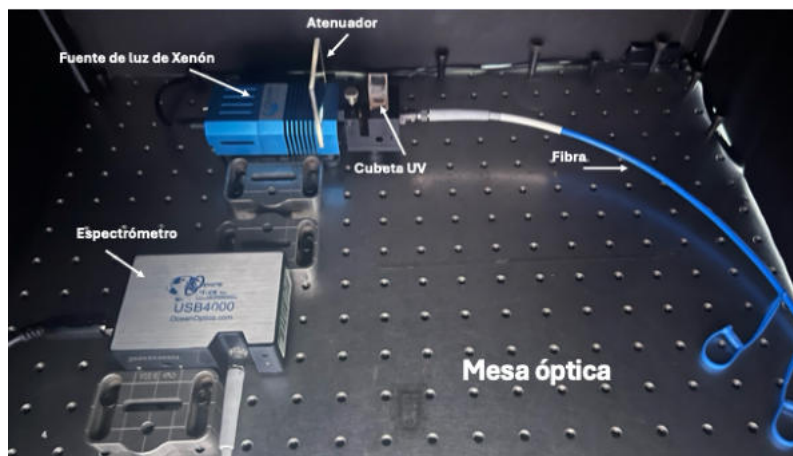


Figura 3.20: Disposición real del experimento optoquímico en la mesa óptica.

A continuación, se presenta un esquema del arreglo experimental que muestra la disposición de los instrumentos y fibras dentro de la caja oscura, ver Figura 3.22, así como fotografías reales del montaje desarrollado en este trabajo que se muestran en la Figura 3.20 y Figura 3.21.

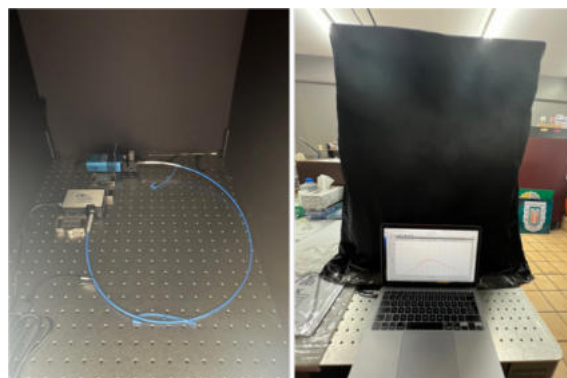


Figura 3.21: Vista del montaje experimental optoquímico empleado para la medición de los espectros de absorción y reflexión del zumo de uva.

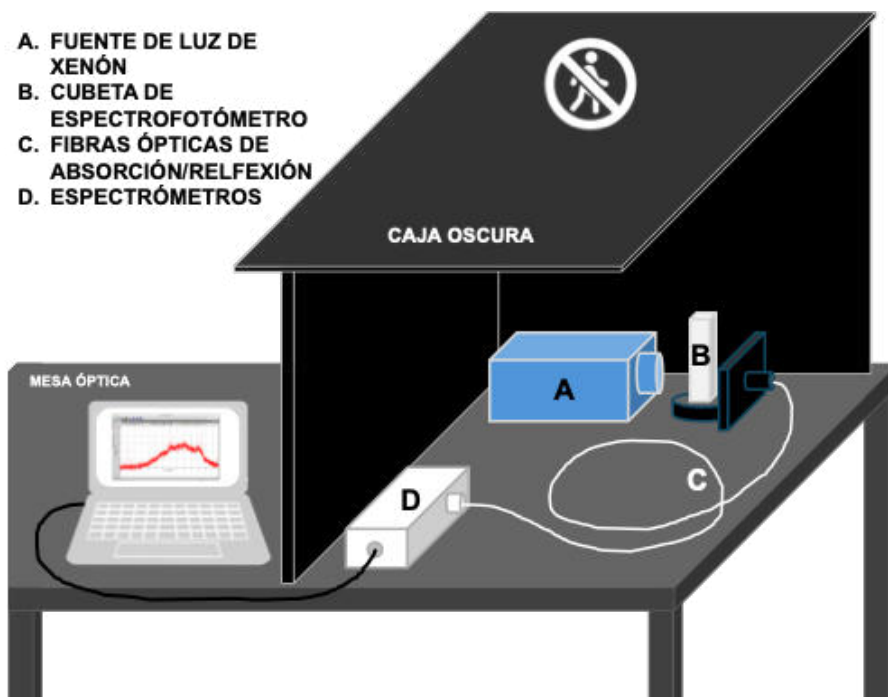


Figura 3.22: Esquema del montaje optoquímico utilizado para registrar los espectros de absorción y reflexión del zumo de uva.

La descripción de cada uno de los componentes principales de este ensayo experimental se muestra en la Tabla A.4 del apéndice A.

### Metodología del experimento optoquímico

La obtención de espectros se realiza dentro de una caja oscura para evitar interferencias externas y bajo condiciones controladas de manipulación con guantes. Primero se enciende la fuente de luz halógena de tungsteno junto con los espectrómetros, verificando en el software OceanView la correcta transmisión y detección del espectro de referencia. Una vez confirmada la señal, se registran los datos iniciales en Excel y se toman capturas de la gráfica generada. Posteriormente se coloca una cubeta limpia y vacía como se muestra en la Figura 3.23, seguida de otra con agua destilada inyectable, repitiendo en ambos casos el registro de espectros y la exportación de datos (siempre se utiliza la misma cubeta).

Con la cubeta calibrada, se introduce la muestra de jugo de uva filtrado en una celda limpia mediante pipeta y se mide el espectro correspondiente, capturando gráficas, picos y anchos a media altura (FWHM) reportados por el software. Tras completar la serie con el espectrómetro USB4000, se reemplazaron fibras y se utiliza el espectrómetro STS-UV para repetir el procedimiento en la región ultravioleta, ver Figura 3.23. Finalmente, se almacenan todos los datos en Excel, donde se aplican operaciones matemáticas de corrección y normalización para obtener los espectros limpios del jugo de uva. Al concluir, se apagan los equipos, se limpia el material y se asegura el cierre adecuado de la caja oscura.

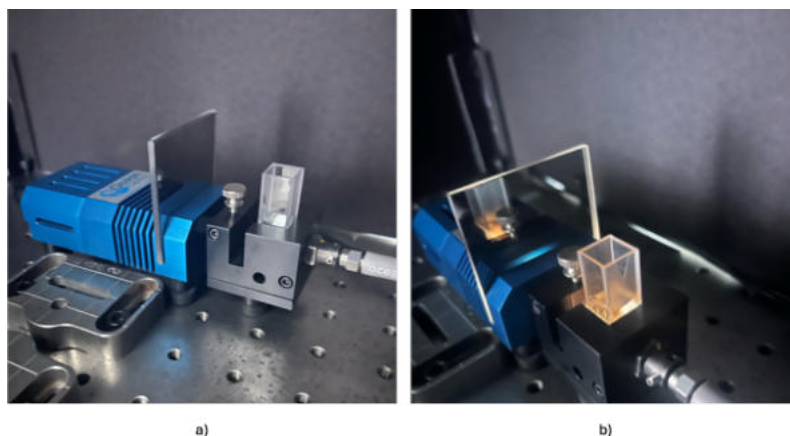


Figura 3.23: la imagen del inciso a) muestra la lectura del espectro con la cubeta vacía y el inciso b) muestra la fuente de luz que atraviesa la cubeta con zumo de uva, ambas, colocadas en el portaceldas conectado a la fibra óptica del espectrómetro de absorción.

La Tabla 3.5 muestra, de forma resumida, los pasos seguidos en la metodología para la adquisición de espectros de absorción y reflexión del zumo de uva, utilizando los softwares OceanView y Excel Office.

Tabla 3.5: Metodología del experimento de espectros.

Paso	Procedimiento
1. Encendido	Verificar en OceanView la correcta transmisión y detección del espectro de referencia.
2. Registro inicial	Guardar los datos del espectro de referencia en Excel y tomar capturas de la gráfica generada.
3. Cubeta vacía	Colocar la cubeta limpia y vacía en el portaceldas, medir el espectro y exportar los datos a Excel.
4. Agua destilada	Medir con la cubeta llena de agua limpia, registrando los datos y capturando la gráfica del espectro.
5. Muestra de zumo	Introducir el jugo de uva filtrado en la cubeta limpia; medir el espectro y registrar gráficas, picos y FWHM.
6. Región ultravioleta	Sustituir fibras ópticas y repetir todo el procedimiento con el espectrómetro STS-UV para cubrir la región UV.
7. Finalización	Apagar los equipos y realizar el cierre adecuado de la caja oscura; limpiar la cristalería utilizada.

## 3.2. Desarrollo de Algoritmos y Herramientas de Análisis

En esta sección se presentan los algoritmos y procedimientos prácticos desarrollados para el análisis de las muestras de uva. Si bien en el marco teórico ya se

explicaron los fundamentos matemáticos y se mostraron los diagramas de proceso, aquí se expone la implementación concreta de cada herramienta. Para cada caso se incluye el pseudocódigo correspondiente y un diagrama de flujo que resume su funcionamiento. De manera complementaria, se describen los procedimientos de análisis de datos químicos en Excel y la evaluación de espectros con el software Oceanview.

### **3.2.1. Algoritmos de segmentación de imágenes de uvas**

Como se mencionó en el marco teórico, el procesamiento de imágenes se dividió en dos etapas: básica y avanzada. La etapa básica corresponde a la preparación de las imágenes para su posterior análisis de color, lo cual incluye la creación de máscaras, la segmentación de las uvas, el recorte de cada fruto de manera individual y el cálculo de su área. La etapa avanzada corresponde al análisis de color de las imágenes recortadas en la etapa básica, donde se realiza el cálculo de las coordenadas CIELab, la generación de las gráficas de tono y croma, así como el análisis de rugosidad. Los algoritmos completos pueden revisarse en el Apéndice C.

### Algoritmo 1: Recorte automático de uvas en imágenes

Este algoritmo procesa fotografías que contienen varias uvas (tres o cuatro), identifica las regiones correspondientes a cada fruto y genera recortes individuales. Los recortes se guardan en la misma carpeta de origen, con un nombre que conserva la relación con la imagen original. El orden de los recortes inicia desde la uva superior (Uva 1) y continúa hacia abajo. La Figura 3.24 muestra el diagrama de flujo del Algoritmo 1; el seudocódigo y el código en Python pueden consultarse en los apéndices B y C, respectivamente.

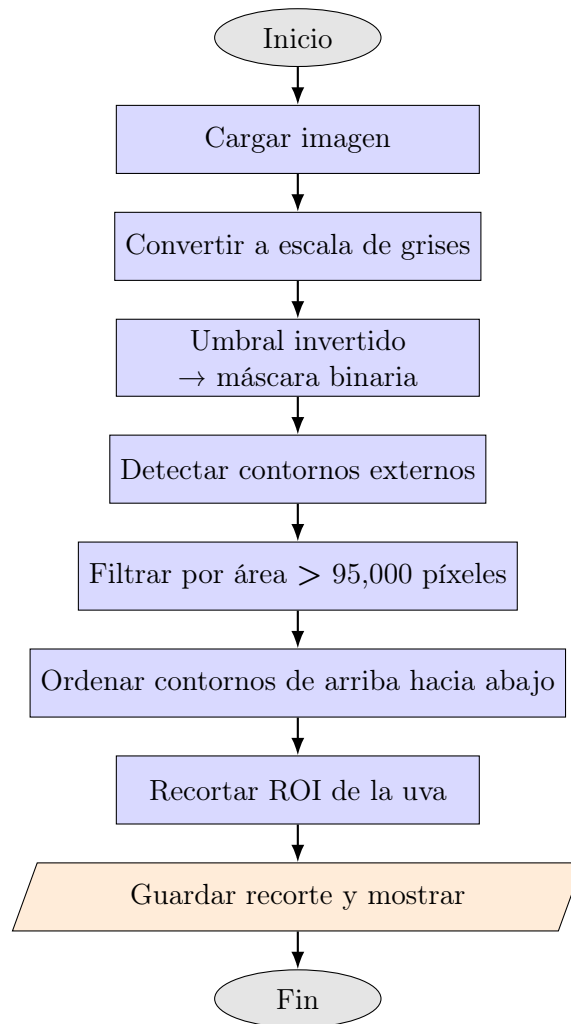


Figura 3.24: Diagrama de flujo del algoritmo 1: Recorte automático de uvas en imágenes.

## Algoritmo 2: Generación de máscara y limpieza de fondo en uvas

Este algoritmo recorre un directorio con fotografías de uvas, crea una máscara binaria en escala de grises para separar el fruto del fondo blanco, elimina regiones internas blancas (moho) y recompone la imagen con la uva en su color original sobre fondo blanco puro. El resultado se guarda en la misma carpeta preservando el nombre y el orden de las imágenes. La Figura 3.25 muestra el diagrama de flujo del Algoritmo 2; el pseudocódigo y el código en Python pueden consultarse en los apéndices B y C, respectivamente.

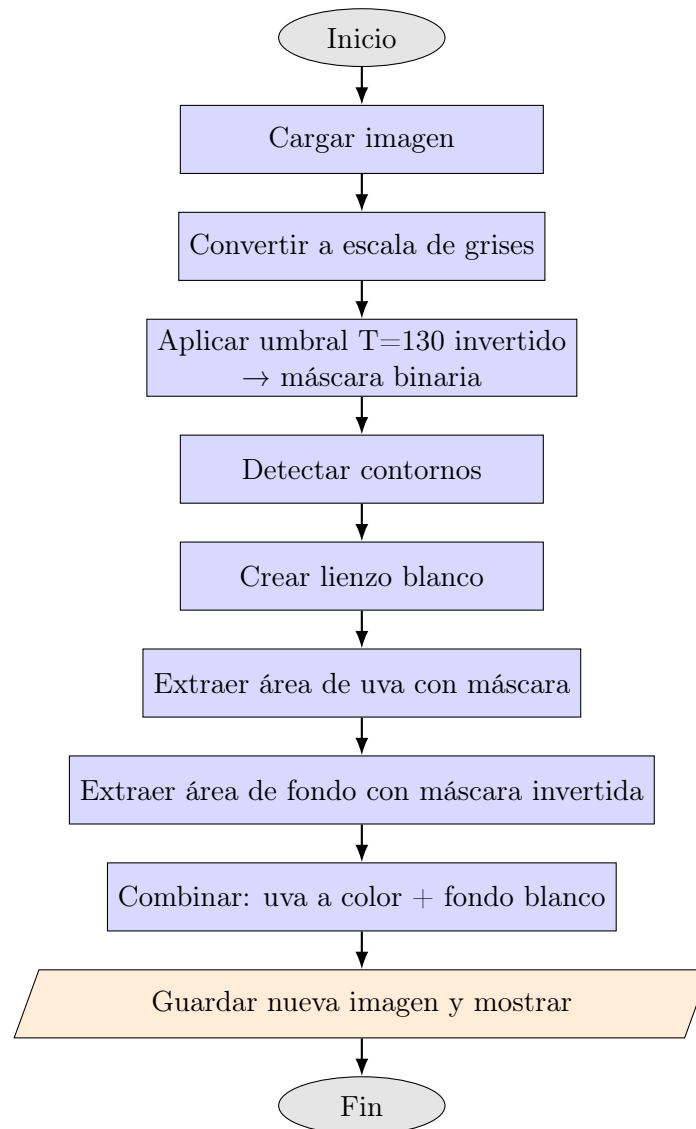


Figura 3.25: Diagrama de flujo del algoritmo 2: generación de máscara y limpieza de fondo en uvas.

### Algoritmo 3: Cálculo de área de uvas

Este algoritmo recorre un directorio con imágenes que contienen una sola uva sobre fondo blanco puro. Para cada imagen, segmenta la uva mediante umbralización (Otsu invertido) y operaciones morfológicas, conserva el componente conexo mayor, calcula el área en píxeles y registra el resultado en un archivo .xlsx. La Figura 3.26 muestra el diagrama de flujo del Algoritmo 3; el seudocódigo y el código en Python pueden consultarse en los apéndices B y C, respectivamente.

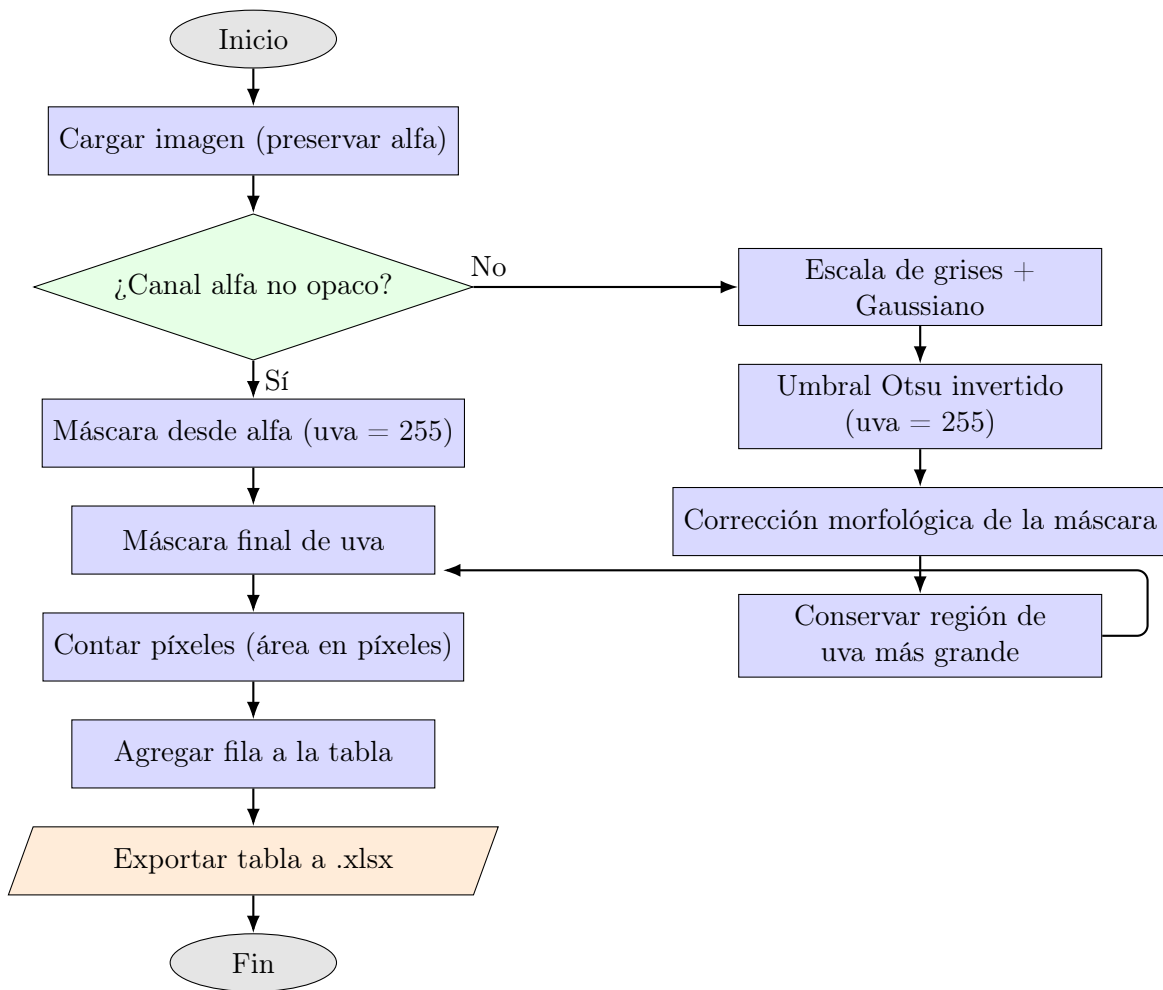


Figura 3.26: Diagrama de flujo del algoritmo 3: cálculo de área de uvas recortadas.

### 3.2.2. Algoritmos de análisis de color en uvas mediante el espacio CIELab

La etapa avanzada considera el análisis de color en el espacio CIELab, la estimación de cambios de color mediante  $\Delta E$ , así como la obtención de parámetros derivados como matiz (*hue*), croma y tono. Todos los algoritmos completos se pueden revisar en el apéndice C.

#### Algoritmo 4: Coordenadas CIELab de recortes de uvas

Este algoritmo calcula los valores promedio de color en el espacio CIELab de las uvas individuales. La particularidad es que corrige el carácter circular del ángulo de tono ( $h_{ab}$ ) mediante una rotación de  $90^\circ$ , lo que permite centrar y estabilizar el intervalo del rojo-morado. El flujo consiste en convertir las imágenes de RGB a CIELab, calcular croma ( $C$ ), tono ( $h_{ab}$ ) y sus coordenadas cartesianas rotadas, promediar en este sistema corregido y finalmente reconstruir los valores de  $a$  y  $b$ . Los resultados de cada imagen se exportan automáticamente a Excel. La Figura 3.27 muestra el diagrama de flujo del Algoritmo 4; el pseudocódigo y el código en Python pueden consultarse en los apéndices B y C, respectivamente.

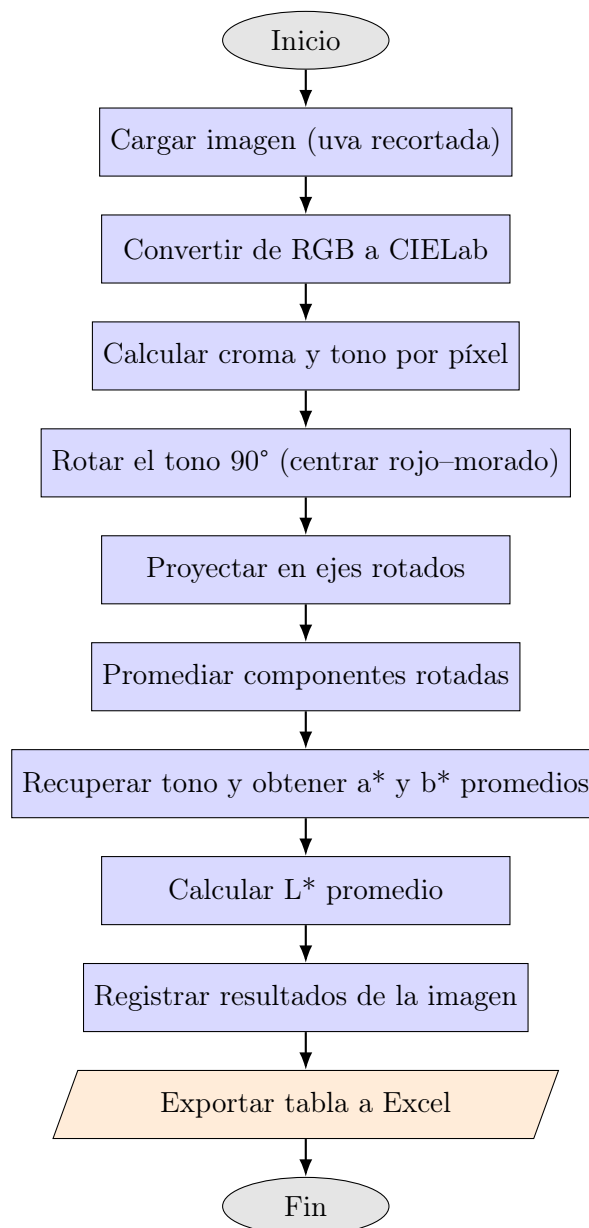


Figura 3.27: Diagrama de flujo del algoritmo 4: coordenadas CIELab de recortes de uvas.

### Algoritmo 5: Gráfico CIELab por seguimiento temporal de uvas individuales

Este algoritmo permite visualizar la evolución del color en el espacio CIELab de las mismas uvas a lo largo de varios días. A partir de los promedios de color calculados previamente, se generan diagramas de dispersión donde cada punto corresponde a una misma uva en un instante del tiempo, representada por sus coordenadas  $a^*$  y  $b^*$ , mientras que la luminosidad  $L^*$  puede emplearse como atributo adicional de color o tamaño. Esta representación facilita observar de manera visual y comparativa el proceso de maduración y envejecimiento de uvas individuales, destacando los cambios cromáticos que experimentan en el transcurso de los días. La Figura 3.28 muestra el diagrama de flujo del Algoritmo 5; el pseudocódigo y el código en Python pueden consultarse en los apéndices B y C, respectivamente.

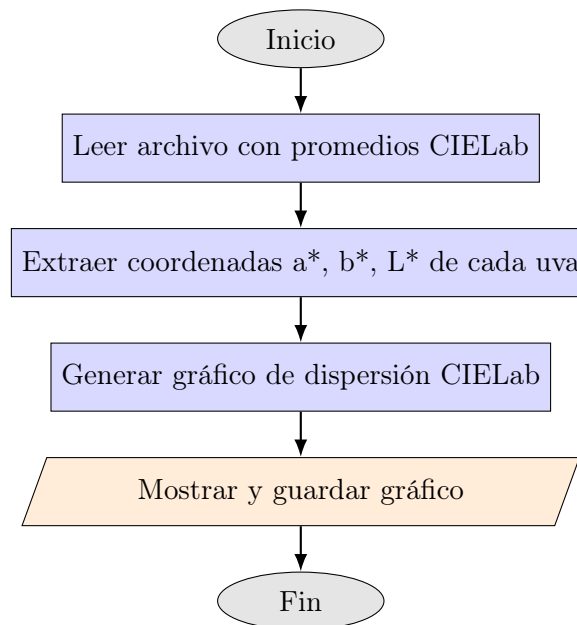


Figura 3.28: Diagrama de flujo del algoritmo 5: gráfico CIELab para grupo de uvas recortadas.

### Algoritmo 6: Evolución de textura

Este algoritmo recorre una carpeta con imágenes de uvas y, para cada una, construye un indicador numérico de “rugosidad” de la piel. Primero segmenta automáticamente la uva sobre fondo blanco (Otsu invertido + morfología, quedándose sólo con el componente más grande). Después convierte la imagen a CIELab, toma el canal de luminosidad  $L^*$ , calcula su promedio dentro de la máscara y aplica un filtro Sobel 3X3 para obtener el gradiente medio de  $L^*$ , que sirve como medida de textura. Al final normaliza ese gradiente en una escala común de 0 a 100 para todas las imágenes, registra por archivo la luminosidad media, el gradiente medio y la fracción de píxeles ocupados por la uva, y exporta toda la tabla de resultados a un archivo de Excel. La Figura 3.29 muestra el diagrama de flujo del Algoritmo 6; el seudocódigo y el código en Python pueden consultarse en los apéndices B y C, respectivamente.

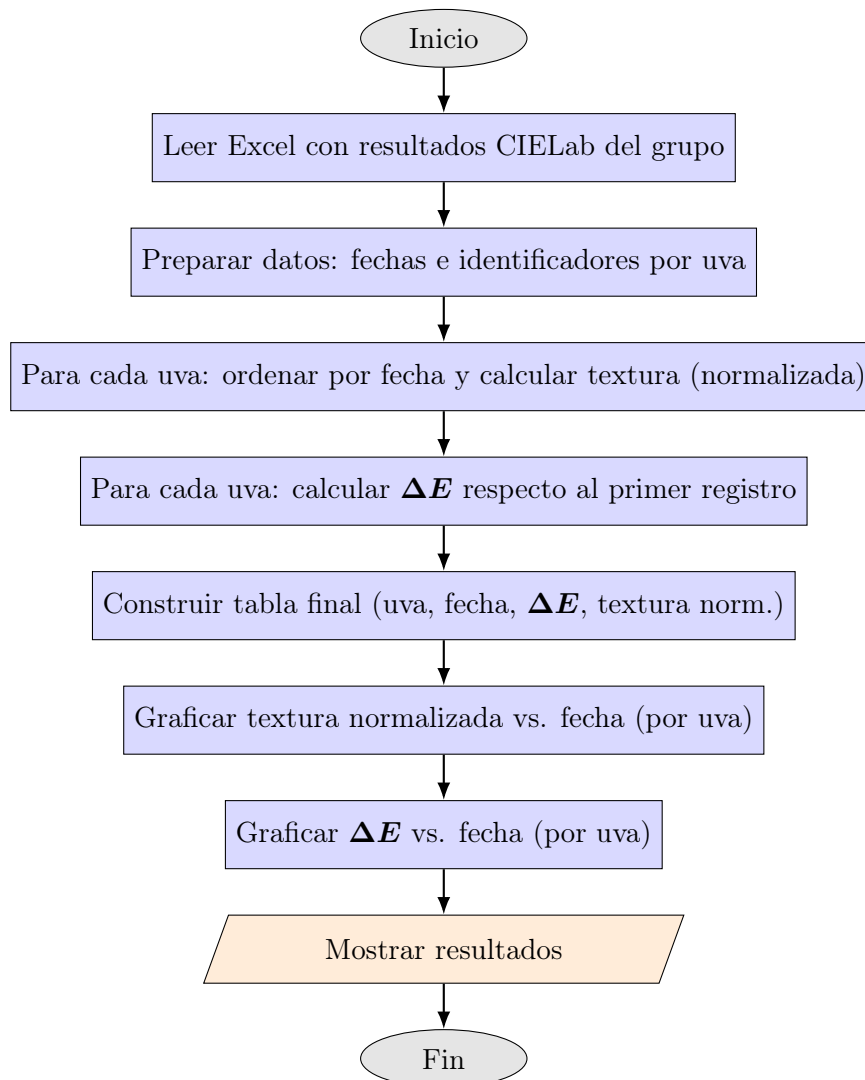


Figura 3.29: Diagrama de flujo del algoritmo 6: evolución de la textura a partir de los cambios en  $L^*$

### 3.2.3. Análisis de datos químicos en Excel

El registro sistemático de los parámetros químicos de las uvas se llevó a cabo en un archivo .xlsx que funcionó como **bitácora experimental**. En el archivo se documentaron diariamente valores de °Brix, índice de refracción y pH, junto con la fecha, hora y observaciones complementarias.

El formato tabular permitió mantener una estructura homogénea de los datos, facilitando su trazabilidad a lo largo del experimento. Una vez completada la captura, Excel se utilizó también para la **visualización preliminar de tendencias**, mediante gráficos de dispersión y series temporales, por ejemplo, la evolución del °Brix con el tiempo (envejecimiento de las uvas a través de los días).

Este procedimiento asegura que cada valor químico pueda ser rastreado a su momento de captura y asociado con la imagen digital y el espectro óptico correspondientes, lo que otorga coherencia y reproducibilidad al conjunto del estudio. A continuación se muestra la descripción secuencial de la metodología:

1. Abrir archivo Excel (hoja ZumoUva)
2. Registrar diariamente datos químicos: °Brix, n, pH, temperatura, fecha y hora
3. Organizar datos en formato tabular
4. Generar gráficas de evolución temporal (ej. °Brix vs. días)
5. Guardar resultados

Los pasos y operaciones a seguir para este análisis se muestra en el diagrama de flujo metodológico de la Figura 3.30:

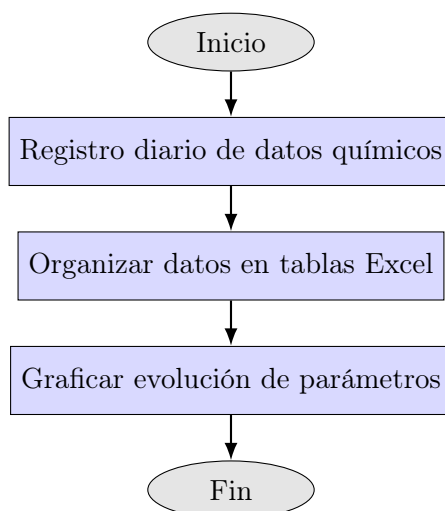


Figura 3.30: Flujo metodológico del control y análisis de datos químicos en Excel.

Las Figuras 3.31 y 3.32 son algunos ejemplos de como se obtuvieron y manipularon los datos durante el experimento químico.

No. Captura	Fecha	Hora	Grupo	Cantidad Uvas FOTO	Cantidad Uvas ZUMO	Foto	Cantidad Zumo ml	pH amarillo	pH blanco	Brix analogico	Brix digital	Indice Refracción
1	04/09/24	12pm	5	3	4	GS_U_04_09_2024-CFM GS_D_04_09_2024-CFM	20	3.55	-	-	-	-
2	11/09/24	12pm	5	3	4	GS_U_11_09_2024-CFM GS_D_11_09_2024-CFM	20	3.14	3.15	-	21.4	1.36623
3	18/09/24	12pm	5	3	3	GS_U_18_09_2024-IAM GS_D_18_09_2024-IAM	10	-	-	-	22.9	1.36875
4	24/09/24	12pm	6	4	6	GS_U_H68_T26_24SEP2024_IAM GS_D_H68_T26_24SEP2024_IAM	14	3.76	3.74	-	18	1.36958
5	25/09/24	12pm	6	4	7	GS_U_H68_T26_24SEP2024_IAM GS_D_H68_T26_24SEP2024_IAM	15	3.35	3.33	-	18.9	1.36206
6	26/09/24	12pm	6	4	5	GS_U_H73_T22_26SEP2024_IAM GS_D_H73_T22_26SEP2024_IAM	15	3.32	3.29	-	18	1.36106
7	27/09/24	12pm	6	3	5	GS_U_H73_T22_27SEP2024_IAM GS_D_H73_T22_27SEP2024_IAM	18	3.25	3.23	-	18.5	1.36147
8	02/10/24	12pm	6	3	6	GS_U_H75_T23_02OCT2024_IAM GS_D_H75_T23_02OCT2024_IAM	14	3.23	3.22	-	20	1.36380
9	03/10/24	12pm	6	3	5	GS_U_H73_T23_03OCT2024_CFM GS_D_H73_T23_03OCT2024_CFM	13	3.23	3.22	-	20	1.36320
10	04/10/24	12pm	6	3	6	GS_U_H73_T23_04OCT2024_IAM GS_D_H73_T23_04OCT2024_IAM	13	3.23	3.22	-	21.4	1.36621

Figura 3.31: Ejemplo de registro generado en Excel con datos de zumo de uva.

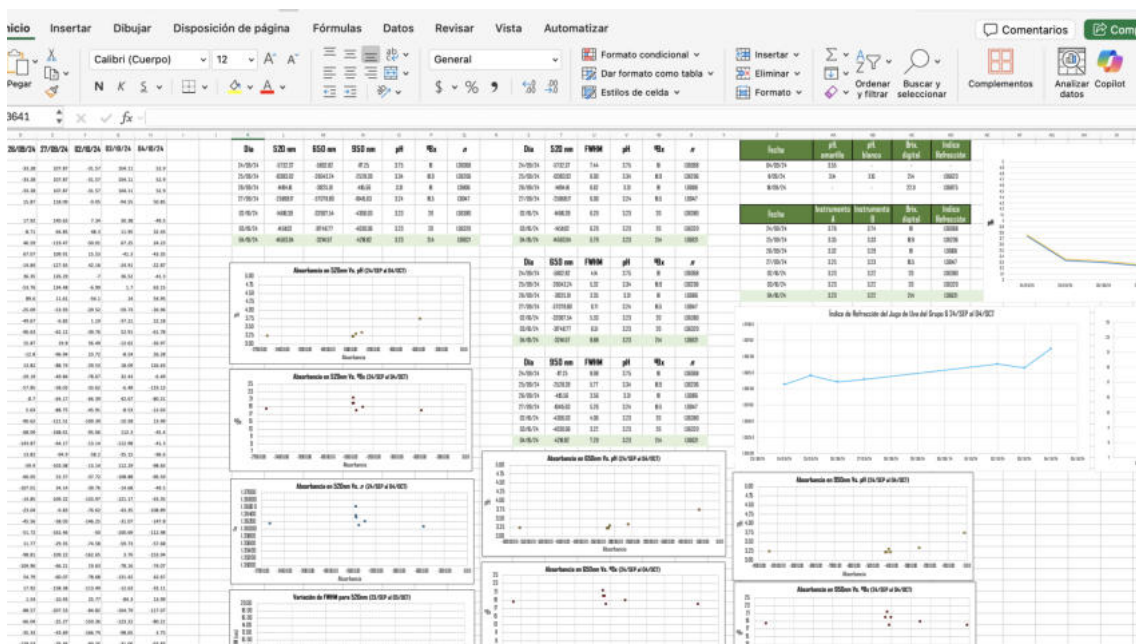


Figura 3.32: Ejemplo de gráficos generados en Excel con datos de zumo de uva.

### 3.2.4. Análisis de espectros con OceanView

Los espectros de transmitancia/absorbancia del zumo de uva fueron adquiridos mediante el software **OceanView**, asociado a los espectrómetros descritos previamente. Cada medición se almacenó en hojas separadas de Excel, lo que permitió el procesamiento posterior de manera ordenada.

Dado que las señales crudas incluyen contribuciones de la cubeta, del agua destilada y del atenuador óptico, se aplicó un **proceso de corrección sistemática** para

aislar la respuesta real del zumo de uva. En términos operativos, a cada espectro de muestra se le restaron las señales de referencia de cubeta vacía, agua limpia y atenuador, previamente registradas en las mismas condiciones experimentales.

Este procedimiento permitió obtener **espectros netos del zumo**. A partir de dichos espectros corregidos se identificaron los picos característicos en el intervalo de 300–900 nm, asociados con la absorción de compuestos fenólicos, antocianinas, taninos y sólidos solubles presentes en la uva. A continuación de muestra la descripción secuencial de la metodología:

1. Abrir OceanView y configurar espectrómetro
2. Medir espectros de referencia: atenuador, cubeta vacía y agua limpia
3. Medir espectro del zumo de uva
4. Restar referencias al espectro de zumo
5. Guardar espectros corregidos en Excel

Los pasos y operaciones a seguir para este análisis se muestra en el flujo metodológico de la Figura 3.33:

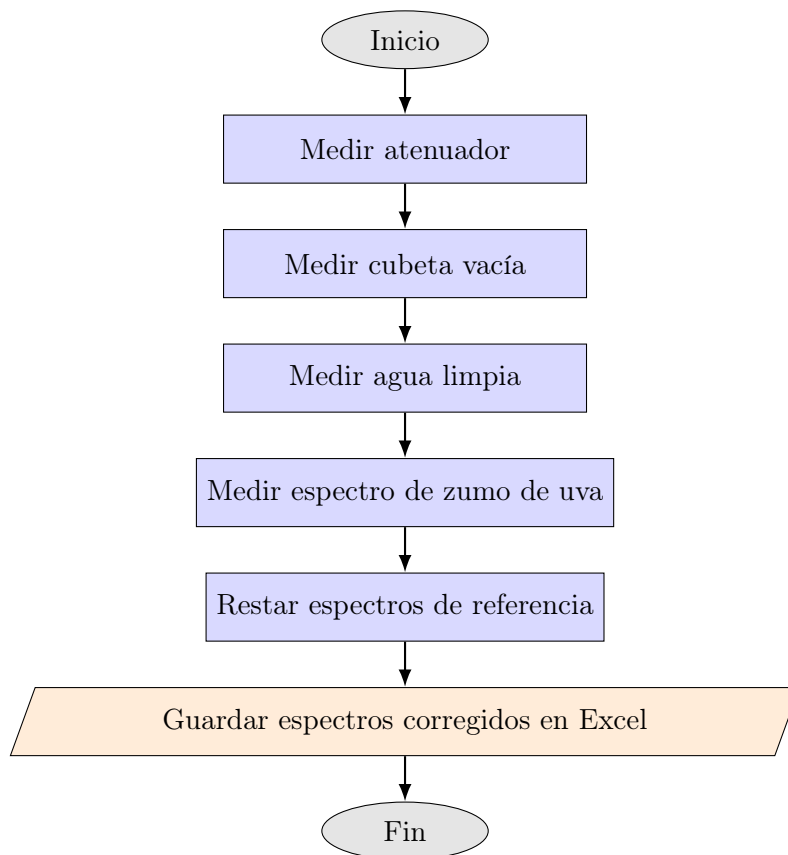


Figura 3.33: Flujo metodológico del análisis de espectros en OceanView.

Las Figuras 3.34 y 3.35 son algunos ejemplos de como se obtuvieron y manipularon los datos durante el experimento optoquímico.

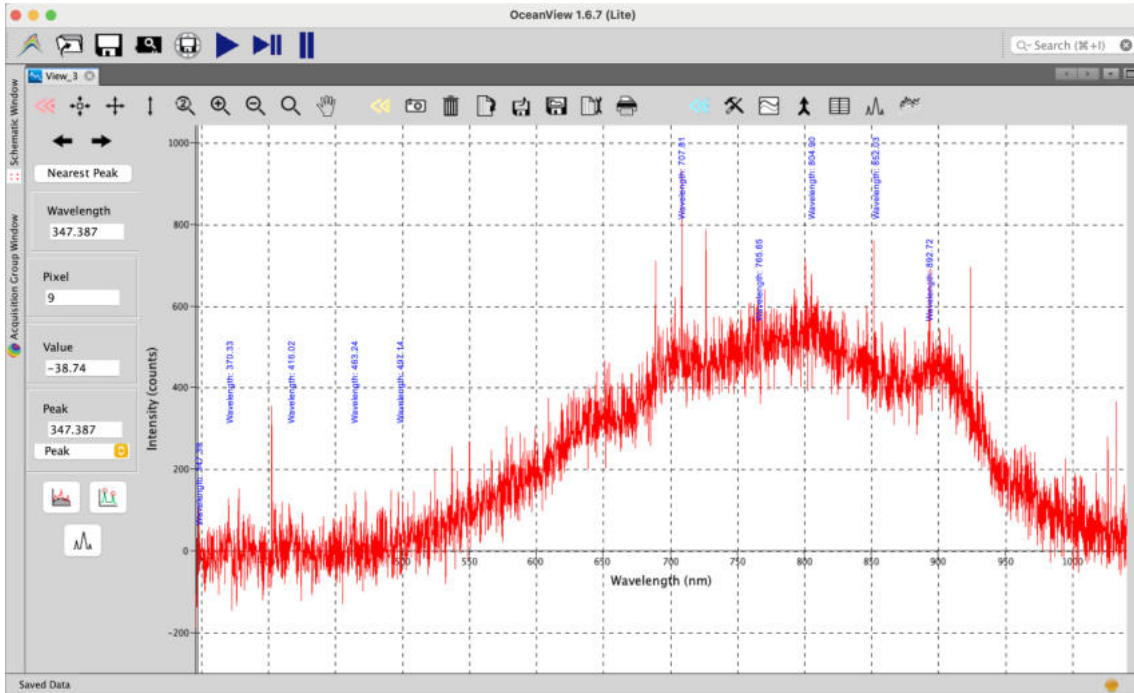


Figura 3.34: Ejemplo de espectros capturados en OceanView antes de la corrección.

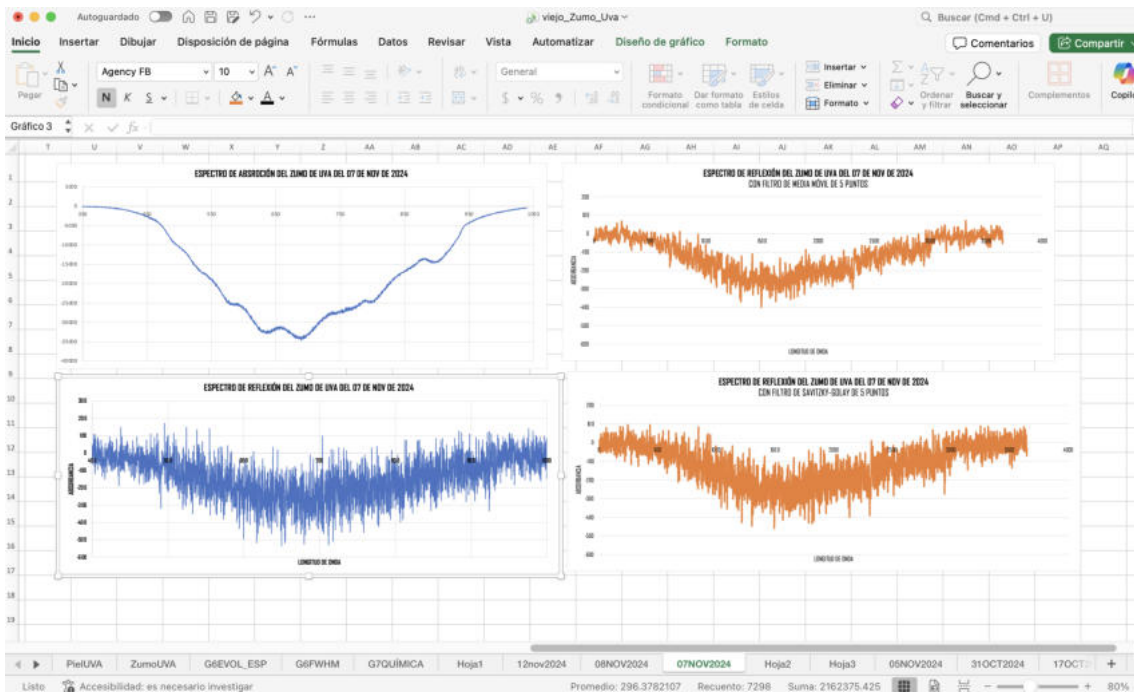


Figura 3.35: Espectros corregidos tras sustraer las referencias (cubeta, agua, atenuador).

# Capítulo 4

## Resultados de la investigación

En este capítulo se presentan los resultados obtenidos en cada uno de los experimentos realizados en el marco de este proyecto. Estos se muestran de manera individual, agrupando para cada experimento las variables analizadas y los productos derivados de los métodos y algoritmos descritos en el Capítulo 3.

En el **experimento óptico** se incluyen los resultados del procesamiento digital de imágenes y las variables calculadas correspondientes al *color*, *tamaño* y *textura* de las uvas.

En el **experimento químico** se presentan las mediciones de *pH*, *grados Brix* e *índice de refracción*, junto con sus tendencias observadas a lo largo del proceso de maduración.

Posteriormente, en el **experimento optoquímico**, se muestran los resultados espectroscópicos obtenidos para el zumo de uva, en particular los comportamientos asociados a *fenoles*, *pigmentos* y *sólidos solubles*.

Finalmente, en la última sección de este capítulo se incluyen los resultados de las **correlaciones estadísticas** entre las variables ópticas, químicas y espectroscópicas, así como los **modelos de regresión** empleados para estimar el grado de madurez de la uva.

Cabe destacar que en este capítulo no se realiza una discusión interpretativa de los resultados; el propósito es únicamente exponer los datos obtenidos. El análisis crítico y las implicaciones de estos resultados se abordan en el Capítulo 5.

### 4.1. Resultados del experimento óptico

Se procesaron en total 267 imágenes finales previamente corregidas, es decir, sin ruido apreciable, con un fondo blanco uniforme y con una sola uva recortada por imagen. Cada archivo corresponde a una captura independiente obtenida bajo iluminación superior, de acuerdo con el montaje descrito en el Capítulo 2.

A continuación se presenta el análisis de color, tamaño y textura (a partir de la rugosidad superficial de la uva) realizado sobre las imágenes procesadas. Con el fin de evitar una saturación de gráficos, en este capítulo se describe en detalle el comportamiento de tres casos de estudio identificados a partir del análisis global de los ocho grupos de uvas caracterizados.

La asignación de cada grupo de uvas a los tres casos propuestos se realizó con base en las gráficas de cambio de color en función del tiempo, es decir, en la evolución de  $\Delta E$  respecto al número de captura. En lo que sigue, para simplificar la notación, se usará  $\Delta E$  para referirse a  $\Delta E_{1976}$ . La clasificación fue de carácter cualitativo: a simple vista se observa un crecimiento continuo de  $\Delta E$  en los grupos G1, G2, G3 y G4, con una tendencia clara al incremento sin alcanzar una región de estancamiento o estabilización del color. En contraste, los grupos G5 y G7 presentan un crecimiento moderado seguido de una etapa de estabilización, lo que se manifiesta como una pendiente inicial positiva y posteriormente una meseta en las curvas de  $\Delta E$ . Finalmente, los grupos G6 y G8 muestran un cambio cromático prácticamente nulo o un comportamiento estabilizado desde el inicio, con curvas que se mantienen cercanas a una meseta durante todo el intervalo de observación.

- **Caso 1:** Uva “joven” en proceso de maduración; presenta un cambio de color continuo a lo largo del periodo de captura.
- **Caso 2:** La uva inicia inmadura y alcanza la maduración durante la medición; muestra un cambio de color moderado que se estabiliza al entrar en la etapa de maduración.
- **Caso 3:** La medición se inició con frutos maduros; no se observa un cambio de color significativo durante el intervalo de estudio.

En las subsecciones siguientes se presenta, para cada caso de estudio, la evolución temporal de las coordenadas de color en el espacio CIELab, del área proyectada de la uva y de los parámetros de rugosidad obtenidos a partir del análisis de la luminosidad.

#### 4.1.1. Color de la uva

##### Caso 1

En el Caso 1 el comportamiento corresponde al de una uva “joven” en proceso de maduración. Cuatro de los ocho grupos analizados bajo iluminación superior presentaron este patrón, es decir, 158 capturas de un total de 267 (59.2% del conjunto). Aunque cada grupo tiene 3 o 4 uvas registradas durante 15–20 días, aquí se muestra solo la uva 1 del Grupo 4 (G4U1), que representa bien la tendencia general de este caso.

Las capturas de este grupo se realizaron del 22 de abril al 14 de mayo de 2024. En la uva G4U1 se analizaron 14 capturas: el ángulo de tono  $h_{ab}$  pasó de **295.05°**



Figura 4.1: Capturas originales de la uva G4U1 durante todo su periodo de observación.

en la primera captura a  $273.59^\circ$  22 días después. El la Tabla 4.1 muestra los valores de tono y de  $\Delta E$  para cada fecha.

El cambio total de color de la uva G4U1 fue  $\Delta E_{\text{Total}} = 18.33$ , un cambio grande si se compara con el umbral de perceptibilidad humana  $\Delta E = 2.3$  [30]. La Figura 4.2 muestra la evolución de  $\Delta E$  para las tres uvas del Grupo 4 (G4U1, G4U2 y G4U3) en función del número de captura. Todas superan el umbral desde la captura 2 y mantienen un incremento casi continuo durante todo el experimento: G4U3 es la uva con mayor cambio cromático, G4U2 la de menor cambio y G4U1 se mantiene en un comportamiento intermedio.

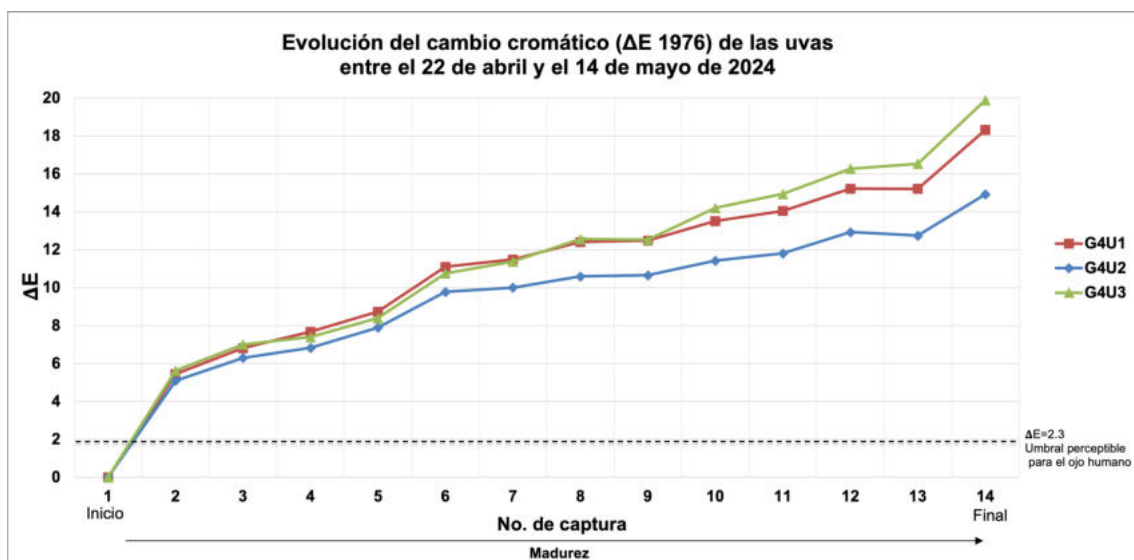


Figura 4.2: Evolución del cambio de color  $\Delta E$  de las uvas del Grupo 4 (G4U1, G4U2 y G4U3) durante su periodo de captura.

A partir de estos valores se calculó la *tasa* de cambio de color como se muestra

Tabla 4.1: Promedio de color para la uva 1 del Grupo 4 y cambio cromático  $\Delta E$  calculado tomando como referencia la captura 1.

Captura	Fecha de captura	$h_{ab}$ ( $^{\circ}$ )	$\Delta E$
1	22/04/24	295.04	0.00
2	23/04/24	291.14	5.45
3	24/04/24	290.10	6.82
4	25/04/24	289.03	7.68
5	26/04/24	288.20	8.74
6	29/04/24	286.34	11.11
7	30/04/24	284.71	11.49
8	02/05/24	283.14	12.42
9	03/05/24	282.82	12.49
10	06/05/24	281.22	13.52
11	07/05/24	280.34	14.05
12	08/05/24	279.19	15.22
13	09/05/24	278.65	15.22
14	14/05/24	273.46	18.33

en la Figura 4.3. Al inicio aparece un pico cercano a 6, que indica un cambio de color fuerte y claramente perceptible; después la tasa descende a valores cercanos a 1, donde los cambios diarios son pequeños y menos evidentes a simple vista, aunque siguen siendo acumulativos.

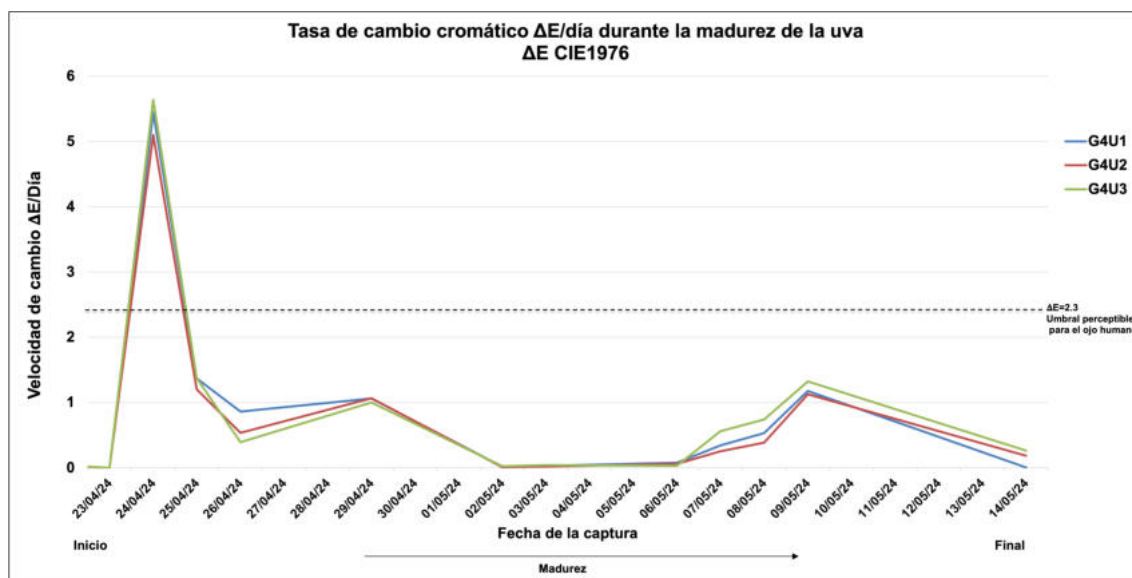


Figura 4.3: Tasa de cambio cromático  $\Delta E$ /día durante el periodo de madurez de las uvas del Grupo 4.

En el diagrama polar CIELab de la Figura 4.4 se normalizó el croma para comparar mejor las trayectorias. Todos los tonos se encuentran en el cuadrante azul-

violáceo ( $270\text{--}295^\circ$ ), de modo que el color permanece dentro de la misma familia tonal. La curva muestra un desplazamiento gradual del tono desde  $\sim 295^\circ$  hacia  $\sim 270^\circ$ , es decir, de matices más rojizos a matices más azulados. En términos sencillos, la uva pasa de un guinda a un violáceo oscuro.

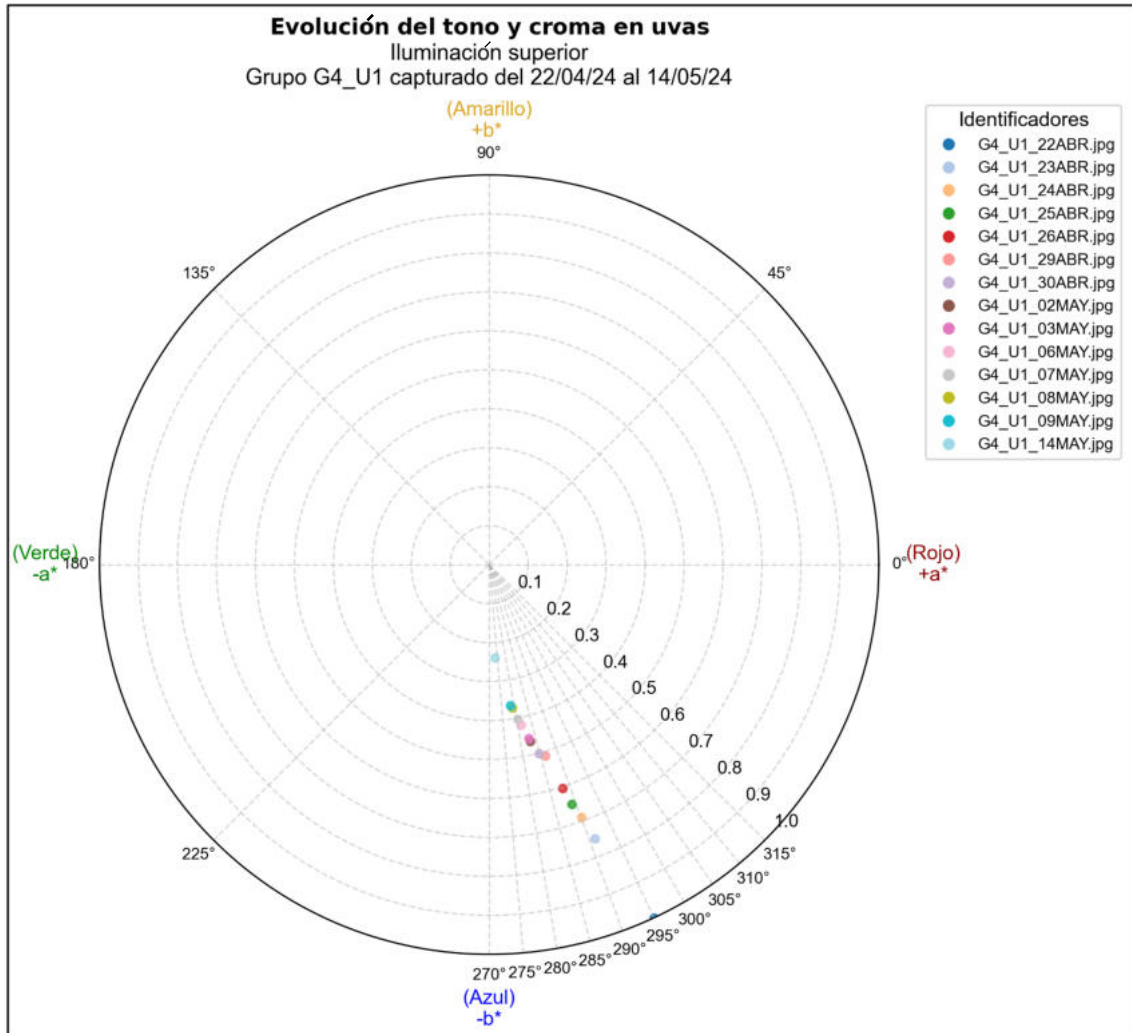


Figura 4.4: Diagrama polar CIELab (tono vs. croma normalizado) para la uva G4U1 durante el periodo de captura.

Además del tono, se midieron la luminosidad  $L^*$  y el croma  $C^*$  promedio de cada imagen para tener una caracterización más completa del color. La Figura 4.5 muestra los gráficos de caja de  $C^*$  y  $L^*$  para las tres uvas del grupo. G4U3 tiene la mediana más alta y la mayor dispersión en croma (color más intenso y variable); G4U2 presenta el croma promedio más bajo y una caja más compacta (color más apagado y estable); G4U1 mantiene un comportamiento intermedio, igual que en las gráficas de  $\Delta E$ .

Evolución del Croma y la Luminosidad  
Grupo G4 capturado del 22-04-2024 al 14-05-2024

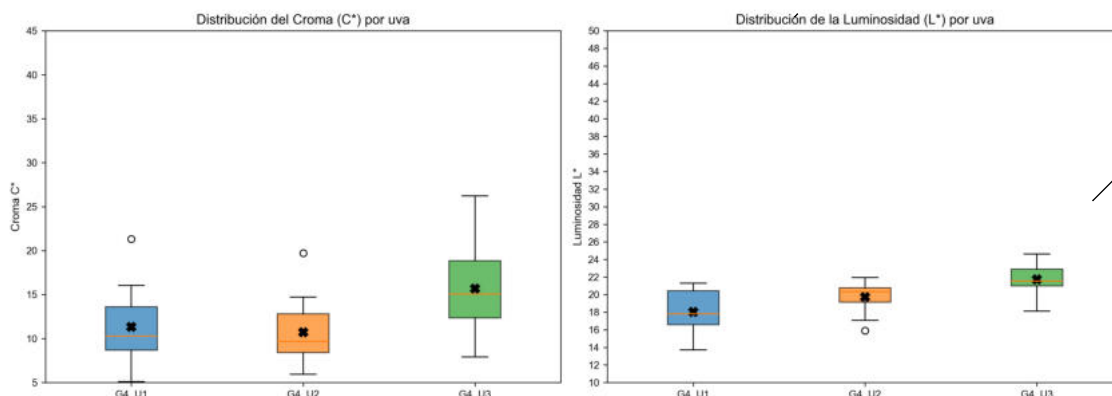


Figura 4.5: Distribución del croma ( $C^*$ ) y la luminosidad ( $L^*$ ) para las uvas del Grupo 4.

En las cajas de luminosidad los valores se concentran aproximadamente entre 17 y 25; la variación entre uvas es menor que en el croma. G4U1 tiende a ser la menos luminosa y G4U3 la más luminosa, con cambios moderados pero consistentes.

La evolución temporal del croma se muestra en la Figura 4.6 y confirma que  $C^*$  disminuye a lo largo del tiempo: las uvas comienzan con valores altos (colores más vivos), presentan una caída marcada y luego un descenso más suave hasta el final. De nuevo, G4U3 se mantiene por encima de las otras dos uvas y G4U1 conserva un comportamiento intermedio.

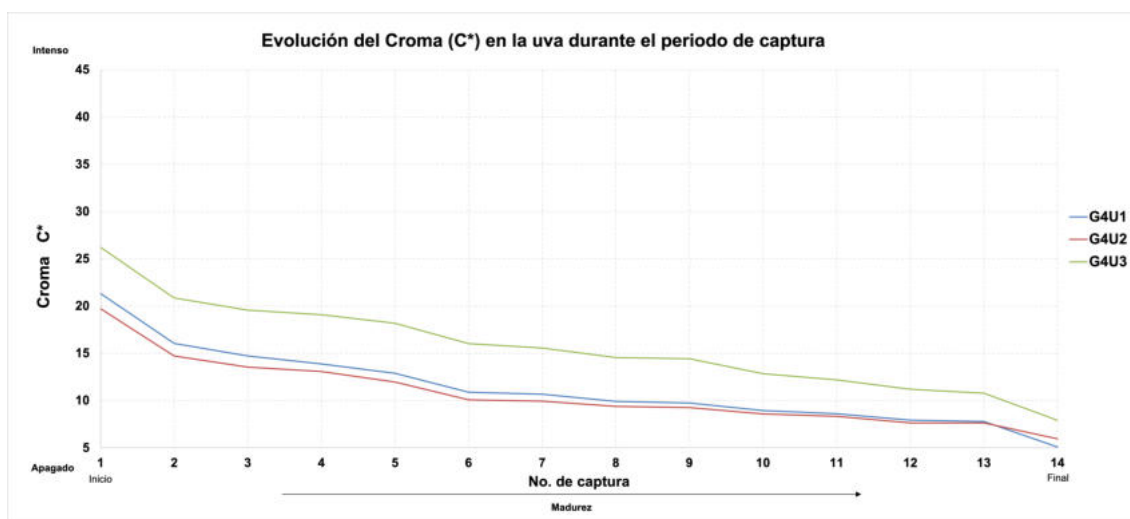


Figura 4.6: Evolución temporal del croma ( $C^*$ ) durante el periodo de madurez de las uvas del Grupo 4.

La evolución temporal de la luminosidad que se observa en la Figura 4.7 muestra que  $L^*$  también disminuye para las tres uvas, aunque con una caída más suave que

en  $C^*$ . Al final del periodo las uvas presentan valores de luminosidad más bajos, es decir, se ven más oscuras.

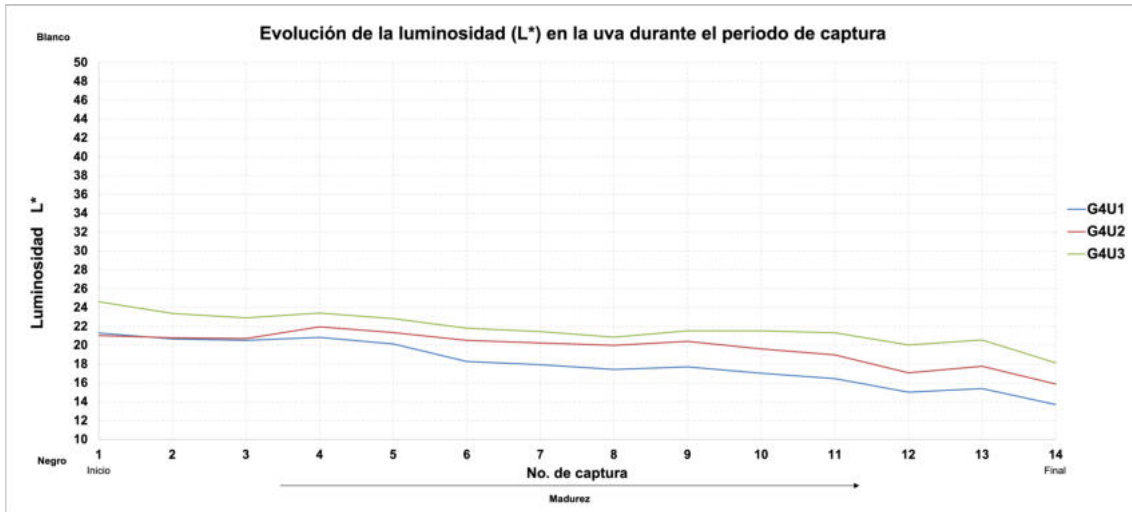


Figura 4.7: Evolución temporal de la luminosidad ( $L^*$ ) durante el periodo de madurez de las uvas del Grupo 4.

Finalmente, se generó un mapa de color en el espacio RGB que se muestra en la Figura 4.8, devolviendo el tono promedio  $h_{ab}$  de cada captura desde CIELab a RGB. En RGB los tonos aparecen casi iguales, concentrados en un morado donde los cambios entre capturas son poco evidentes. En CIELab, en cambio, las variaciones de tono, croma y luminosidad se representan de forma más precisa y coherente con el cambio real observado en el fruto.

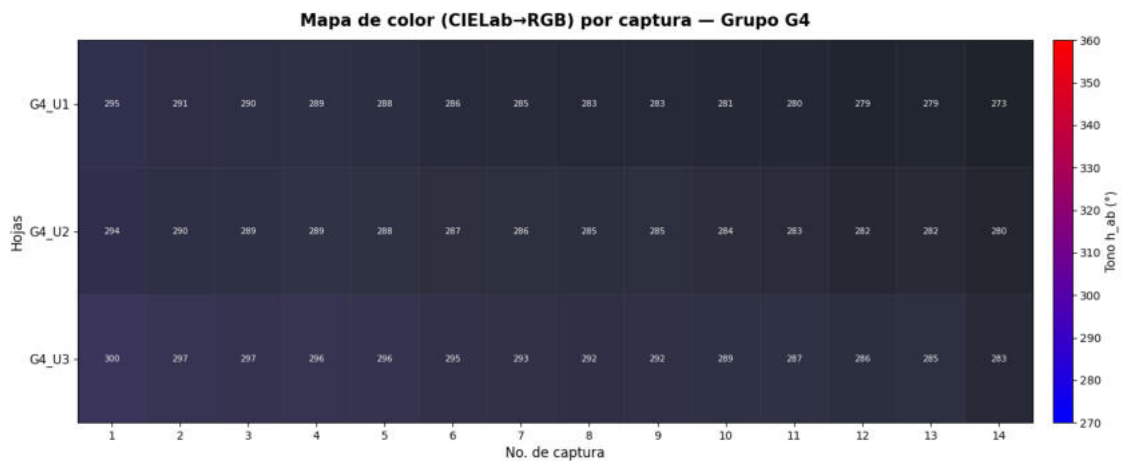


Figura 4.8: Mapa de color de la uva G4U1 obtenido a partir de los tonos CIELab convertidos al espacio RGB.

## Caso 2

En el segundo caso, la uva inicia inmadura y alcanza la maduración durante la medición. Dos de los ocho grupos analizados bajo iluminación superior se comportaron de esta manera; en conjunto representan 66 de las 267 capturas, es decir, el 24.7% de las imágenes procesadas. Como ejemplo se toma la uva 1 del Grupo 5 (G5U1). El tono promedio de la primera captura fue  $h_{ab} = 291.56^\circ$  y el de la última  $h_{ab} = 285.64^\circ$ .



Figura 4.9: Capturas originales de la uva G5U1 durante todo su periodo de observación.

Tabla 4.2: Promedio de color para la uva 1 del Grupo 5 y cambio cromático  $\Delta E$  calculado tomando como referencia la captura 1.

Captura	Fecha de captura	$h_{ab}$ ( $^\circ$ )	$\Delta E$
1	28/08/24	291.56	0.00
2	29/08/24	294.35	1.57
3	30/08/24	294.74	2.06
4	02/09/24	287.97	5.84
5	03/09/24	289.18	5.67
6	04/09/24	288.48	6.14
7	05/09/24	287.75	6.61
8	06/09/24	287.06	7.14
9	09/09/24	285.94	7.63
10	10/09/24	286.15	8.13
11	11/09/24	286.07	8.50
12	12/09/24	286.04	7.36
13	13/09/24	278.44	8.83
14	18/09/24	285.64	8.29

El cambio de color total para la uva G5U1 fue  $\Delta E_{\text{Total}} = 8.29$ , como se muestra

en la Tabla 4.2. Este valor está por encima del umbral perceptible de  $\Delta E = 2.3$ , pero es menor que en el Caso 1, por lo que el cambio de color es moderado, algo coherente con las imágenes de la Figura 4.9.

La Figura 4.10 muestra la evolución de  $\Delta E$  para las uvas del Grupo 5 (G5U1, G5U2 y G5U3). El grupo parece comenzar en una etapa intermedia de maduración: al inicio se observa un cambio de color marcado, seguido por una región con pendiente más suave y tendencia a la estabilización. El cambio acumulado sigue siendo perceptible, pero es más moderado que en el Caso 1.

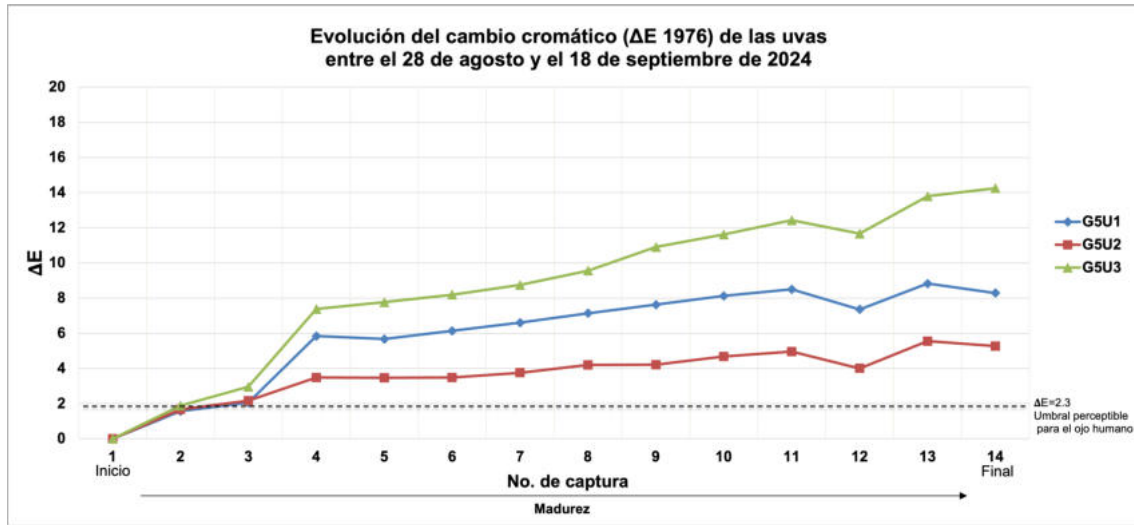


Figura 4.10: Evolución del cambio de color  $\Delta E$  de las uvas del Grupo 5 (G5U1, G5U2 y G5U3) durante su periodo de captura.

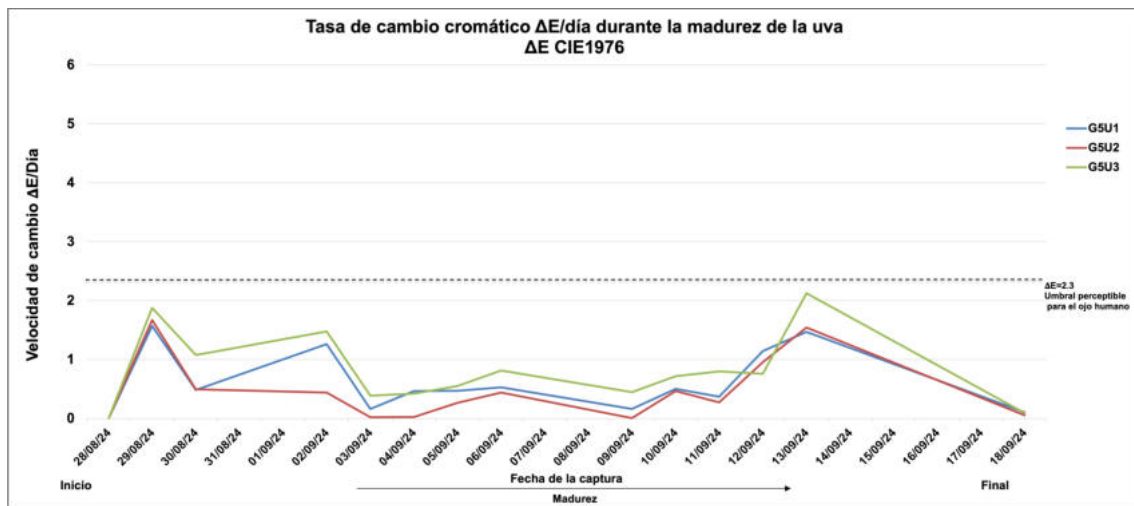


Figura 4.11: Tasa de cambio cromático  $\Delta E$ /día durante el periodo de madurez de las uvas del Grupo 5.

La Figura 4.11 muestra la *tasa* de cambio cromático  $\Delta E$ /día. Las uvas presentan cambios más rápidos en las primeras capturas y, después, las curvas se mantienen en

valores bajos, generalmente por debajo del umbral perceptible. Es decir, el cambio global entre la primera y la última captura es claro, pero el cambio, día con día suele ser pequeño y difícil de distinguir a simple vista. G5U3 presenta sistemáticamente la tasa más alta, G5U2 la más baja y G5U1 se mantiene en un comportamiento intermedio.

En el diagrama polar CIELab de la Figura 4.12 se observa que todas las capturas se agrupan en el cuadrante azul-violetáceo (aprox. 280–295°), por lo que el matiz del fruto se mantiene en la misma familia de color durante todo el periodo. El racimo de puntos es más compacto que en el Caso 1: el tono solo cambia unos pocos grados y el cambio más evidente se da en el croma, que aumenta de forma moderada. Esto es consistente con una uva que alcanza la madurez durante la medición y tiende a estabilizar su color.

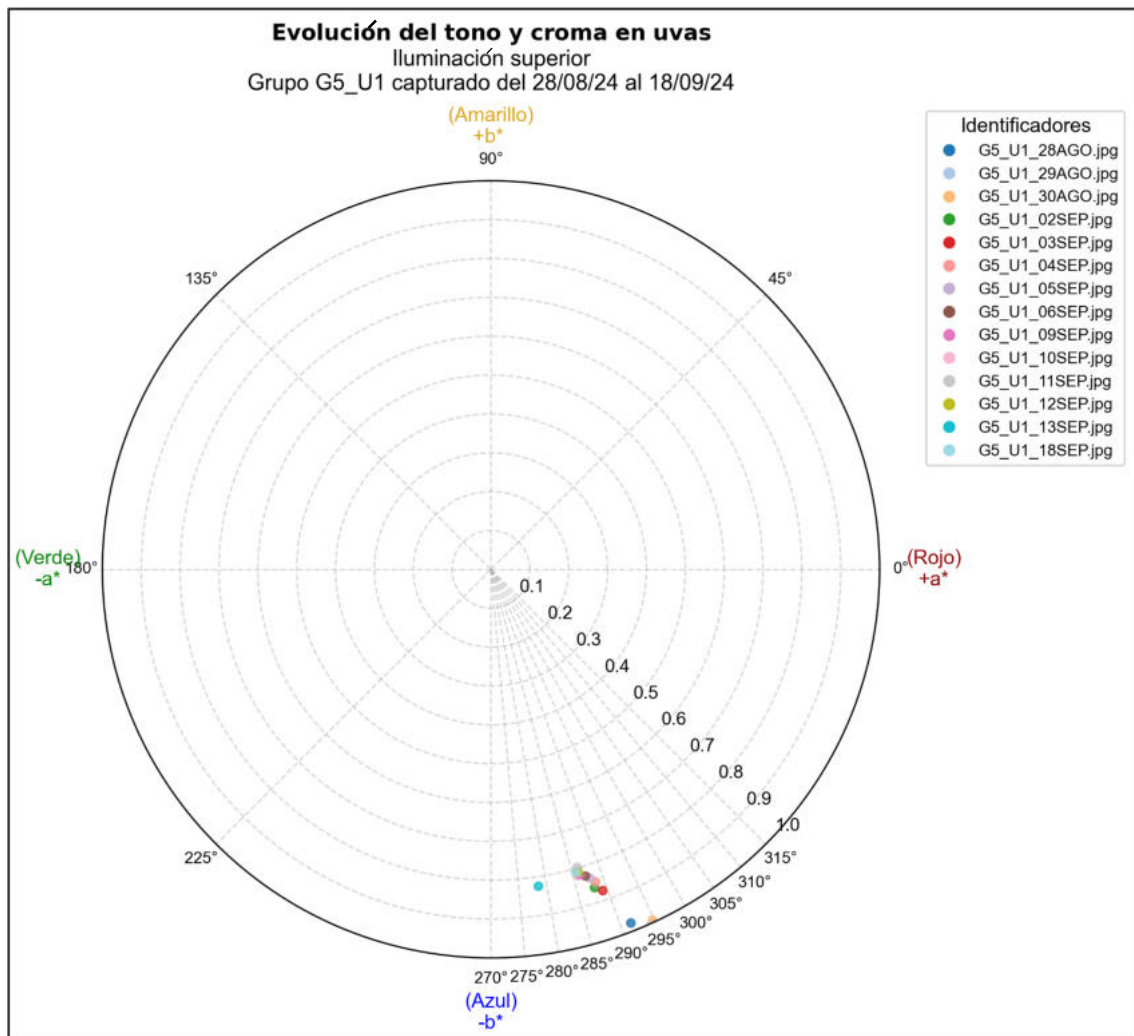


Figura 4.12: Diagrama polar CIELab para observar el comportamiento del tono y el croma de la uva G5U1 durante el periodo de captura.

El comportamiento estadístico del croma y la luminosidad se resume en la Figu-

ra 4.13. En el gráfico de caja del croma, G5U2 es la uva más saturada y con una caja compacta, es decir, un color intenso y estable. G5U1 queda un poco por debajo, con dispersión pequeña (color menos intenso pero estable). G5U3 tiene una caja más alta y bigotes más largos: es la uva donde más se mueve el croma a lo largo del experimento.

En luminosidad, las tres uvas se mueven en un rango acotado entre 30 y 35. G5U2 tiende a ser la más luminosa y las otras dos quedan ligeramente por debajo. La dispersión es menor que en  $C^*$ : el brillo cambia, pero no tan drásticamente como la saturación.

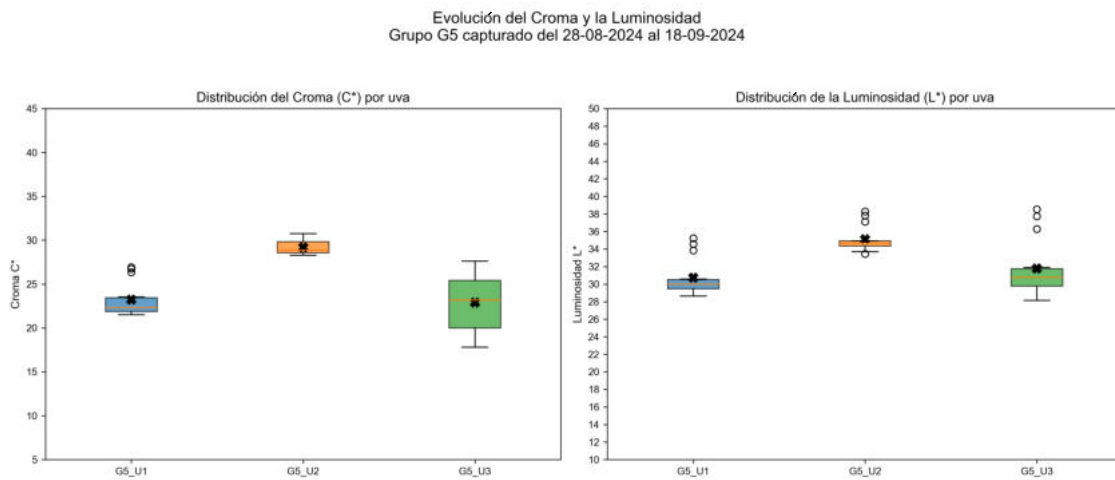


Figura 4.13: Distribución del croma ( $C^*$ ) y la luminosidad ( $L^*$ ) para las uvas del Grupo 5.

La Figura 4.14 muestra la evolución temporal del croma. Las tres curvas empiezan con valores de  $C^*$  relativamente altos y luego presentan un descenso suave, no tan marcado como en el Caso 1. Más que una caída brusca, se aprecia una pérdida gradual de intensidad: el racimo termina de acomodarse en su color de madurez y entra en una zona de pequeños ajustes, con tendencia a la estabilización.

La evolución de la luminosidad se observa en la Figura 4.15. Las curvas de  $L^*$  muestran un patrón claro: una caída rápida al inicio y luego un tramo casi plano. Las uvas se oscurecen en las primeras capturas y después las variaciones son muy pequeñas, típico de una uva que entra a la etapa de maduración y solo ajusta detalles de tono y brillo.

Finalmente, el mapa de color del Grupo 5 se muestra en la Figura 4.16 y se puede observar que el tono morado de las celdas es muy parecido entre capturas dentro de cada fila, reforzando la idea de un color relativamente estable. En RGB las diferencias entre capturas casi no se notan; sin embargo, el espacio CIELab resulta más completo porque no solo proporciona el tono en el plano  $a^*-b^*$ , sino también la luminosidad  $L^*$  (altura en la esfera) y la distancia al centro (croma), que indican si el color es más vivo o apagado. Así, mientras en RGB veríamos simplemente “un

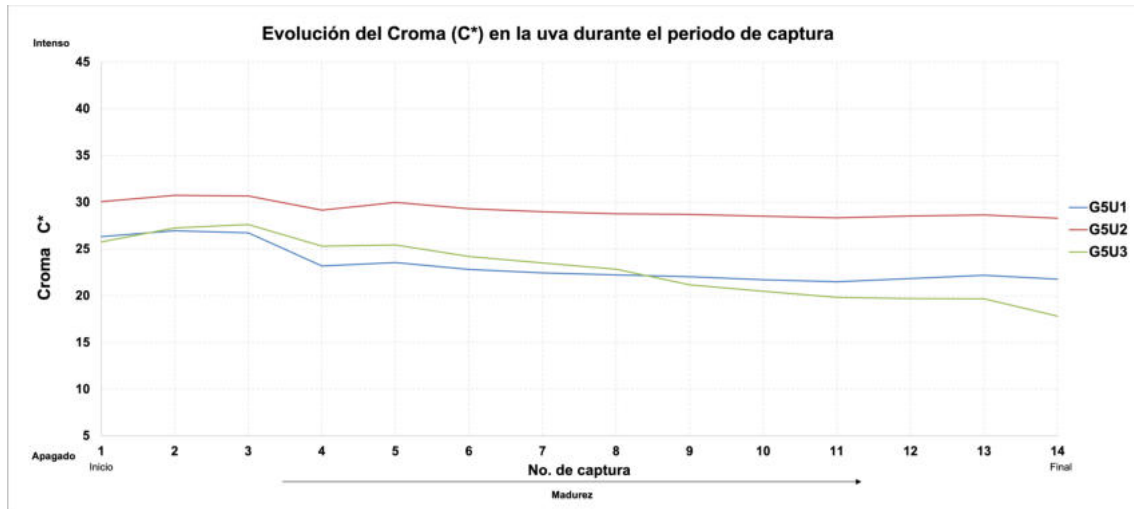


Figura 4.14: Evolución temporal del croma ( $C^*$ ) durante el periodo de madurez de las uvas del Grupo 5.

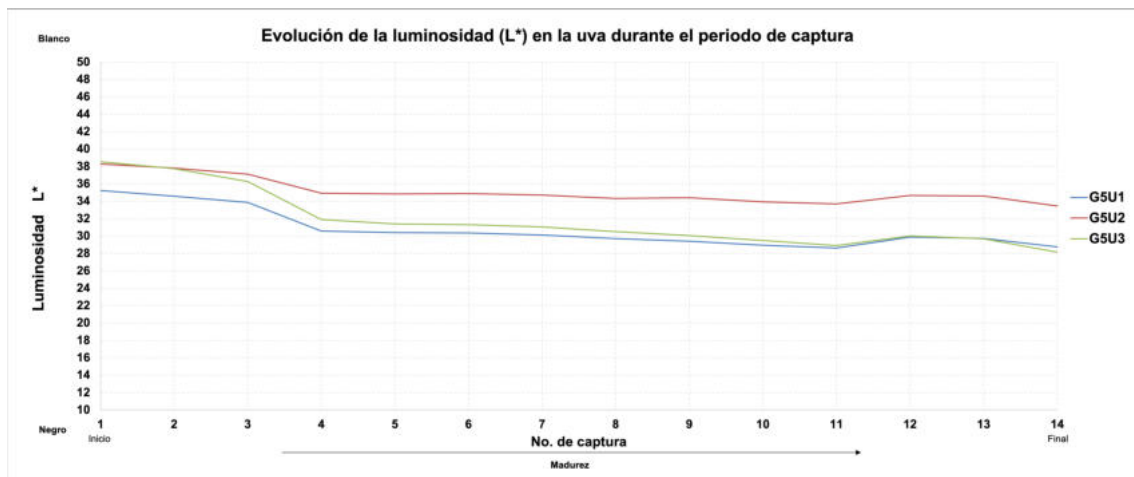


Figura 4.15: Evolución temporal de la luminosidad ( $L^*$ ) durante el periodo de madurez de las uvas del Grupo 5.

morado”, en CIELab se pueden distinguir matices más o menos saturados, más o menos luminosos y ligeramente desplazados hacia el azul o hacia el rojo.

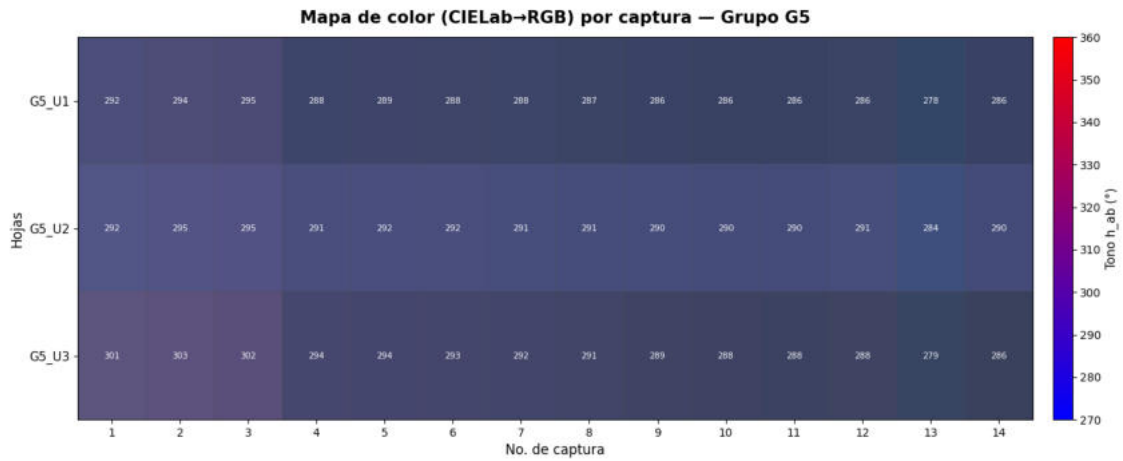


Figura 4.16: Mapa de color del Grupo 5 (uvas G5U1, G5U2 y G5U3) obtenido a partir de los tonos CIELab convertidos al espacio RGB.

### Caso 3

De los ocho grupos de uvas, dos presentaron el comportamiento correspondiente al Caso 3: frutos que se empezaron a analizar estando ya maduros y que no muestran un cambio de color significativo durante el periodo de captura. Este caso representa el 16.1 % de todo el análisis con iluminación superior (43 de las 267 capturas). Para ilustrarlo se toma como ejemplo la uva 1 del Grupo 6 (G6U1). El tono promedio de la primera captura fue  $h_{ab} = 303.73^\circ$  y el de la última captura  $h_{ab} = 299.37^\circ$ . La Figura 4.17 muestra las imágenes originales de esta uva.

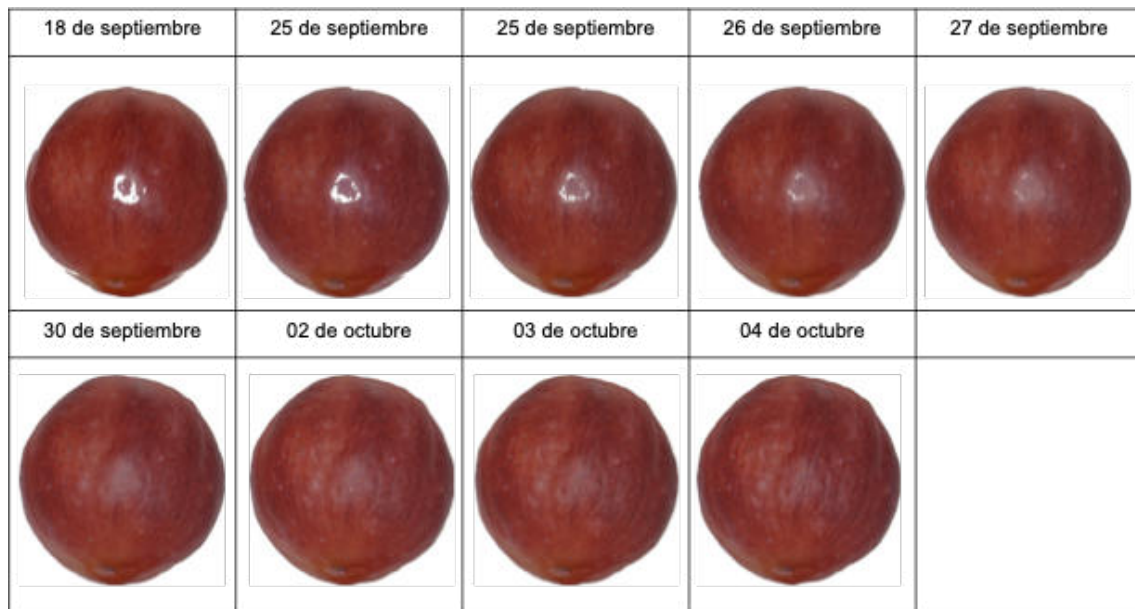


Figura 4.17: Capturas originales de la uva G6U1 durante todo su periodo de observación.

A simple vista se observa que las uvas no presentan un cambio de color grande, sino más bien una ligera pérdida de vivacidad conforme avanza la maduración. Esto se debe a que los cambios de tono entre la primera y la última captura apenas sobrepasan el umbral perceptible para el ojo humano. Esta idea se confirma en la Tabla 4.3, donde se detalla el valor promedio de  $h_{ab}$  en cada captura y su cambio cromático con respecto a la primera.

Tabla 4.3: Promedio de color para la uva 1 del Grupo 6 y cambio cromático  $\Delta E$  calculado tomando como referencia la captura 1.

Captura	Fecha de captura	$h_{ab}$ (°)	$\Delta E$
1	18/09/24	303.73	0.00
2	24/09/24	299.64	5.65
3	25/09/24	302.58	3.94
4	26/09/24	301.75	4.28
5	27/09/24	301.33	4.35
6	30/09/24	299.68	5.29
7	02/10/24	300.07	4.72
8	03/10/24	301.12	4.12
9	04/10/24	299.37	5.03

La Figura 4.18 muestra la evolución del cambio cromático  $\Delta E$  de las uvas del Grupo 6 (G6U1, G6U2, G6U3 y G6U4) en función del número de captura (1–9). El salto entre la captura 1 y la 2 se debe a que entre ellas pasaron seis días, mientras que el resto de las imágenes se tomaron con diferencias de uno o dos días. A partir de la segunda captura las curvas se “aplanan”: sólo hay pequeñas subidas y bajadas, es decir, no aparece una tendencia clara de crecimiento. En el grupo G6 se estudiaron cuatro uvas. Las uvas G6U1, G6U2 y G6U3 tuvieron nueve capturas dentro del intervalo de estudio; sin embargo, la uva G6U4 sólo contó con cuatro capturas, debido a que, para la fecha correspondiente a la captura número 5, esta uva iniciaba su etapa de descomposición, presentando crecimiento de hongo y escurrimiento de zumo.

G6U3 (curva verde) es la que mantiene los valores más altos, G6U2 (roja) tiende a los más bajos y G6U1 junto con G6U4 se ubican en valores intermedios. Aunque el cambio acumulado es perceptible (todas las curvas están por encima de  $\Delta E = 2.3$ ), la variación entre capturas consecutivas es pequeña. Esto es precisamente lo que define el Caso 3: uvas que ya se encuentran en una etapa de madurez, con un color que sólo fluctúa ligeramente.

La Figura 4.19 presenta la tasa de cambio cromático  $\Delta E$ /día para las mismas uvas. En ningún momento se supera el umbral perceptible, lo que indica un cambio diario de color muy suave. Hacia el final de las mediciones los valores de la tasa se acercan a cero, con un pequeño repunte asociado a ligeras variaciones de luminosidad. El color promedio del grupo ya estaba bien definido desde el inicio y sólo se observan ajustes finos entre capturas. Las cuatro uvas comparten un comportamiento muy similar, como frutos "hermanos" del mismo pedicelo.

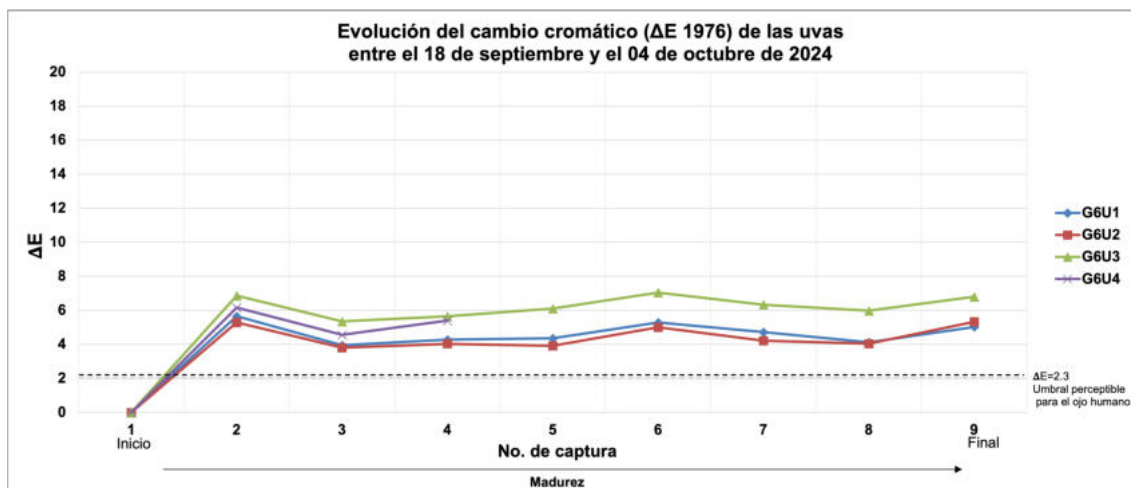


Figura 4.18: Evolución del cambio de color  $\Delta E$  de las uvas del Grupo 6 (G6U1, G6U2, G6U3 y G6U4) durante su periodo de captura.

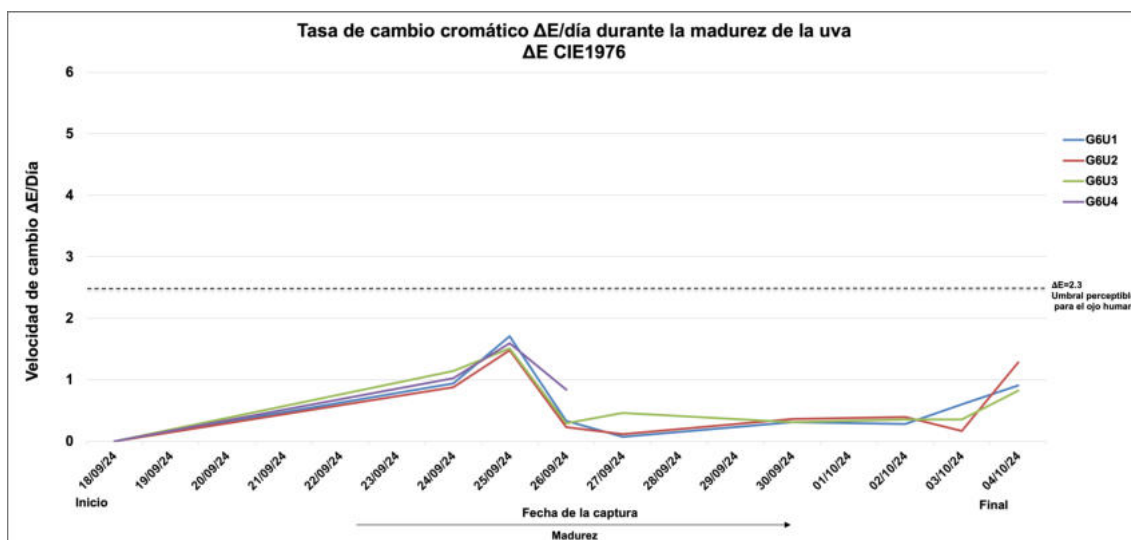


Figura 4.19: Tasa de cambio cromático  $\Delta E$ /día durante el periodo de madurez de las uvas del Grupo 6. Se puede revisar la descripción del grupo en la sección 4.1.1.

Al igual que en los casos anteriores, el diagrama polar CIELab de la Figura 4.20 muestra que todos los tonos se encuentran en el mismo cuadrante de colores azul-violáceos. El cromatismo apenas cambia y el color mantiene prácticamente la misma intensidad, sin desplazamientos importantes en el plano tono-cromatismo. La ligera dispersión de puntos refleja únicamente ajustes mínimos de tono y cromatismo, compatibles con pequeñas fluctuaciones de iluminación o textura. En términos de madurez, la uva G6U1 ya se encontraba en la etapa final, con un color muy estable durante todo el periodo de captura.

Si analizamos el comportamiento estadístico del Grupo 6 en la Figura ??, se puede observar que G6U2 y G6U3 tienen las cajas de cromatismo más altas y compactas, con un color intenso y muy estable. G6U1 queda un poco por debajo, también con

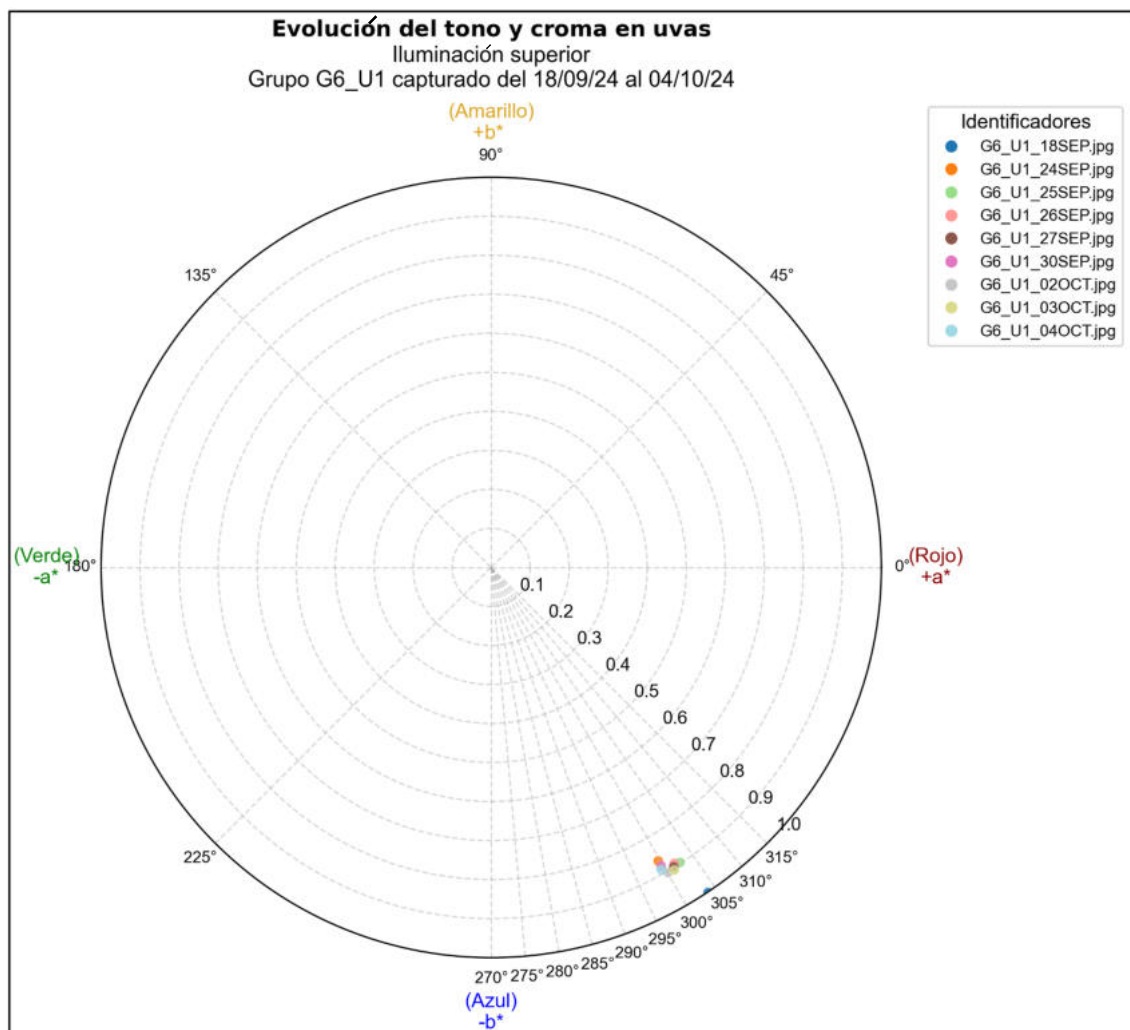


Figura 4.20: Diagrama polar CIELab para observar el comportamiento del tono y el croma de la uva G6U1 durante el periodo de captura.

poca dispersión, mientras que G6U4 es la más baja de todas, la uva menos saturada del grupo. En luminosidad el patrón es muy similar: G6U2 y G6U3 son las más luminosas, G6U1 ocupa un nivel intermedio y G6U4 es la más oscura, pero con brillo muy constante (caja estrecha).

En la Figura 4.21 se observa que todas las curvas de croma son casi planas. Más allá del primer salto, los cambios son pequeños y se reducen a oscilaciones alrededor de un valor casi constante. Es el comportamiento típico de uvas maduras que sólo ajustan finamente la intensidad del color, sin una trayectoria de cambio fuerte.

La evolución de la luminosidad que se muestra en la Figura 4.22 se aprecia que tampoco hay caídas pronunciadas: se aprecia un tramo casi plano con una ligera variación inicial y un pequeño repunte final en el brillo, asociado a la rugosidad del fruto y su efecto en esta variable. Como este grupo ya estaba maduro desde el inicio, las uvas no se vuelven mucho más claras ni más oscuras; simplemente convergen a un

Evolución del Croma y la Luminosidad  
Grupo G6 capturado del 18-09-2024 al 27-09-2024

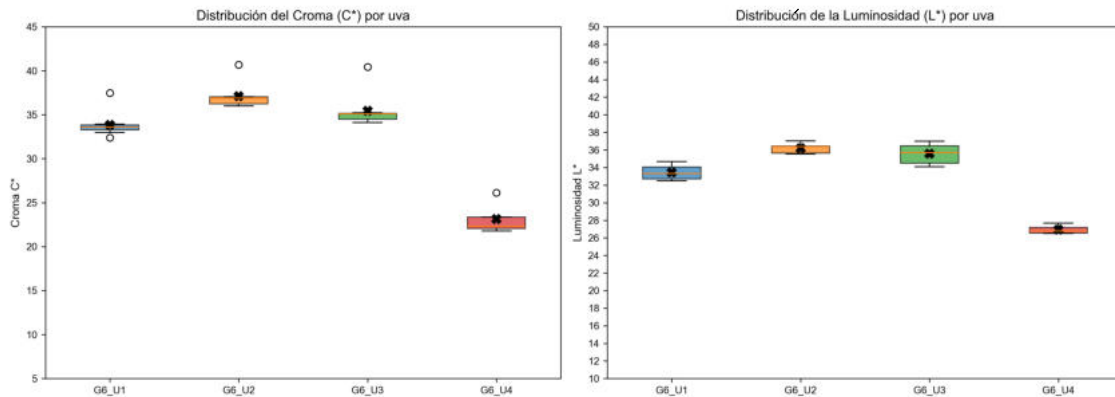


Figura 4.21: Evolución temporal del croma ( $C^*$ ) durante el periodo de madurez de las uvas del Grupo 6. Se puede revisar la descripción del grupo en la sección 4.1.1

punto final de croma y luminosidad prácticamente constantes antes de que comience la descomposición.

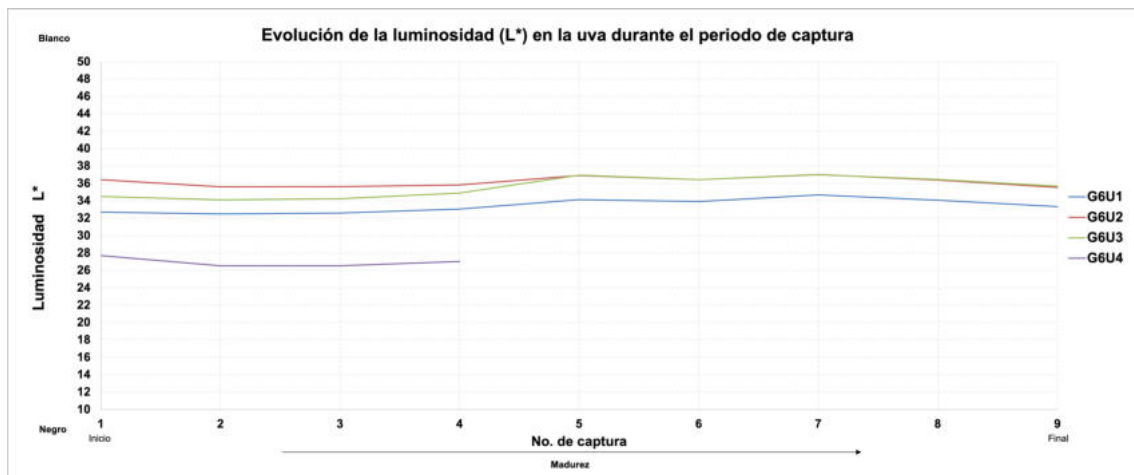


Figura 4.22: Evolución temporal de la luminosidad ( $L^*$ ) durante el periodo de madurez de las uvas del Grupo 6. Se puede revisar la descripción del grupo en la sección 4.1.1

Finalmente, si observamos la Figura 4.23, se aprecia que en este mapa de color, el tono morado de las celdas es prácticamente el mismo a lo largo de todas las capturas en cada fila, reforzando la idea de un color estable. Como en los otros casos, en RGB las diferencias entre capturas casi no se notan; sin embargo, el espacio CIELab resulta más completo porque no sólo proporciona el tono en el plano  $a^*-b^*$ , sino que también considera la luminosidad  $L^*$  y la distancia al centro (croma), que indican si el color es más vivo o apagado. Así, mientras en RGB sólo veríamos “un morado”, en CIELab se distinguen matices más o menos saturados, más o menos luminosos y ligeramente desplazados hacia el azul o hacia el rojo.

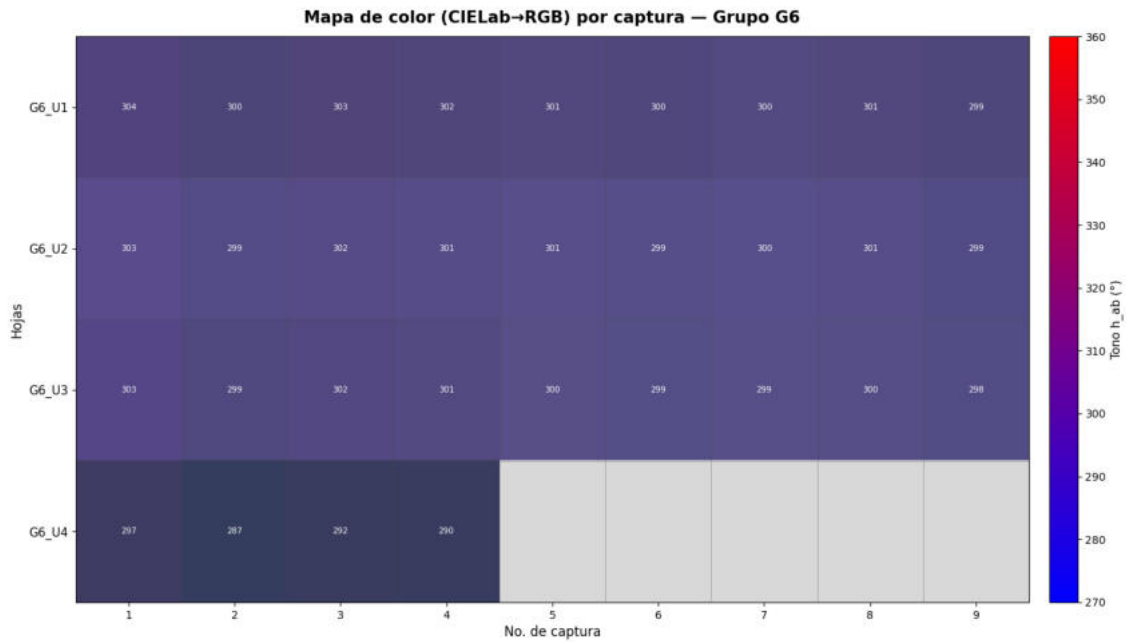


Figura 4.23: Mapa de color del Grupo 6 (uvas G6U1, G6U2, G6U3 y G6U4) obtenido a partir de los tonos CIELab convertidos al espacio RGB. Se puede revisar la descripción del grupo en la sección 4.1.1

### Tendencia de color

Si comparamos directamente el cambio de color entre los ocho grupos de uvas, sabiendo que corresponden a fechas de captura y cultivos diferentes, la comparación global se ve como en la Figura 4.24.

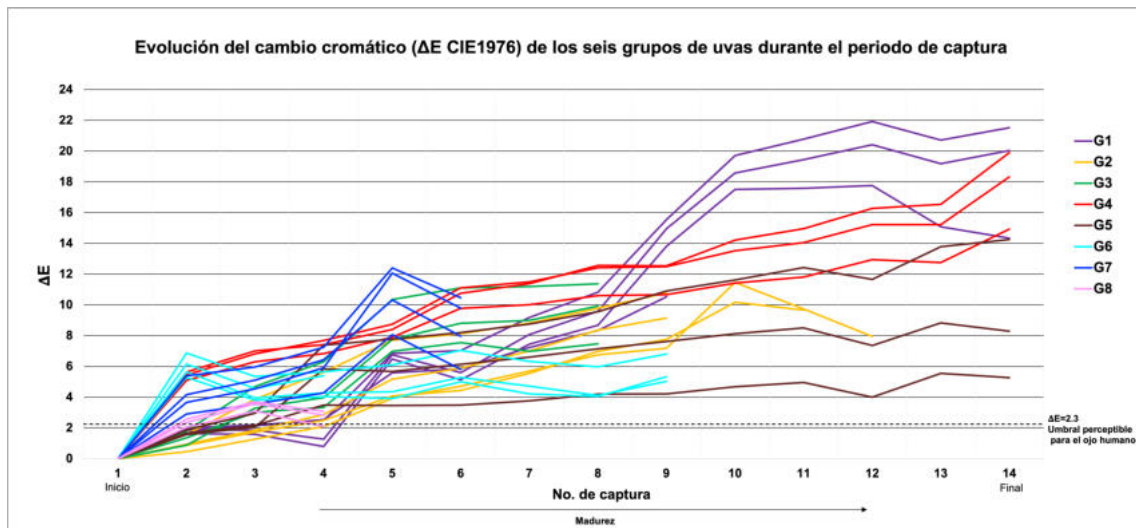


Figura 4.24: Evolución del cambio de color  $\Delta E$  de todas las uvas de los ocho grupos bajo iluminación superior durante su periodo de captura.

Sin embargo, esta gráfica resulta visualmente “ruidosa”: aunque se aprecia que

todas las curvas tienden a una zona similar del plano, la superposición de datos dificulta identificar patrones y comparar la velocidad de cambio entre grupos. En este tipo de situaciones, donde se desea analizar tendencias entre grupos que no comparten exactamente las mismas condiciones experimentales (fechas de inicio, número de capturas, etc.), conviene recurrir a herramientas estadísticas que permitan homogeneizar la comparación.

Con este objetivo, se realizó un ajuste de los datos de  $\Delta E$  de cada grupo utilizando un modelo lineal por mínimos cuadrados. Este procedimiento permite comparar las pendientes de las rectas ajustadas, que dan una medida relativa de la “velocidad” de cambio de color, y proporcionan un indicador objetivo del grado de madurez aparente observado en las imágenes procesadas. La Figura 4.25 muestra el resultado de estos ajustes para los ocho grupos.

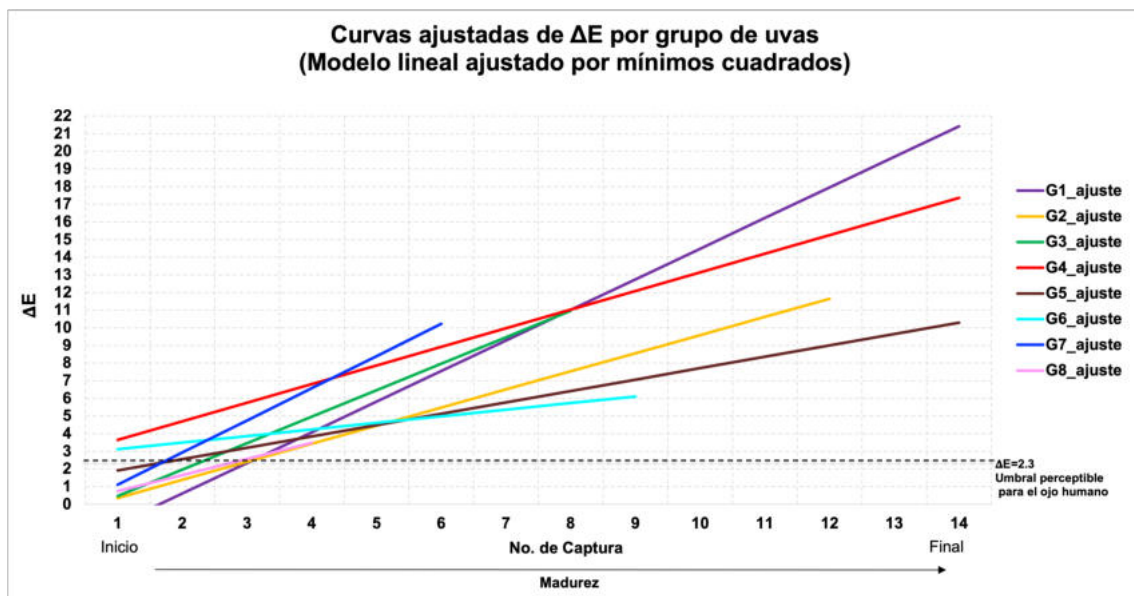


Figura 4.25: Tendencias lineales de  $\Delta E$  por grupo de uvas, obtenidas mediante un ajuste por mínimos cuadrados.

A partir de estas tendencias se observa que G1 y G4 (curvas morada y roja) presentan las pendientes más grandes y alcanzan los valores más altos de  $\Delta E$  al final del periodo de captura; son los grupos con mayor cambio cromático total, característicos del Caso 1 (uvas “jóvenes” que cambian de color de forma continua). G3 (verde) y G2 (amarillo) muestran pendientes intermedias:  $\Delta E$  sigue aumentando con el tiempo, pero con una intensidad menor que en G1 y G4; por ello también se incluyen dentro del Caso 1.

Los grupos G5 (café) y G7 (azul fuerte) tienen pendientes más suaves, representativas del Caso 2, en el cual el color sigue cambiando pero de forma moderada y con una clara tendencia a la estabilización hacia el final del periodo. Por otro lado, G6 (cian) y G8 (rosa) son las rectas más planas: el cambio de color es pequeño a

lo largo de todo el intervalo, comportamiento coherente con el Caso 3 (uvas que ya estaban maduras desde el inicio de la medición).

En general, todas las rectas se encuentran por encima del umbral de  $\Delta E = 2.3$  a partir de cierto número de captura, lo que indica que en todos los grupos existe algún nivel de cambio perceptible durante el periodo estudiado. No obstante, la pendiente permite distinguir claramente los tres tipos de comportamiento:

- Pendientes grandes  $\Rightarrow$  cambios fuertes y continuos (Caso 1).
- Pendientes moderadas  $\Rightarrow$  cambios intermedios con tendencia a la estabilización (Caso 2).
- Pendientes casi planas  $\Rightarrow$  colores prácticamente estables (Caso 3).

Para ilustrar que el modelo lineal es adecuado para describir la evolución de  $\Delta E$ , en la Figura 4.26 se presenta el análisis particular del Grupo 4, donde se superpone la recta ajustada con los datos reales de cada uva.

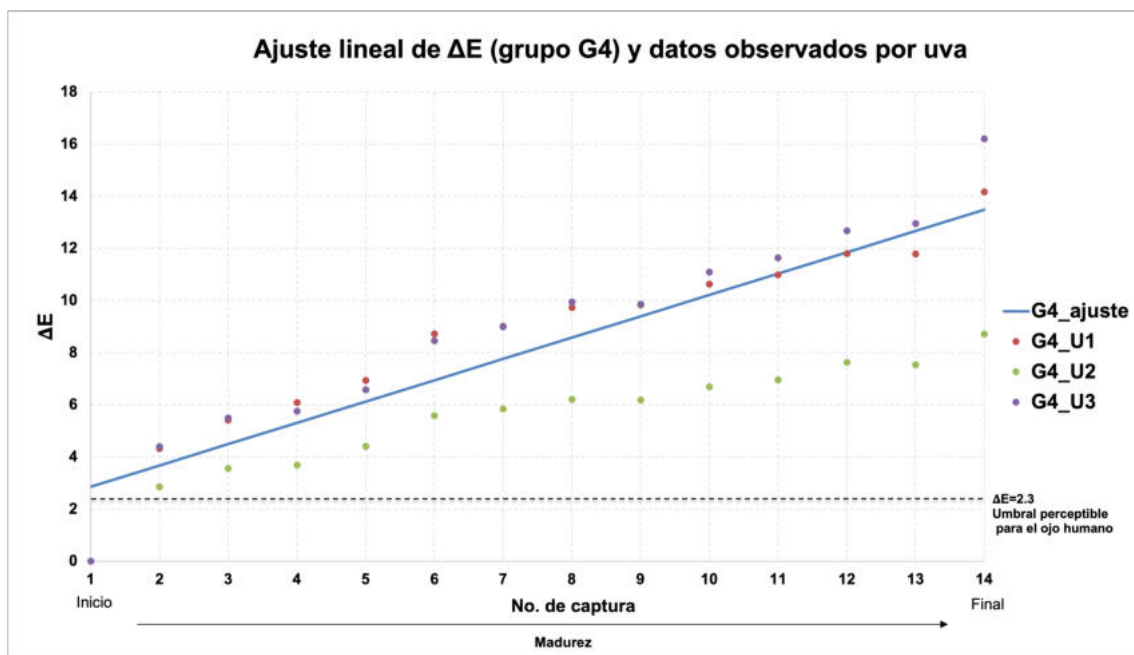


Figura 4.26: Ajuste lineal de  $\Delta E$  y datos observados para las uvas del Grupo 4.

En esta gráfica se observa que la recta azul tiene pendiente positiva, que representa el incremento promedio de  $\Delta E$  a lo largo del tiempo para el Grupo 4. Los puntos que corresponden a las tres uvas se distribuyen cerca de la recta, con pequeñas desviaciones arriba y abajo. Esto indica que la tendencia de cada uva es creciente y que las diferencias entre ellas pueden interpretarse como variaciones alrededor de un comportamiento común de aumento sostenido del cambio cromático.

El modelo lineal se eligió porque fue el que arrojó un menor Error Cuadrático Medio (RMSE) en comparación con el modelo cuadrático y el modelo de bisagra,

y porque sus residuos no mostraron patrones sistemáticos, sino que se dispersan de forma aproximadamente aleatoria alrededor de cero. Además, describe de manera sencilla y coherente el proceso de maduración cromática observado: en la escala temporal considerada, el cambio de color se puede aproximar razonablemente por una tendencia lineal.

La Tabla 4.4 resume los valores de RMSE obtenidos para los tres modelos considerados. Se observa que el modelo lineal y el de bisagra presentan errores muy similares y, en general, menores que los del modelo cuadrático. Dado que el modelo lineal es más simple y describe adecuadamente la física del problema, se toma como referencia en esta tesis.

Tabla 4.4: Errores cuadráticos medios (RMSE) obtenidos para el ajuste de la evolución de  $\Delta E$  usando tres modelos (lineal, cuadrático y de bisagra) en cada grupo de uvas.

Grupo	RMSE lineal	RMSE cuadrático	RMSE bisagra
G1	2.371	6.4279	2.371
G2	1.352	3.311	1.352
G3	1.580	3.100	1.580
G4	1.623	4.230	1.623
G5	2.580	2.675	2.580
G6	1.693	1.8594	1.693
G7	1.829	3.537	1.829
G8	0.827	1.252	0.827

Finalmente, la Figura 4.27 muestra, a modo de ejemplo, los residuos del ajuste lineal de  $\Delta E$  para algunos de los grupos estudiados. Los residuos se distribuyen alrededor de cero sin una estructura evidente, lo que respalda la idoneidad del modelo lineal para describir la tendencia cromática global.

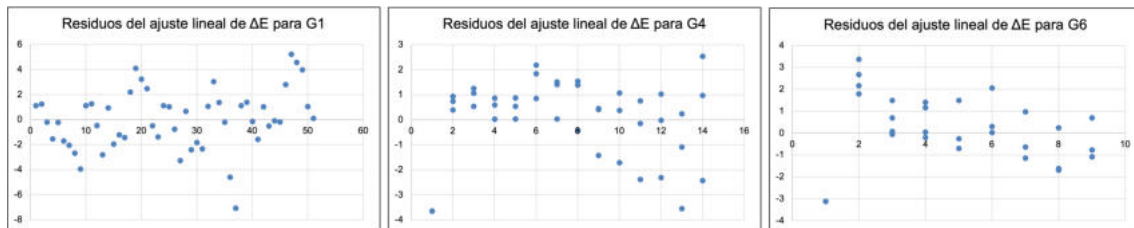


Figura 4.27: Residuos del ajuste lineal de  $\Delta E$  para distintos grupos de uvas.

#### 4.1.2. Tamaño de la uva

Para determinar el tamaño de la uva y su modificación a lo largo del tiempo se midió el área proyectada de la uva a partir del número de píxeles de la imagen, utilizando la máscara binaria descrita en el Capítulo 3. En la práctica, esto corresponde a un conteo de píxeles en cada captura, lo que permite llevar un registro preciso del

área de cada imagen conforme pasan los días y, de esta manera, apreciar la reducción de área, es decir, la disminución del tamaño de la uva conforme ésta envejece.

Ese conteo corresponde al área proyectada en unidades de "píxeles cuadrados", es decir, al área de la silueta de la uva en el plano de la imagen. En otras palabras, se obtiene la proyección de la uva sobre el plano perpendicular al eje óptico; en el código, esto se cuantifica como el número de píxeles que caen dentro de la región segmentada y etiquetada como uva.

A continuación se muestra el comportamiento del área para cada uno de los casos propuestos anteriormente.

### Caso 1

La Tabla 4.5 muestra los datos obtenidos para la uva G4U1. A partir del área en píxeles se calculó el área relativa, tomando como referencia (valor 1) el área de la primera captura, en la que la uva era más joven que en el resto de las imágenes. A partir de este valor inicial se cuantificó el decremento del área para el resto de las capturas.

Tabla 4.5: Variación temporal del área proyectada de la uva G4U1 en píxeles.

No. Captura	Fecha	Área en píxeles	Área relativa
1	22/04/24	1405077	1.000
2	23/04/24	1335542	0.950
3	24/04/24	1282143	0.912
4	25/04/24	1264705	0.900
5	26/04/24	1235536	0.879
6	29/04/24	1180461	0.840
7	30/04/24	1149817	0.818
8	02/05/24	1103308	0.785
9	03/05/24	1086980	0.773
10	06/05/24	1014887	0.722
11	07/05/24	1001585	0.712
12	08/05/24	977908	0.695
13	09/05/24	960975	0.683
14	14/05/24	865515	0.615

Para visualizar estos datos se presenta la Figura 4.28, la cual muestra el comportamiento del área proyectada respecto al tiempo de captura para este grupo, es decir, cómo se modificó el área desde la primera captura, realizada el 22 de abril, hasta la última, tomada el 14 de mayo de 2024. En ella se observa que el área tiende a disminuir de manera continua y monótona, sin cambios bruscos, conforme avanzan los días de envejecimiento de la uva. El valor de la primera captura es de aproximadamente  $1.41 \times 10^6$  píxeles y desciende hasta  $\sim 8.66 \times 10^5$  píxeles en la captura 14, lo que representa una reducción del orden del **38 %** del área proyectada. Este

proceso de contracción gradual del fruto está relacionado con la pérdida de agua y la compactación del tejido cuando la uva entra en la etapa final de maduración.

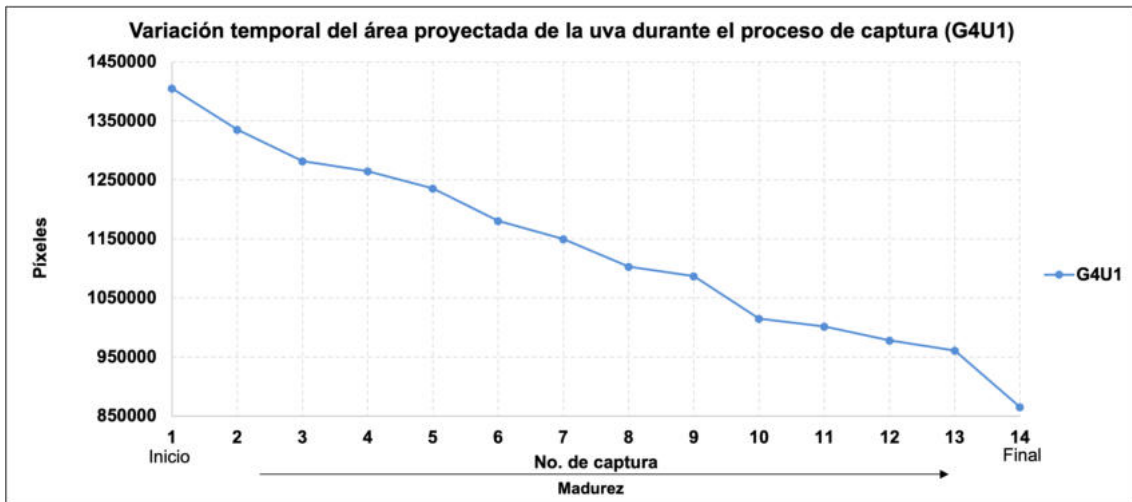


Figura 4.28: Variación temporal del área proyectada de la uva durante el proceso de captura para la uva G4U1.

## Caso 2

En el Caso 2, correspondiente a la uva G5U1, la Tabla 4.6 muestra los datos obtenidos para este análisis. La primera captura presenta un valor inicial del orden de  $1.2 \times 10^6$  píxeles, que desciende hasta valores cercanos a  $9.5 \times 10^5$  píxeles en la última captura, lo que representa una reducción aproximada del **21 %** del área proyectada. En la Figura 4.29 se muestra la variación temporal del área para esta uva; se observa una disminución continua del área, similar al Caso 1, pero con una pendiente menos pronunciada.

Esto indica que la uva del Caso 2 experimentó una contracción menor: mientras que la uva del Caso 1 (uva joven con cambio de color continuo) redujo su área en torno al **38 %**, la uva del Caso 2 lo hizo en aproximadamente un **21 %**, es decir, cerca de la mitad de la reducción del Caso 1. Este comportamiento es coherente con la descripción del Caso 2, en el que se considera una uva joven que alcanza su madurez durante el periodo de experimentación; el cambio de color entra en una etapa más estable y el área disminuye principalmente en las primeras capturas, para después presentar una reducción mucho más suave.

Tabla 4.6: Variación temporal del área proyectada de la uva G5U1 en píxeles.

No. Captura	Fecha	Área en píxeles	Área relativa
1	28/08/24	1199931	1.000
2	29/08/24	1181756	0.984
3	30/08/24	1169384	0.974
4	02/09/24	1091468	0.909
5	03/09/24	1082515	0.902
6	04/09/24	1073831	0.894
7	05/09/24	1060706	0.883
8	06/09/24	1050155	0.875
9	09/09/24	1025350	0.854
10	10/09/24	1007570	0.839
11	11/09/24	998919	0.832
12	12/09/24	993353	0.827
13	13/09/24	984067	0.820
14	18/09/24	948134	0.790

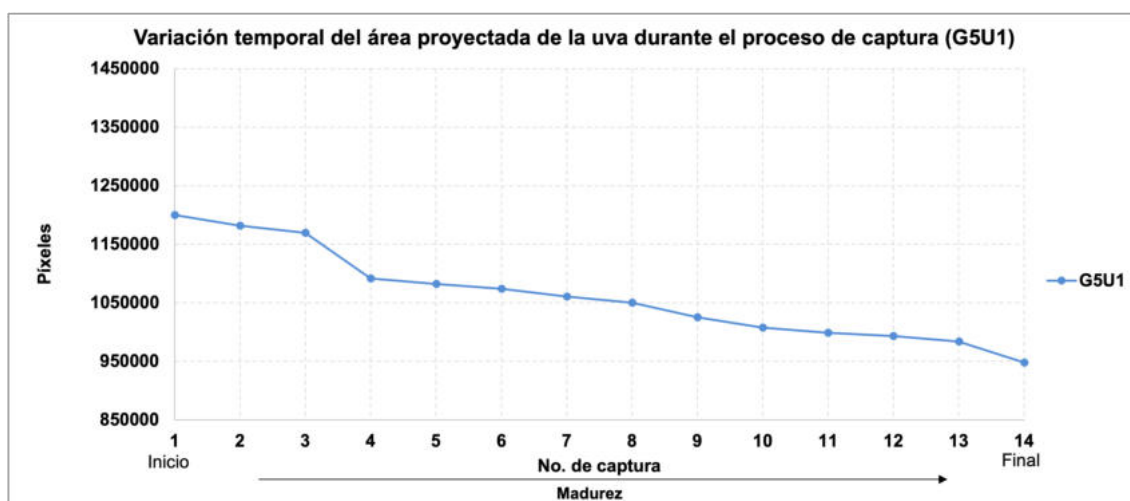


Figura 4.29: Variación temporal del área proyectada de la uva durante el proceso de captura para la uva G5U1.

### Caso 3

En el Caso 3, que corresponde a la uva que ya estaba madura cuando comenzó a analizarse, se muestra la Tabla 4.7. En ella se observa que, entre la primera captura y la última, después de 16 días transcurridos, el área proyectada se redujo aproximadamente un **17 %**, mucho menor que en los Casos 1 y 2. La Figura 4.30 muestra la variación del área para esta uva G6U1; al igual que en los casos anteriores, el área disminuye de forma continua, pero con una pendiente más suave, lo que indica una contracción mucho más moderada del fruto. La curva se aprecia más plana que en los otros casos, especialmente hacia el final de las mediciones, donde sugiere el inicio de una etapa más estabilizada. Esto es consistente con una uva que se encuentra en

un estado de madurez avanzado y estable, en la que tanto el color como el tamaño presentan variaciones muy pequeñas durante el periodo de experimentación.

Tabla 4.7: Variación temporal del área proyectada de la uva G6U1 en píxeles.

No. Captura	Fecha	Área en píxeles	Área relativa
1	18/09/24	1185385	1.000
2	24/09/24	1093939	0.922
3	25/09/24	1083114	0.913
4	26/09/24	1075199	0.907
5	27/09/24	1064967	0.898
6	30/09/24	1027181	0.866
7	02/10/24	1006072	0.848
8	03/10/24	995959	0.840
9	04/10/24	984868	0.830

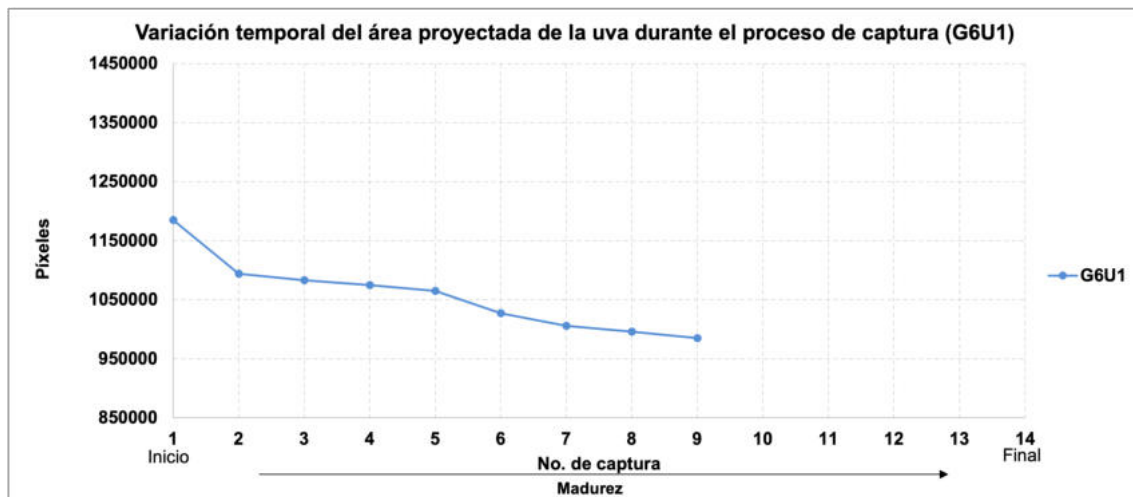


Figura 4.30: Variación temporal del área proyectada de la uva durante el proceso de captura para la uva G6U1.

### Tendencia del área

Al igual que en el análisis de color, comparar directamente las curvas de área entre grupos carece de respaldo estadístico, ya que se trata de uvas de diferentes fechas y cosechas. Por ello, se realizó un ajuste mediante un modelo lineal por mínimos cuadrados para analizar la tendencia del área en los ocho grupos estudiados bajo iluminación superior.

El ajuste se muestra en la Figura 4.31, donde se observa que todas las curvas presentan una pendiente negativa. Esto indica, en concordancia con el análisis de cada caso, que todas las uvas tienden a disminuir su área conforme avanzan los días de captura y envejecen. Además, las rectas son limpias y bien definidas, lo que sugiere que el modelo lineal recoge adecuadamente la tendencia general de los datos.

Las diferencias en la pendiente entre grupos reflejan distintos grados de contracción o “achicamiento” de la uva: algunos grupos muestran una reducción más marcada, mientras que en otros la variación es más suave, en coherencia con los estados de madurez descritos previamente.

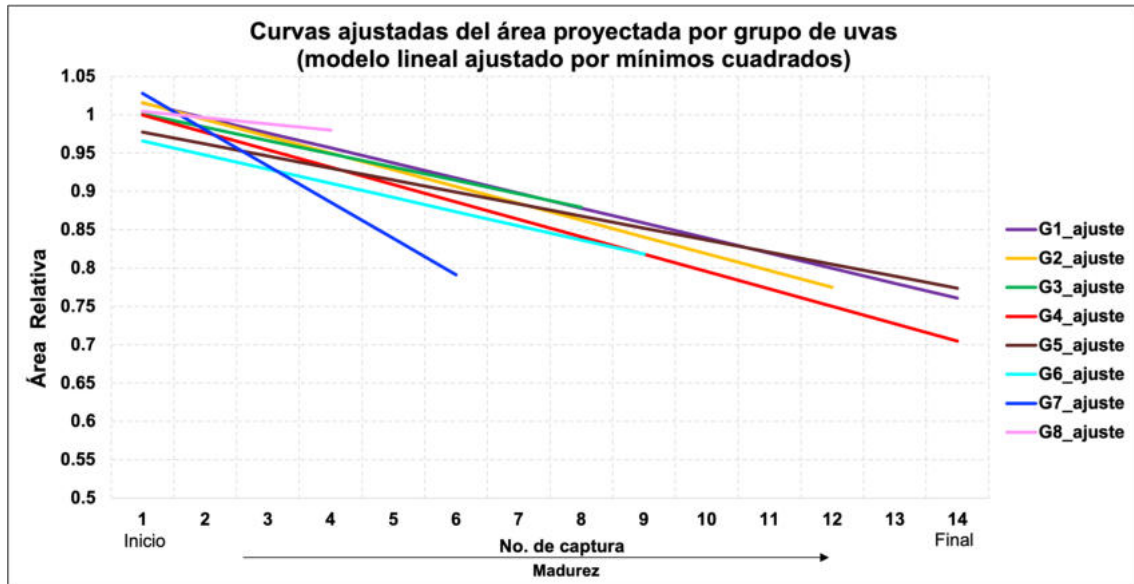


Figura 4.31: Tendencias lineales del área proyectada por grupo de uvas, obtenidas mediante un ajuste por mínimos cuadrados.

Para respaldar estadísticamente este ajuste y la calidad de los resultados se calculó el RMSE para cada grupo; estos valores se muestran en la Tabla 4.8. En todos los casos los RMSE son muy pequeños (del orden de  $10^{-2}$ ), lo que indica que el modelo lineal reproduce adecuadamente la tendencia de los datos experimentales.

Tabla 4.8: Valores de RMSE del ajuste lineal del área proyectada para cada grupo de uvas.

Grupo	RMSE
G1	0.051
G2	0.041
G3	0.004
G4	0.042
G5	0.021
G6	0.020
G7	0.039
G8	0.005

Además, se verificó el comportamiento de los residuos para todos los grupos, aunque sólo se muestran los correspondientes al grupo G4 para no saturar de gráficos al lector. En este caso, los residuos del ajuste (definidos como la diferencia entre los valores experimentales y los valores predichos por el modelo lineal) se presentan

en la Figura 4.32. Puede observarse que los puntos se distribuyen de manera aleatoria y aproximadamente simétrica alrededor de cero, sin patrones evidentes; este comportamiento se repite en el resto de los grupos para el modelo propuesto.

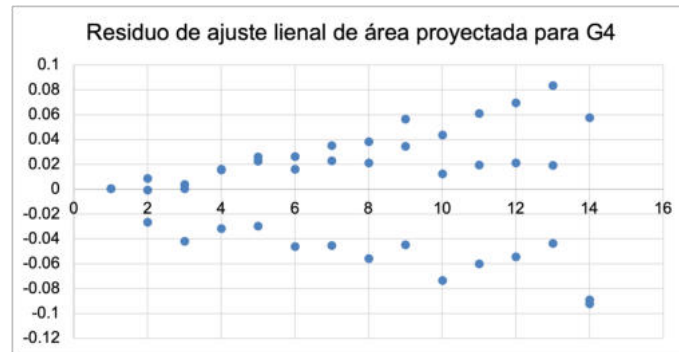


Figura 4.32: Residuos del ajuste lineal del área proyectada para todas las uvas del grupo G4.

El hecho de contar con valores de RMSE muy cercanos a cero y con residuos que no muestran estructuras claras, sumado a que la tendencia de las curvas de área es coherente con el comportamiento observado en los frutos, otorga consistencia a los resultados obtenidos. Por ello, se concluye que el modelo lineal describe de forma suficiente el área proyectada en función del tiempo. En consecuencia, para este análisis de área no se incluyen resultados de ajustes cuadráticos o de tipo bisagra, a diferencia del estudio de tendencia de color, ya que en este caso dichos modelos no aportarían una mejora significativa ni en la calidad del ajuste ni en la interpretación de la tendencia general de los datos.

Estos resultados, tanto del análisis del área por caso como de la tendencia general de los grupos, muestran que el área proyectada de la uva es un indicador sensible del estado de madurez del fruto y complementa de manera consistente los resultados presentados en la sección anterior sobre el análisis de color.

### 4.1.3. Textura de la uva

El factor físico de textura se evaluó por medio de la rugosidad de la piel y su efecto en la luminosidad de la imagen. Para ello se calculó primero el valor promedio de luminosidad para toda la uva, quitando todos los píxeles que no corresponden a la uva por medio de la máscara binaria. Posteriormente se calculó el valor promedio del gradiente de luminosidad mediante un filtro Sobel que utiliza un *kernel* de  $3 \times 3$  píxeles, también aplicado sólo a la uva; este gradiente permite medir las variaciones locales de brillo o luminosidad entre píxeles vecinos y funciona como un descriptor de cambios en la superficie, que nosotros denominaremos rugosidad. Las superficies, o una piel más lisa, presentan gradientes pequeños y, conforme la superficie o la piel de la uva se vuelve más rugosa, se obtienen valores más elevados del gradiente.

Para garantizar que el gradiente corresponde únicamente a los píxeles de la uva se utilizó sólo el área proyectada y, a partir de este parámetro y de su valor medio del

gradiente de luminosidad (es decir, el valor promedio del *kernel*), se normalizaron los resultados en un rango de 0 a 100, donde, como se mencionó antes, valores mayores corresponden a relieves más rugosos de la piel de la uva. En otras palabras, el gradiente de luminosidad mide cómo cambia la intensidad en la imagen y eso se relaciona con la rugosidad de la piel por los cambios puntuales de luminosidad dentro del *kernel* (más o menos sombras, más o menos reflejos). Por lo tanto, aunque no es una medida directa de la rugosidad física, este método se usa como un indicador de rugosidad aparente en la piel de la uva.

Esto es coherente con la realidad observada: al analizar varias uvas de distintos grupos, se vio que las curvas de luminosidad comenzaban a presentar más inconsistencias conforme la uva se hacía más vieja, se arrugaba y adquiría un aspecto cercano al de una pasa. Tanto el color como la luminosidad, después de la etapa de estabilización en la que parecía haberse alcanzado un punto de maduración final, empezaban a mostrar oscilaciones en las curvas, como si el color y la luminosidad volvieran a subir, cambiar y bajar varias veces.

Esto se debe a que esas zonas rugosas generan ruido en la estimación del color y la luminosidad global, porque la imagen integra reflejos y sombras en el promedio de luminosidad. Sin embargo, cuando se analiza la información en la matriz pequeña de  $3 \times 3$  píxeles se pueden ver esos valores por matriz y cómo cambian de matriz en matriz al recorrer todos los miles de píxeles de la imagen; estas variaciones, que no existen al principio de las capturas con imágenes de uvas jóvenes, nos indican que efectivamente algo en la piel de la uva cambió físicamente.

Siguiendo esta lógica, se calcularon las curvas de rugosidad para los tres casos que se han venido manejando, las cuales se muestran a continuación.

## Caso 1

Para el Caso 1, recordemos que se trata de una uva "joven.<sup>en</sup> la que el cambio de color es continuo durante la mayor parte del tiempo de captura, sin llegar a la etapa "estabilizada" de maduración. En la Figura 4.33 se muestra la curva de rugosidad para la uva G4U1. Aquí se puede observar que en las primeras dos capturas la superficie es muy lisa y homogénea y casi no hay micro-contrastes de luminosidad. Posteriormente, de las capturas 2 a la 7, la curva sube de forma muy uniforme y sin cambios bruscos, lo que indica que comienzan a aparecer ligeros cambios en la piel de la uva.

A partir de la captura 8 y hasta la 13 la rugosidad alcanza valores cercanos al 48 % y se aprecia una especie de meseta suave que corresponde a una textura claramente rugosa, con muchos micro-contrastes de luminosidad. Por último, en la captura 14 hay una ligera disminución del índice de rugosidad, hasta valores alrededor del 42 %. Aunque se observa este descenso, el nivel de rugosidad sigue siendo alto; esto se relaciona con una superficie tan rugosa que comienza a generar un comportamiento más inestable en los resultados, propio de la etapa en la que la uva adquiere una apariencia similar a la de una pasa.

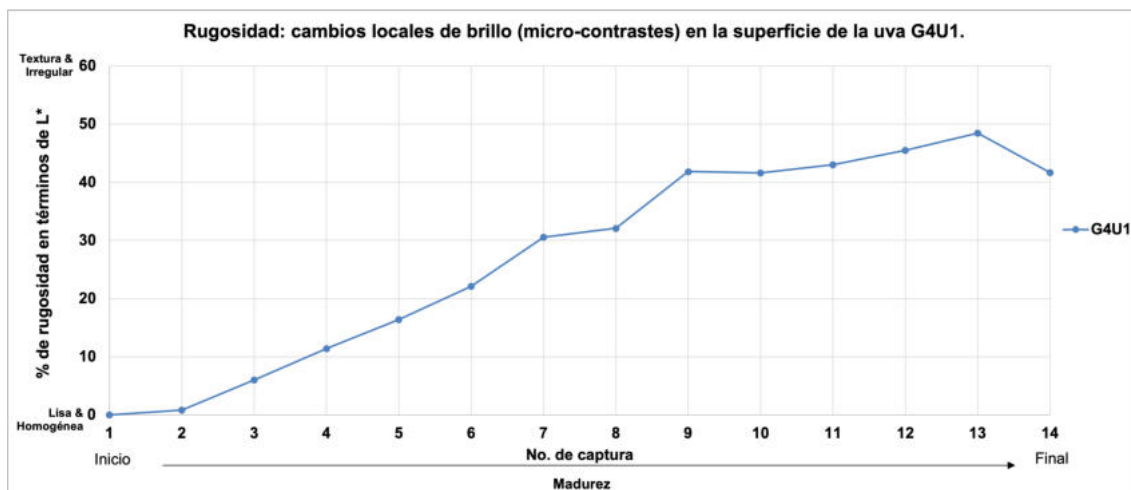


Figura 4.33: Variación temporal de la rugosidad tomando como referencia cambios locales de brillo (micro-contrastes) en la superficie de la uva G4U1.

Si bien esta uva no llegó a etapas posteriores de medición, debido a que se realizaron pruebas destructivas físicas, el patrón observado concuerda con lo analizado en los otros casos y en el resto de las uvas para el tono promedio y la luminosidad promedio: cuando la uva está muy arrugada, los valores de las curvas dejan de mantener una tendencia clara y pasan a mostrar un comportamiento más bien de estancamiento con variaciones en los datos.

## Caso 2

La Figura 4.34 muestra la variación de la rugosidad para la uva G5U1 del Caso 2, una uva que empieza a medirse cuando aún es joven y que alcanza la maduración durante su análisis experimental. En este sentido, se observa en la gráfica que la rugosidad arranca ya en valores alrededor del 12–14 %, no con una piel tan lisa como en el Caso 1 (que empezaba casi en 0); esto indica que esta uva ya estaba más adelantada en madurez cuando inició su medición óptica. La curva sigue subiendo de forma gradual, con una pendiente moderada, hasta valores alrededor del 22 %.

Posteriormente, de la captura 7 a la 11 la rugosidad se mantiene casi estable alrededor del 23 %, con ligeras oscilaciones, lo que es coherente con la idea de que la uva alcanza una etapa de madurez estable donde los cambios en la superficie ya no son tan marcados. Finalmente, en las capturas 12 a 14 la rugosidad presenta un incremento hasta cerca del 28 %; aquí ya se nota ese aumento de irregularidades, que también es coherente con el inicio de un proceso de arrugamiento más fuerte y describe bien lo que ocurrió físicamente en las uvas de este caso.

En resumen, esta uva ya tenía cierta rugosidad desde el inicio que fue aumentando de forma suave, con zonas de estabilización y cambios más marcados al final, justo lo que se espera de una uva que llega a madurar; se mantiene "bien" durante un tiempo y después comienza a arrugarse y a deteriorarse.

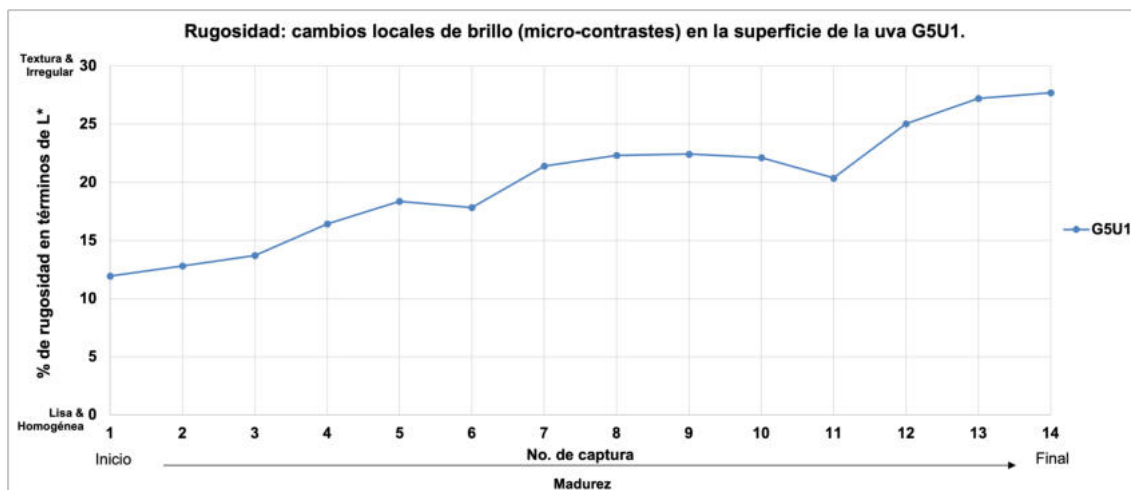


Figura 4.34: Variación temporal de la rugosidad tomando como referencia cambios locales de brillo (micro-contrastes) en la superficie de la uva G5U1.

### Caso 3

En el Caso 3 se trata de una uva que ya estaba madura cuando inició su análisis experimental y que no presenta cambios de color significativos. Este comportamiento se reafirma en la Figura 4.35, donde se aprecia que la piel en ningún momento se presenta lisa. Los valores comienzan con un porcentaje de rugosidad alrededor del 15 % y alcanzan aproximadamente el 20 %. La diferencia con los Casos 1 y 2 es clara: la curva de este caso se comporta como una especie de continuación de las curvas anteriores, pero ya dentro de un régimen en el que la rugosidad se mantiene alta y muestra variaciones captura a captura.

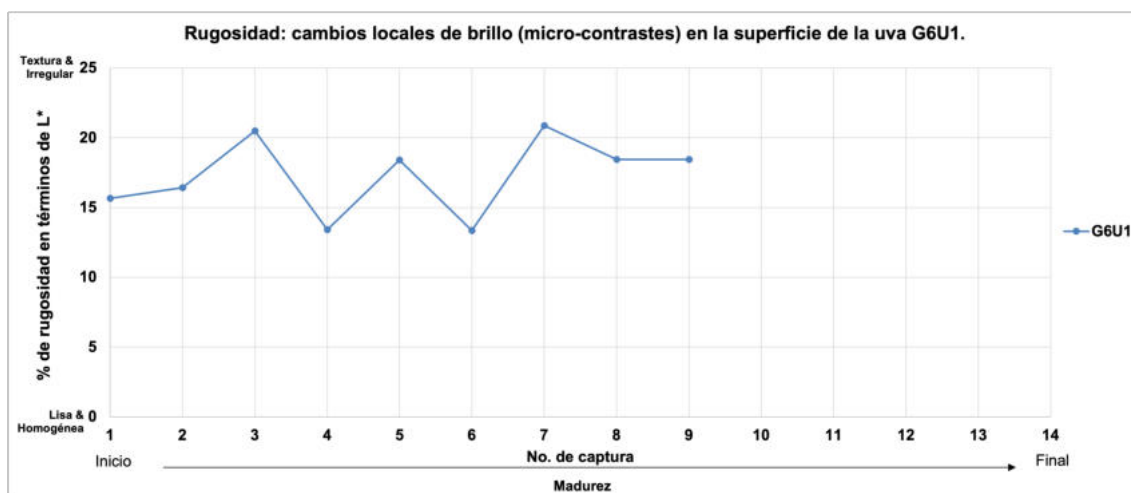


Figura 4.35: Variación temporal de la rugosidad tomando como referencia cambios locales de brillo (micro-contrastes) en la superficie de la uva G6U1.

Las oscilaciones no siguen una tendencia monótona definida; en lugar de ello, la

uva se mantiene alrededor de un nivel de rugosidad prácticamente constante, con una curva que presenta un patrón en "dientes de sierra" por encima y por debajo de dicho valor medio. La piel de esta uva presenta muchas irregularidades y micro-sombras desde la primera captura, lo que indica que no se va volviendo rugosa con el tiempo, sino que ya era rugosa desde el inicio y sólo fluctúa alrededor de ese estado.

#### 4.1.4. Tendencia de textura

Al igual que en los parámetros anteriores de color y de tamaño, se realizó el ajuste de las curvas de rugosidad para todos los grupos, con el fin de comparar entre ellos el comportamiento de la textura por medio de la rugosidad de la piel y sus efectos en el comportamiento de la luminosidad. Para ello se buscaron los modelos que mejor se ajustaran a los datos; en este caso no hubo un solo modelo que describiera adecuadamente a todos los grupos y se decidió presentar curvas para algunos grupos de uvas con un modelo lineal y, para otros, con un modelo cuadrático, ambos ajustados por el método de mínimos cuadrados. La Tabla 4.9 muestra los valores de RMSE para los tres modelos utilizados (lineal, cuadrático y bisagra) y resalta en color amarillo aquellos valores en los que el RMSE resultó más bajo y, por ende, el modelo de ajuste seleccionado para ese grupo en particular.

Tabla 4.9: Comparación de los valores de RMSE para los tres modelos de tendencia de rugosidad por grupo de uvas. En amarillo se resaltan los valores mínimos de RMSE para cada grupo.

Grupo	RMSE lineal	RMSE cuadrático	RMSE bisagra
G1	9.572	6.613	9.571
G2	13.938	12.119	13.938
G3	19.997	18.383	19.997
G4	21.217	24.527	21.217
G5	2.680	4.841	2.680
G6	5.490	4.343	5.490
G7	7.025	9.793	7.025
G8	7.297	5.216	7.297

Recordemos que, para elegir el modelo de ajuste adecuado, es necesario tomar en cuenta: 1) que el valor de RMSE sea el menor y lo más cercano posible a cero; 2) que los residuos del modelo tengan un comportamiento aleatorio y sin patrones alrededor de cero, como se ilustra en la Figura 4.36; y 3) que el modelo represente el comportamiento de los datos experimentales, es decir, que exista coherencia estadística con la realidad observada.

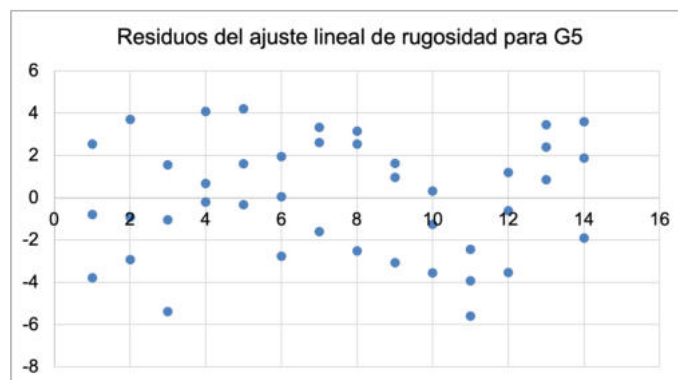


Figura 4.36: Residuos del ajuste lineal de la rugosidad para todas las uvas del grupo G5.

Cumpliendo con estos tres criterios se presenta la Figura 4.37, que muestra las tendencias de rugosidad en términos de  $L^*$  respecto al tiempo de captura; en otras palabras, indica cuánto se arruga la uva conforme va envejeciendo.

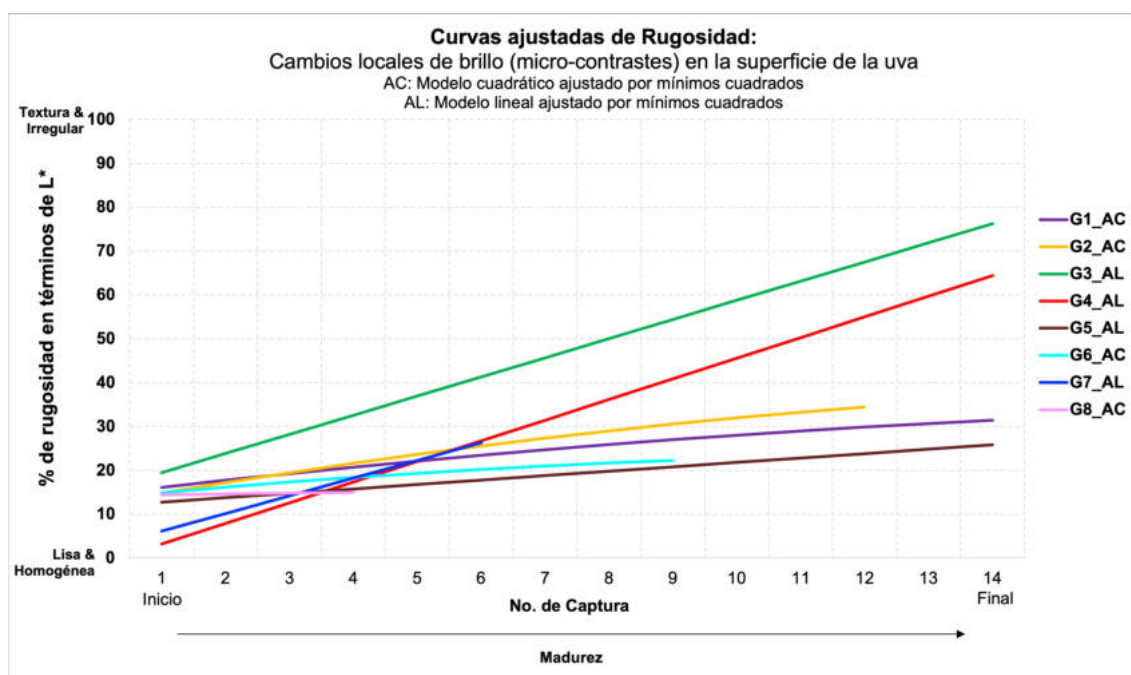


Figura 4.37: Curvas ajustadas de rugosidad respecto a los cambios locales de brillo (micro-contrastes) en la superficie de la uva. AC: modelo cuadrático ajustado por mínimos cuadrados. AL: modelo lineal ajustado por mínimos cuadrados.

Podemos apreciar que todas las curvas crecen conforme avanza el tiempo (número de capturas), lo que confirma que, en promedio, la rugosidad aparente de la piel de la uva aumenta conforme el fruto madura, y que todos los grupos mantienen el mismo patrón general sin que ninguno se aisle o muestre cambios cualitativamente distintos del resto. Se observan pendientes diferentes, lo que indica ritmos de arrugamiento distintos: por ejemplo, G3\_AL (verde) y G4\_AL (rojo) tienen las pendientes más

pronunciadas; en estos grupos la rugosidad crece rápido y ambos pertenecen al Caso 1. G5\_AL (café) muestra una pendiente más suave, donde su rugosidad aumenta muy poco, una textura que cambia lentamente, como en el Caso 2. Por último, G6\_AC (cian) y G8\_AC (rosa) tienen pendientes más planas, en las que la rugosidad no presenta cambios tan grandes entre capturas; estos grupos corresponden al Caso 3.

Es normal que algunos grupos se modelen mejor con el modelo cuadrático (AC), ya que en ellos no se observa un cambio perfectamente constante de la rugosidad, mientras que otros que se ajustaron con el modelo lineal (AL) muestran una tendencia prácticamente recta. En todos los casos se eligió el modelo respetando la coherencia con los datos experimentales. Sin embargo, independientemente del grupo y del tipo de ajuste, la textura de la superficie de la uva tiende a hacerse más irregular (más rugosa) conforme avanza la madurez del fruto, aunque cada grupo lo hace a un ritmo diferente.

## 4.2. Resultados del experimento químico

Aunque la caracterización física de la uva aporta información relevante sobre su estado de madurez, no es suficiente para describir de manera integral sus propiedades enológicas ni para disponer de todas las variables necesarias al diseñar un sistema de visión por computadora. Por ello, se complementó este estudio con la medición de parámetros químicos básicos pero directamente relacionados con la calidad del vino, tales como el pH, los grados Brix y el índice de refracción del mosto. El pH está asociado con la acidez del fruto, que influye de forma importante en el perfil sensorial del vino; los grados Brix constituyen una medida rápida del contenido de azúcares fermentables, estrechamente vinculados al sabor y al posible grado alcohólico; mientras que el índice de refracción, aunque de carácter secundario frente a los dos anteriores, ofrece información indirecta sobre la concentración y la densidad de la fase líquida.

En esta sección se presentan los resultados del experimento químico. La Tabla 4.10 resume los datos experimentales obtenidos para los distintos grupos, mientras que en los apartados siguientes se mostrarán los gráficos correspondientes y su interpretación. A diferencia de lo realizado en el experimento óptico, aquí no se distinguen casos por tipo de uva, ya que el objetivo principal es analizar la evolución de los parámetros químicos en función de la madurez. Además, desde la perspectiva de un futuro sistema de visión por computadora, lo relevante es contar, para cada imagen utilizada en este trabajo, con una medición química asociada que sirva como referencia cuantitativa al establecer y entrenar los modelos de correlación entre la información visual y las propiedades químicas de la uva.

Tabla 4.10: Datos experimentales de los parámetros químicos medidos para los grupos G5–G8

Muestra	Fecha	Grupo	pH Uno	pH Dos	Media pH	Dif. pH	$\Delta$ pH/ med.	$\Delta$ pH acum.	°Brix	$\Delta$ °B/ med.	$\Delta$ °B acum.	Índice <i>n</i>	$\Delta n$ / med.	$\Delta n$ acum.
1	04/09/24	G5	3.55	3.45	3.502	0.10	N/A	N/A	19.10	N/A	N/A	1.362	N/A	N/A
2	11/09/24	G5	3.24	3.15	3.195	0.09	0.307	0.307	21.40	2.30	2.30	1.366	0.004	0.004
3	18/09/24	G5	3.11	3.04	3.075	0.07	0.120	0.427	22.90	1.50	3.80	1.368	0.002	0.006
1	24/09/24	G6	3.76	3.74	3.750	0.02	N/A	N/A	18.00	N/A	N/A	1.360	N/A	N/A
2	25/09/24	G6	3.35	3.33	3.340	0.02	0.410	0.410	18.90	0.90	0.90	1.362	0.001	0.001
3	26/09/24	G6	3.32	3.29	3.305	0.03	0.035	0.445	18.90	0.00	0.90	1.361	0.001	0.002
4	27/09/24	G6	3.25	3.23	3.240	0.02	0.065	0.510	19.10	0.20	1.10	1.361	0.0004	0.002
5	02/10/24	G6	3.23	3.22	3.225	0.01	0.015	0.525	20.00	0.90	2.00	1.363	0.002	0.005
6	03/10/24	G6	3.23	3.22	3.225	0.01	0.000	0.525	20.00	0.00	2.00	1.363	0.0006	0.005
7	04/10/24	G6	3.23	3.22	3.225	0.01	0.000	0.525	21.40	1.40	3.40	1.366	0.003	0.008
1	08/10/24	G7	3.56	3.47	3.515	0.09	N/A	N/A	19.30	N/A	N/A	1.362	N/A	N/A
2	10/10/24	G7	3.53	3.45	3.490	0.08	0.025	0.025	19.30	0.00	0.00	1.362	1E-05	1E-05
3	12/10/24	G7	3.52	3.42	3.470	0.10	0.020	0.045	19.30	0.00	0.00	1.362	0.0001	0.0002
4	15/10/24	G7	3.48	3.41	3.445	0.07	0.025	0.070	20.60	1.30	1.30	1.364	0.002	0.002
5	17/10/24	G7	3.46	3.41	3.435	0.05	0.010	0.080	20.80	0.20	1.50	1.365	0.0002	0.002
6	31/10/24	G7	3.46	3.41	3.435	0.05	0.000	0.080	26.90	6.10	7.60	1.375	0.010	0.013
1	05/11/24	G8	4.32	4.22	4.270	0.10	N/A	N/A	17.80	N/A	N/A	1.360	N/A	N/A
2	07/11/24	G8	3.98	3.89	3.935	0.09	0.335	0.335	19.00	1.20	1.20	1.362	0.001	0.001
3	08/11/24	G8	3.97	3.86	3.915	0.11	0.020	0.355	19.10	0.10	1.30	1.362	0.0001	0.002

### 4.2.1. pH de la uva

El comportamiento del pH para los grupos estudiados es, en general, el adecuado y esperado, ya que las mediciones caen, en su mayoría, dentro del rango típico reportado para uvas de vino cercanas a su etapa de madurez adecuada para ser vendimiadas. Los valores puntuales se presentan en la Tabla 4.10; sin embargo, en la figura 4.38 se muestra, de manera resumida, la variación temporal del pH durante el periodo experimental para los cuatro grupos G5–G8.

El eje horizontal corresponde a la fecha de medición, indicando hacia la derecha el avance en la maduración, mientras que el eje vertical muestra los valores de pH alcanzados por la muestra. En este caso, la acidez aumenta conforme disminuye el pH (como se indica en las gráficas). Las líneas horizontales negras representan un rango típico de pH asociado a frutos con condiciones enológicas adecuadas de madurez previa a la vendimia, y se incluyen únicamente como referencia.

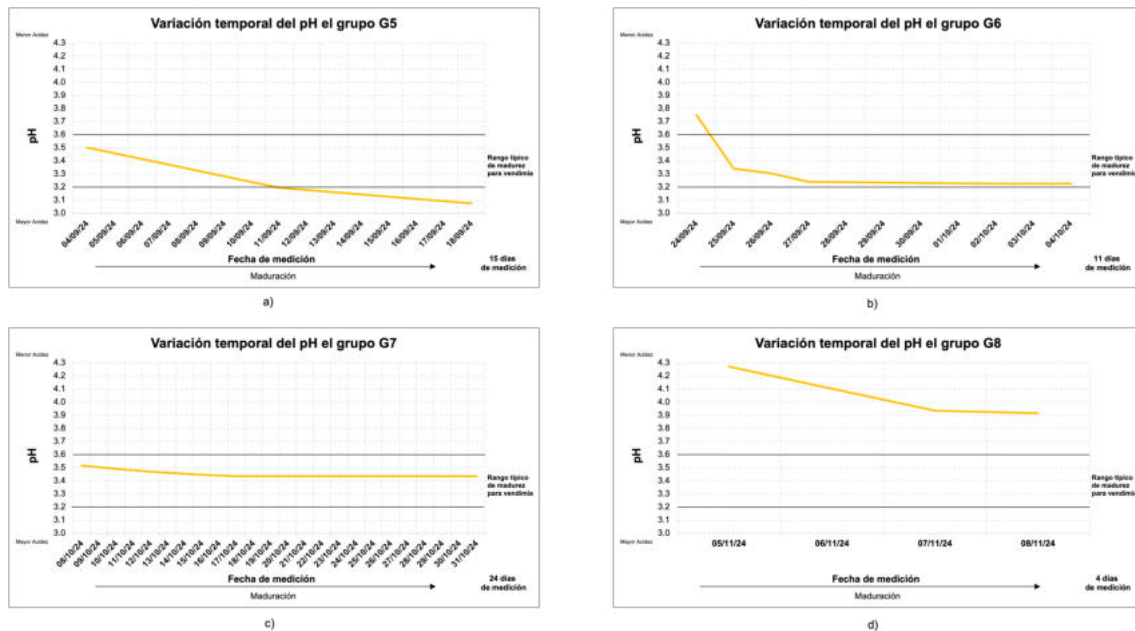


Figura 4.38: Variación temporal del pH para los grupos G5–G8.

Para el grupo G5 se observa un aumento gradual de la acidez, pasando de valores cercanos a 3.5 hasta alrededor de 3.1. Esto indica que el pH disminuye conforme la uva madura y su evolución atraviesa el rango enológico mencionado. El grupo G6 presenta un comportamiento similar: se parte de valores de pH ligeramente más altos que descienden hacia una mayor acidez conforme avanza la maduración, pero en este caso las últimas mediciones tienden a estabilizarse. En el grupo G7 la disminución del pH es más suave; los valores se mantienen oscilando débilmente alrededor del rango enológico, lo que sugiere que estas uvas conservaron una acidez relativamente estable durante todo su periodo de medición.

Por último, el grupo G8 se comporta de forma distinta a los otros tres grupos.

Aunque los valores de pH parten de aproximadamente 4.27 y descienden hasta alrededor de 3.91, no alcanzan a entrar por completo en el rango enológico de referencia. Además, las mediciones para este grupo se realizaron en un número menor de días y en fechas consecutivas, a diferencia de los otros grupos, cuyo periodo de estudio abarcó al menos unas dos semanas. En ese sentido, un seguimiento más prolongado del grupo G8 probablemente habría permitido observar su llegada al rango enológico esperado.

En nuestras mediciones, se observó que la tendencia del pH es disminuir conforme la uva madura; es decir, la uva se vuelve más ácida a la par que cambian su color, tamaño y textura, desplazándose hacia un intervalo compatible con la madurez enológica de la uva y, por lo tanto, con las condiciones necesarias para su aprovechamiento en la vinificación.

### 4.2.2. Grados Brix de la uva

El comportamiento de los grados °Brix para los grupos estudiados también es consistente con lo esperado para uvas de vino en proceso de maduración. En general, las mediciones tienden a aumentar con el tiempo y se acercan al rango típico de madurez enológica previo a la vendimia. Los valores puntuales se muestran en la Tabla 4.10; aquí se resume su evolución temporal en la Figura 4.39, donde se presentan los resultados para los grupos G5–G8.

La Figura 4.39 muestra en su eje horizontal la fecha de medición y, nuevamente, el avance de la maduración de izquierda a derecha. El eje vertical muestra el valor de los grados °Brix para la muestra, es decir, el porcentaje de sólidos solubles (principalmente azúcares) en el jugo de uva analizado en cada fecha. En las gráficas se indica con una línea negra un valor de referencia alrededor de los **22** °Brix, asociado a un rango típico de madurez para vendimia en uvas de vino. Esta línea se utiliza únicamente como guía enológica para tener un marco de referencia al interpretar la tendencia de los datos.

Podemos observar que el grupo G5 incrementa casi de forma lineal los grados °Brix, pasando de aproximadamente **19** °B a unos **23** °B. Esto indica un aumento progresivo del contenido de azúcar conforme avanza la maduración, cruzando claramente el rango de referencia para vendimia. El grupo G6 aumenta su contenido de azúcares desde valores cercanos a **18** °B hasta alrededor de **21.4** °B. Aunque aquí apenas se empieza a alcanzar el rango enológico óptimo, hay que notar que el grupo G5 tuvo 15 días de medición mientras que el G6 tuvo solo 11, y la tendencia del G6 sugiere que el incremento continúa.

En el caso del grupo G7 la pendiente es más pronunciada. Se parte de valores iniciales alrededor de **19** °B y se termina en aproximadamente **27** °B al final del experimento. Aquí el periodo de medición fue el más largo, de 24 días. Es decir, parece que se inició en un estado de madurez similar al del G5 (ambos con valores cercanos a **19** °B al inicio y alrededor de **21–22** °B hacia los 15 días), pero este grupo

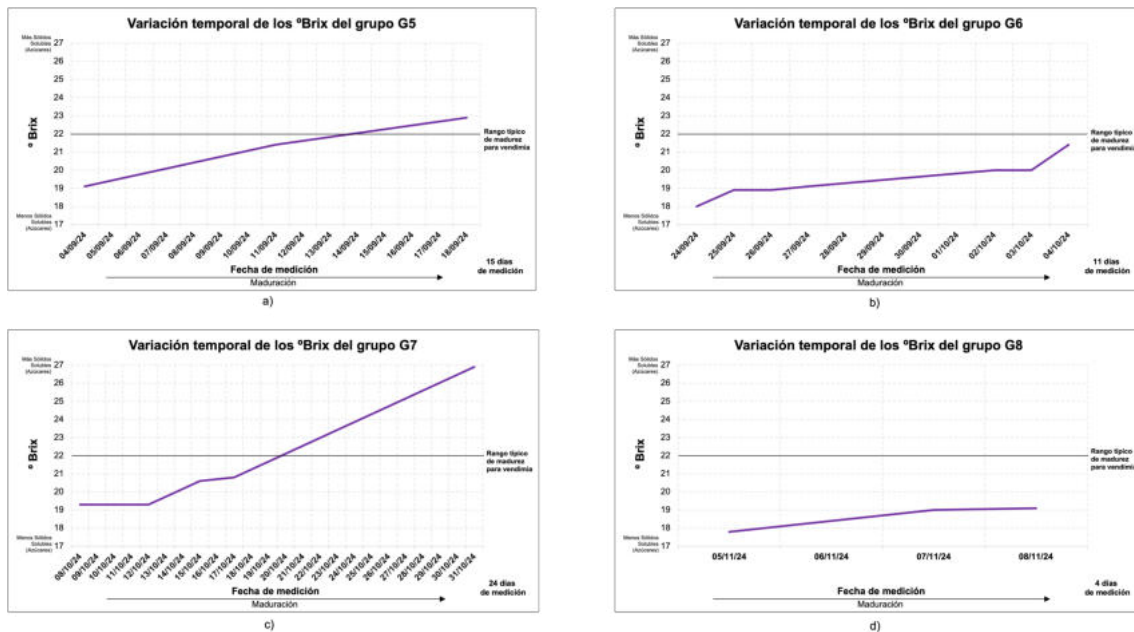


Figura 4.39: Variación temporal de los grados °Brix para los grupos G5–G8.

se dejó más tiempo en observación para ver el comportamiento de los grados °Brix incluso en etapas posteriores al rango enológico óptimo. Se aprecia cómo los valores se disparan, lo cual es coherente con el estado de fermentación y descomposición que mostraron las uvas de este grupo en la etapa final de experimentación, y también con lo reportado en la literatura: conforme la madurez avanza y se entra en una fase de descomposición/fermentación, los azúcares pueden incrementarse notablemente.

Por último, el grupo G8 presenta nuevamente un comportamiento distinto. Aquí los grados °Brix se mantienen casi constantes en un intervalo estrecho entre **17.8** y **19.1** °B, sin llegar al rango esperado de **22** °Brix. Sin embargo, este grupo se midió durante un número menor de días que el resto; desde esta perspectiva, un seguimiento más prolongado probablemente habría permitido observar un incremento en los sólidos solubles y su eventual aproximación al valor de madurez enológica esperada.

En conjunto, las curvas de los grados °Brix confirman que, a medida que la uva madura, el contenido de azúcar tiende a incrementarse y, en la mayoría de los grupos, converge hacia valores compatibles con la madurez enológica óptima para la vendimia. Conforme la uva madura y cambian su color, tamaño, textura y pH, el contenido de azúcares también evoluciona de manera coherente con este proceso.

El índice de refracción  $n$  se midió porque es la magnitud primaria del refractómetro y permite verificar que su evolución es coherente con el aumento de los °Brix. Aunque en enología se utiliza el Brix como escala principal, aquí se conserva el valor de  $n$  en la Tabla 4.10 como un parámetro óptico adicional.

## Método de Dubois

Para complementar las mediciones de los grados °Brix obtenidas con el refractómetro digital, se determinó el contenido de azúcares totales del zumo de uva mediante el método fenol-sulfúrico de Dubois. La descripción detallada del procedimiento se presentó en el Capítulo 2; aquí sólo se resume el esquema experimental seguido para el día de medición correspondiente al 17 de octubre de 2024, junto con los resultados obtenidos.

En primer lugar, se preparó una curva de calibración utilizando una solución estándar de glucosa de **100  $\mu\text{g}/\text{mL}$** . A partir de esta solución se generó una serie de soluciones con concentraciones entre 0 y **100  $\mu\text{g}/\text{mL}$** , variando el volumen de estándar y de agua destilada de acuerdo con la Tabla 4.11. En todos los casos se mantuvo constante el volumen de los reactivos del método (fenol al 5 % y ácido sulfúrico concentrado).

Tabla 4.11: Curva de calibración de azúcares totales para el método fenol-sulfúrico de Dubois.

Azúcares totales ( $\mu\text{g}/\text{mL}$ )	Std. glucosa (100 $\mu\text{g}/\text{mL}$ )	Volumen (mL)	Agua limpia (mL)	Fenol 5 % (mL)	H <sub>2</sub> SO <sub>4</sub> conc. (mL)
0	0.0	2.0	2.0	1	5
10	0.2	2.0	1.8	1	5
20	0.4	2.0	1.6	1	5
30	0.6	2.0	1.4	1	5
40	0.8	2.0	1.2	1	5
50	1.0	2.0	1.0	1	5
60	1.2	2.0	0.8	1	5
70	1.4	2.0	0.6	1	5
80	1.6	2.0	0.4	1	5
90	1.8	2.0	0.2	1	5
100	2.0	2.0	0.0	1	5

A continuación, se prepararon diluciones del zumo de uva del mismo día de medición, con el fin de situar la absorbancia de la muestra dentro del intervalo lineal de la curva de calibración. La Tabla 4.12 resume los factores de dilución empleados. El diseño se hizo de manera que, después de aplicar el método de Dubois con 2 mL de muestra en cada tubo, el factor de dilución global fuera:

$$FD_{\text{final}} = 4000.$$

Cada estándar de glucosa y cada dilución del zumo de uva se procesó siguiendo la secuencia típica del método: adición de 2 mL de muestra o estándar, 1 mL de fenol al 5 % y 5 mL de ácido sulfúrico concentrado; reposo inicial de 10 minutos, agitación en *vortex* y posterior incubación de 10 a 20 minutos en baño de agua a una temperatura entre 25 y 30 °C, para finalmente leer la absorbancia a 490 nm en el espectrofotómetro.

Tabla 4.12: Factores de dilución empleados para el zumo de uva en el método de Dubois.

Tubo de ensayo	Extracto uva ( $\mu\text{L}$ )	Agua limpia ( $\mu\text{L}$ )	Volumen total ( $\mu\text{L}$ )	FD	FD final
1	5000	5000	10000	2	4000
2	500	9500	10000	20	4000
3	1000	9000	10000	10	4000
4	1000	9000	10000	10	4000

Las lecturas de absorbancia para la curva de calibración se realizaron por triplicado (T1, T2 y T3) y se calculó el promedio de cada concentración, así como el promedio de la muestra de zumo diluida. Estos datos se muestran en la Tabla 4.13; la representación gráfica de estos promedios y la recta de ajuste se ilustran en la Figura 4.40, que permite visualizar cómo la muestra se inserta dentro del rango lineal de la curva de calibración.

Tabla 4.13: Absorbancia a 490 nm de los estándares de glucosa y de la muestra de zumo de uva.

Azúcares totales ( $\mu\text{g}/\text{mL}$ )	Absorbancia a 490 nm			
	T1	T2	T3	Promedio
10	-0.003	-0.027	-0.024	-0.018
20	-0.004	-0.028	-0.003	-0.012
30	0.046	-0.009	-0.014	0.008
40	0.667	0.565	0.653	0.628
50	0.968	0.741	0.642	0.784
60	1.149	0.946	0.899	0.998
70	1.288	1.458	0.919	1.222
80	1.254	1.526	1.093	1.291
90	1.721	1.250	1.524	1.498
100	2.145	2.136	2.211	2.164
Muestra	0.517	0.716	0.517	0.583

A partir de los promedios de absorbancia de los estándares (Tabla 4.13) y de la curva de la Figura 4.40 se ajustó una recta por mínimos cuadrados, obteniendo la ecuación de calibración:

$$\mathbf{y} = \mathbf{0.2341 x} - \mathbf{0.431}, \quad (4.1)$$

donde  $\mathbf{y}$  es la absorbancia a 490 nm y  $\mathbf{x}$  la concentración de glucosa expresada en decenas de  $\mu\text{g}/\text{mL}$ .

La absorbancia promedio de la muestra de zumo diluida fue  $\mathbf{y_{muestra} \approx 0.5833}$ . Sustituyendo este valor en la ecuación de calibración y despejando  $\mathbf{x}$  se obtuvo un valor de  $\mathbf{x}$  para la muestra diluida de aproximadamente:

$$\mathbf{x_{diluida} \approx 4.33}.$$

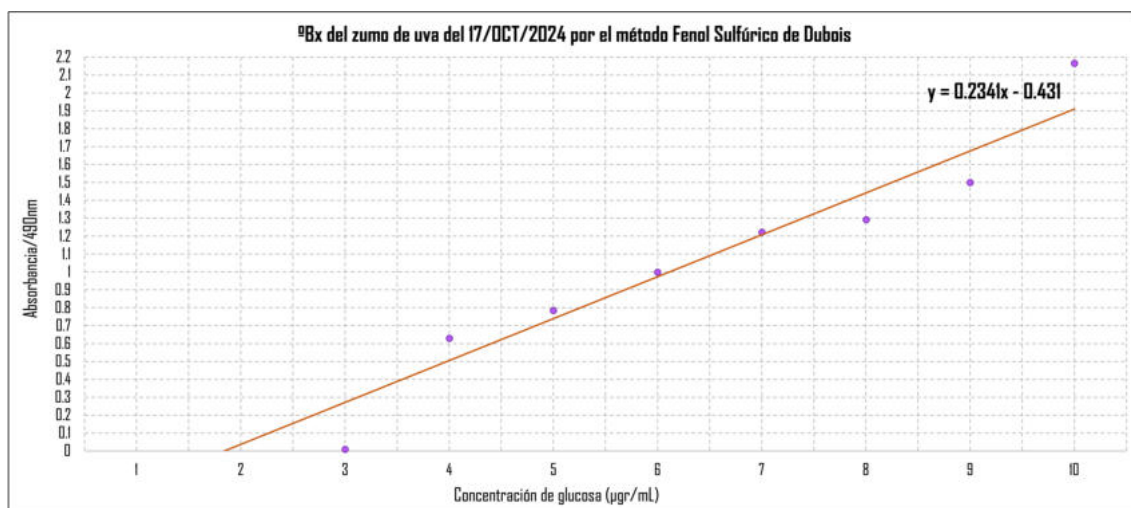


Figura 4.40: Curva de calibración del método fenol-sulfúrico de Dubois para el zumo de uva del 17/10/2024. Los puntos violetas representan los promedios de absorbancia de cada concentración de glucosa y la línea naranja corresponde a la recta de ajuste lineal  $y = 0.2341x - 0.431$ .

Por lo tanto, la concentración de glucosa en la muestra diluida fue:

$$C_{\text{diluida}} \approx 10 x_{\text{diluida}} \approx 43.3 \mu\text{g/mL}.$$

Al corregir por el factor de dilución global ( $FD_{\text{final}} = 4000$ ), la concentración estimada en la muestra original de zumo fue:

$$C_{\text{original}} \approx 43.3 \mu\text{g/mL} \times 4000 \approx 1.73 \times 10^5 \mu\text{g/mL} \approx 17.32 \text{ g/100 mL}.$$

Este valor se reporta como un contenido de azúcares totales de **17.32 %** (m/V) para el zumo de uva analizado en esa fecha mediante el método fenol-sulfúrico de Dubois.

El mismo día, el refractómetro digital registró un valor de **20.8 °Brix** para la misma muestra de zumo. Si se interpreta este valor como porcentaje de sólidos solubles totales, la diferencia entre ambos métodos es de aproximadamente 3.48 puntos porcentuales. Esta discrepancia es coherente con la naturaleza de cada medición: el método de Dubois cuantifica específicamente azúcares (principalmente glucosa y fructosa), mientras que el refractómetro responde al índice de refracción global de la matriz, que incluye otros sólidos solubles como ácidos orgánicos (tartárico, málico), sales minerales y otros compuestos menores disueltos en el zumo de uva.

En resumen, el método fenol-sulfúrico de Dubois confirma que el valor de los grados °Brix obtenido con el refractómetro digital tiende a sobreestimar ligeramente el contenido real de azúcares de la muestra, lo cual es esperable en sistemas complejos como el zumo de uva, donde coexisten azúcares y otros sólidos solubles que también contribuyen al índice de refracción.

### 4.3. Resultados de correlación estadística de los experimentos

En los resultados anteriores se analizaron por separado las variables químicas y los atributos ópticos derivados del procesamiento de imágenes. Sin embargo, también resulta útil explorar cómo se relacionan entre sí estas magnitudes y observar las tendencias de los diferentes parámetros externos e internos de la uva con el fin de verificar si los indicadores ópticos externos siguen de manera coherente la dinámica interna de maduración que se observó en las mediciones químicas.

En esta sección se presenta primero la correlación puramente química entre  $pH$  y grados  $^{\circ}Brix$  del grupo G7, y posteriormente se muestra un ejemplo representativo de la relación entre los parámetros ópticos y químicos para el mismo grupo, que fue el que contó con el seguimiento experimental más completo. A partir de este caso se discute el comportamiento cualitativo del resto de los grupos.

#### 4.3.1. Correlación entre $pH$ y grados $^{\circ}Brix$

En la Figura 4.41 se muestra la relación entre el  $pH$  y el contenido de sólidos solubles (grados  $^{\circ}Brix$ ) para el grupo G7. Este gráfico evidencia una tendencia claramente inversa: el contenido de azúcar aumenta conforme el  $pH$  disminuye ligeramente, es decir, la uva se vuelve más ácida al mismo tiempo que se hace más dulce.

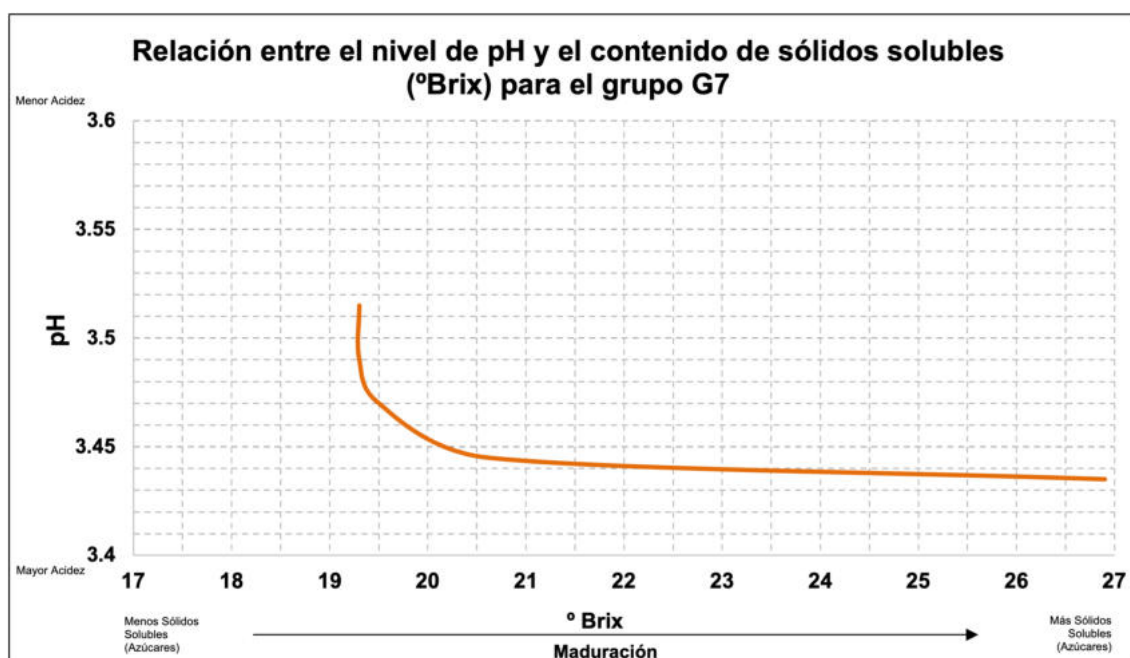


Figura 4.41: Relación entre el  $pH$  y el contenido de sólidos solubles (grados  $^{\circ}Brix$ ) para el grupo G7. Cada punto corresponde a una medición química del experimento.

Se observa que en el tramo inicial aparece una caída más abrupta del  $pH$  y, des-

pués de ese punto, la curva se aplanaba hacia un valor de pH más estable conforme los grados Brix siguen aumentando. Esto sugiere que, a partir de aproximadamente 22 °Brix y un pH cercano a 3.44 para este grupo, las uvas alcanzan una etapa de maduración avanzada y químicamente más estable. Los grados Brix continúan incrementándose hasta alrededor de 27, pero, desde el punto de vista enológico, es probable que esta uva se hubiera vendimiado justo en el punto mencionado (22 °Brix y  $\text{pH} \approx 3.4$ ) y no se hubiera dejado avanzar tanto en maduración. En nuestro experimento se permitió este avance adicional porque nos interesaba tener un panorama amplio del comportamiento de la uva antes de la maduración, en su etapa óptima de madurez y también después de la madurez enológica.

De forma general, esta curva y el resto de las curvas de los grupos G5, G6 y G8, cuyos datos se presentan en la Tabla 4.10, muestran una relación inversa entre  $\text{pH}$  y los grados °Brix. Esta relación es coherente con el comportamiento esperado de uvas de vino cuya evolución química sigue un patrón compatible con el intervalo típico de madurez enológica.

#### 4.3.2. Correlación entre variables químicas y ópticas

En la Figura 4.42 se muestran, de manera conjunta, las relaciones entre las variables químicas (grados °Brix y pH) y los descriptores ópticos de la piel de la uva (cambio de tono  $\Delta E$  y rugosidad) para el grupo G7. Este grupo se toma como caso representativo porque recorrió el intervalo de maduración más amplio y mostró tendencias muy claras en todas las variables. Sin embargo, el resto de los grupos mostraron curvas similares en cada correlación, aunque más cortas debido a que tenían menos cantidad de datos experimentales.

En el panel superior izquierdo (inciso a) se observa la relación entre el contenido de sólidos solubles (grados °Brix) y el cambio de tono de la piel de la uva ( $\Delta E$ ). Al inicio, los valores de  $\Delta E$  son pequeños y los grados °Brix se mantienen casi constantes, lo que indica que en las primeras etapas la coloración de la piel cambia poco mientras el contenido de azúcar todavía no despega. A partir de un cierto umbral de  $\Delta E$  (alrededor de 6–7 unidades), la curva se vuelve mucho más inclinada: el tono de la piel sigue cambiando y, al mismo tiempo, los grados °Brix aumentan de forma marcada, lo cual es consistente con una fase de maduración acelerada.

El panel superior derecho (inciso b) muestra la relación entre grados °Brix y la rugosidad de la piel. El comportamiento es muy parecido: para valores bajos de rugosidad la pendiente es casi plana y, conforme la rugosidad aumenta, se presenta un crecimiento notable de los grados °Brix. En términos cualitativos, esto sugiere que una piel más rugosa está asociada con una mayor concentración de azúcares en el interior de la uva.

En el panel inferior izquierdo (inciso c) se representa el pH en función de  $\Delta E$ . Aquí la tendencia es inversa: el pH disminuye conforme aumenta el cambio de tono, primero con una caída más pronunciada y después acercándose a un valor casi cons-

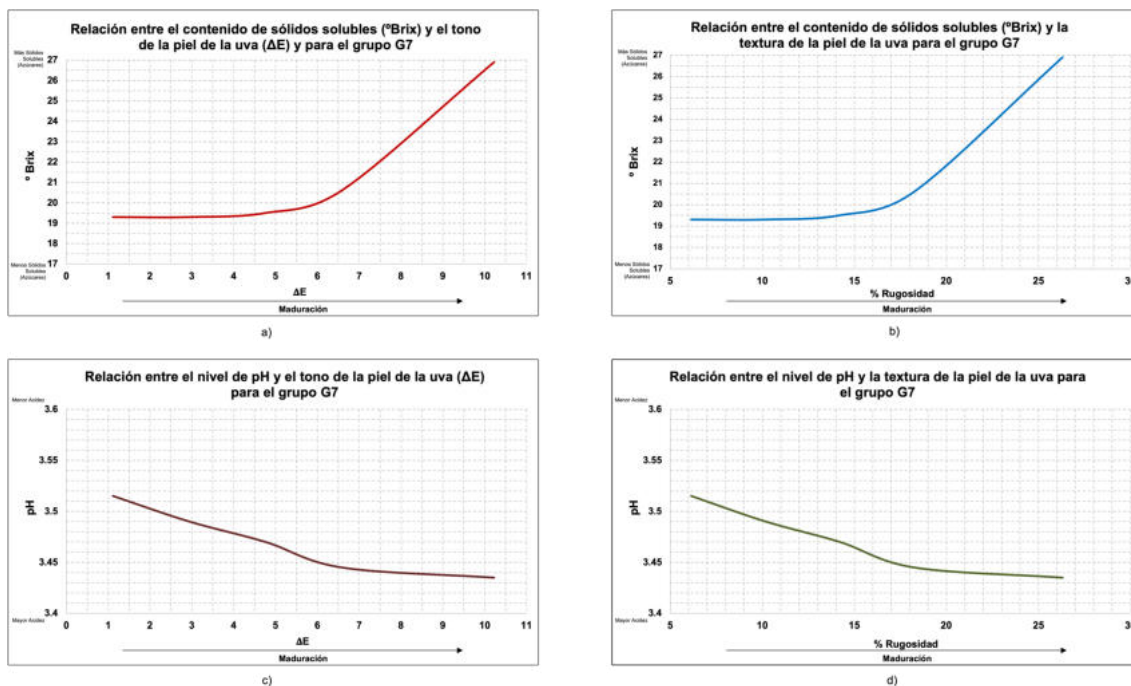


Figura 4.42: Relaciones entre las variables químicas (grados °Brix y pH) y las variables ópticas de la piel de la uva ( $\Delta E$  y rugosidad) para el grupo G7. Cada punto corresponde a una medición química del experimento.

tante. Es decir, a medida que la piel se desplaza hacia tonos más intensos (mayor  $\Delta E$ ), la uva se vuelve ligeramente más ácida hasta estabilizarse alrededor de un pH típico de madurez enológica.

Finalmente, en el panel inferior derecho (inciso d) se muestra la relación entre pH y rugosidad. De nuevo se observa una tendencia decreciente: una piel más rugosa se asocia con valores de pH más bajos, con un comportamiento similar al caso de  $\Delta E$ .

En conjunto, estos cuatro gráficos indican que, para el grupo G7, los descriptores ópticos de la piel (cambio de tono y rugosidad) están fuertemente correlacionados con la madurez química de la uva: conforme aumenta el contenido de azúcares (grados °Brix), el pH disminuye y la piel se vuelve más oscura y más rugosa.

## Capítulo 5

# Discusión de resultados y conclusiones

En este capítulo se retoman y discuten los resultados presentados en los capítulos anteriores, relacionándolos con los objetivos planteados al inicio del proyecto y con la literatura enológica y de procesamiento de imágenes.

Primero se recapitulan los objetivos específicos, poniendo el foco en qué tanto se cumplieron y qué se aprendió en cada etapa experimental. Después se muestra cómo todos esos pasos construyen en conjunto las bases de un sistema de visión por computadora capaz de describir y, eventualmente, predecir el estado de madurez de la uva.

Finalmente, se plantean las líneas de trabajo que quedan abiertas, en especial el uso sistemático de los espectros ópticos y la necesidad de obtener más mediciones para terminar de cerrar la caracterización opto-química de la uva.

### 5.1. Recapitulación de los objetivos del proyecto

Esta investigación utilizó uvas de mesa para el desarrollo de cada uno de los experimentos. Si bien el objetivo es caracterizar uvas de vino, en esta primera etapa de caracterización lo más razonable fue trabajar con uvas de mesa por varias razones. La primera es que están disponibles prácticamente todo el año, a diferencia de las uvas de vino, cuya ventana de maduración en la planta y vendimia es relativamente corta. En nuestro caso era indispensable tener fruto disponible durante varios meses, como se aprecia en las gráficas, donde los grupos abarcan un periodo largo de mediciones que va desde principios de febrero hasta finales de octubre; esto no hubiera sido posible con uvas de vino.

La segunda razón es más “práctica-experimental”: diseñar los experimentos, las metodologías, pulirlas y hacerlas confiables implicó muchas pruebas destructivas en esta primera etapa. La cantidad de uvas de vino que se puede adquirir en los viñedos de la región es limitada en comparación con la cantidad de frutos que se utilizaron a lo largo de todo el proyecto. Sin embargo, el sistema y la metodología desarrollados

son perfectamente trasladables a uvas tintas; aunque en esta ocasión se usaron uvas de mesa, al emplear uvas de vino los resultados serán igual de confiables, e incluso más representativos desde el punto de vista enológico.

Para la caracterización óptica se determinó medir el color en todas las coordenadas implícitas en el espacio CIELab, la textura por medio de la rugosidad y el área proyectada mediante el número de píxeles que ocupa la uva en la imagen. Para ello se diseñó un experimento óptico con una Caja Blanca Reflectora de Luz que permite capturar imágenes bajo condiciones controladas y conocidas, manteniendo los mismos parámetros de captura (iluminación, distancia focal, enfoque, apertura, ISO, etc.). A partir de esta plataforma se estableció una metodología de captura de imágenes reproducible y rastreada, y posteriormente se extrajo información del banco de imágenes mediante el procesamiento de imágenes y los algoritmos desarrollados para esta investigación.

En este contexto, los resultados del procesamiento muestran que la maduración cromática de las uvas se caracteriza por tres efectos simultáneos: cambio de tono, pérdida de croma y pérdida de luminosidad, todo ello de forma coherente entre las uvas “hermanas” del mismo racimo. Aunque se observaron ligeras variaciones entre los casos de estudio propuestos (según el comportamiento óptico de cada grupo), la tendencia general para los ocho grupos de uvas es la misma: la maduración cromática no es un efecto puntual de una uva “suerte”, sino un patrón promedio del conjunto, como se explicó en la sección 4.1.1.

Estos patrones se resumen en la siguiente lógica de comportamiento:

- A mayor madurez real del fruto se obtienen valores más altos de  $\Delta E$  (cambio de tono), todos contenidos entre 300 y 275 grados, aproximadamente; con una evolución en sentido contrario a las manecillas del reloj en el plano CIELab, es decir, moviéndose de tonos rojos-tintos hacia tonos azules-violáceos.
- A mayor madurez, la textura —medida en términos de rugosidad a partir de las variaciones de luminosidad— tiende a aumentar. Conforme la uva envejece y se aproxima visualmente al aspecto de una pasa, la luminosidad presenta más variaciones debidas a sombras y reflejos causados por la propia rugosidad de la piel, la cual es mínima cuando la superficie es lisa y crece cuando la piel está más arrugada.
- Conforme la uva madura experimentalmente, el área proyectada de la uva se va reduciendo. Si bien en la planta el patrón puede ser inverso en la etapa en donde se forma la baya (primero crece y luego se estabiliza), para fines de este experimento esta caracterización es útil para llevar un seguimiento puntual en la última etapa de maduración enológica y apoyar la toma de decisiones previa a la vendimia.

Además, se confirma que el espacio CIELab seleccionado para esta investigación es adecuado para caracterizar el cambio de color de la uva, ya que permite medir el cambio perceptual de las variables que describen un color para el ojo humano:

tono, intensidad y vivacidad. A diferencia del espacio RGB (formato original de las imágenes del banco de datos), que como se mostró en los mapas de colores puede no reflejar claramente las diferencias entre uvas y no ser del todo coherente con la percepción real, CIELab fue diseñado precisamente para aproximarse a la sensibilidad del sistema visual humano y resulta mucho más informativo en este contexto, como se discutió en la sección 2.2.4.

Todos estos resultados engloban los objetivos 1, 2 y 3: se determinaron los parámetros ópticos externos relevantes para caracterizar la uva, se diseñaron un experimento y una metodología para medir dichos parámetros, y se implementaron algoritmos en *Python* para el procesamiento de imágenes y el análisis de datos.

Por otra parte, los objetivos 2, 3 y 4 se relacionan con los resultados del análisis químico del zumo. Estos resultados muestran que, conforme la uva madura físicamente, el nivel de pH tiende a disminuir —siempre dentro del intervalo enológico esperado—, volviendo al zumo más ácido conforme avanza la maduración. A su vez, el contenido de azúcar tiene un comportamiento inverso: conforme la uva madura físicamente, el valor de grados °Brix aumenta dentro del intervalo enológico esperado. Es decir, el comportamiento de estas dos variables químicas es claro: mientras la uva madura se vuelve más ácida y más dulce al mismo tiempo, lo cual es coherente con valores reportados en la literatura para uvas de vino, como se explicó en la sección 2.2.1.

Por último, al correlacionar los resultados de los experimentos, la dinámica entre los parámetros externos de la uva y los parámetros químicos del zumo se puede resumir así:

- El comportamiento interno del zumo es coherente en los diferentes grupos de uva: conforme el pH disminuye y el zumo se vuelve más ácido, el contenido de azúcar medido a través de los grados °Brix (sólidos solubles) aumenta, volviendo al zumo más dulce.
- El comportamiento del pH respecto al cambio de color es inversamente proporcional: conforme el pH disminuye hacia valores más ácidos, el cambio de color  $\Delta E$  aumenta y la uva se desplaza hacia valores de tono más violáceos.
- El comportamiento del pH respecto a la textura de la uva muestra también una tendencia inversa: conforme la uva se vuelve más ácida internamente, externamente se vuelve más rugosa, es decir, más “vieja”.
- El comportamiento de los grados °Brix del zumo respecto al cambio de tono presenta una tendencia directa y positiva: conforme el contenido de azúcar crece, el cambio de color se hace más grande.
- El comportamiento de los grados °Brix y la textura de la uva también muestra una tendencia positiva: a medida que la uva se vuelve más dulce y alcanza valores altos en grados °Brix, la superficie se vuelve más rugosa.

Estas correlaciones se mantienen para todos los grupos de uvas de esta investigación. Aunque los valores numéricos cambian —haciendo las curvas más o menos inclinadas o más o menos largas—, la tendencia cualitativa es similar en todos los casos y, además, coherente con el cambio real del fruto. Todas las tendencias caen dentro del intervalo enológico esperado para cada parámetro, como se explicó en la sección 4.3.

Con estos resultados se cumple el objetivo 4 de esta investigación, que consistía en relacionar de manera consistente las variables ópticas y químicas para describir el proceso de maduración.

## 5.2. Hacia un sistema predictivo de madurez

De forma general, esta investigación aporta una metodología de caracterización de uvas detallada, rastreable y confiable tanto para parámetros externos del fruto como para los parámetros químicos del zumo. Se mostró que es posible relacionar la maduración óptica de la uva, obtenida mediante procesamiento de imágenes digitales, con la maduración química del zumo, medida con instrumentos usuales en los viñedos, como el pH-metro y el refractómetro digital.

Recordemos que el objetivo general del proyecto es:

*“Caracterizar la madurez de uvas de vino mediante procesamiento digital de imágenes y analizar su relación con parámetros químicos del fruto.”*

En este sentido, los resultados indican que es posible evaluar el estado de madurez de la uva por medio del procesamiento digital de imágenes de manera confiable, debido a que los datos muestran una coherencia clara entre madurez óptica y madurez química. Esta primera etapa requirió pruebas destructivas para confirmar el comportamiento de la uva, pero nos permite concluir que, si medimos las características ópticas de la piel (tono, velocidad de cambio de color, magnitud del cambio  $\Delta E$ , croma, luminosidad, rugosidad de la superficie y tamaño de la uva), podemos caracterizar uvas de vino sin necesidad de destruir muestras de forma continua.

Esto sienta las bases para diseñar un sistema de visión por computadora confiable. No se parte de una simple idea o de una correlación aislada, sino de datos experimentales que confirman que existe una relación sistemática entre la madurez óptica y la madurez química. Con el banco de datos construido en este trabajo —e incluso ampliándolo con nuevas campañas de medición— es posible asignar valores de pH y de grados °Brix a cada imagen, de modo que en el futuro se puedan entrenar modelos predictivos capaces de estimar el estado de madurez de forma rápida, no destructiva y con mayor precisión para apoyar la toma de decisiones en campo.

## 5.3. Líneas de trabajo futuras

Además de las mediciones de color en CIELab y de las variables químicas ( $pH$  y grados °Brix), en esta primera etapa del proyecto también se registraron espectros

de absorción y de reflexión del zumo de uva para algunos grupos representativos. En la Figura 5.1 se muestran los espectros promedio de los grupos G6, G7 y G8, obtenidos en el intervalo de 350 a 1050 nm.

De forma general, los tres grupos comparten la misma forma básica del espectro: una banda ancha de alta absorción en la región visible (aproximadamente entre 400 y 700 nm) y una recuperación gradual hacia valores cercanos a cero en la zona del infrarrojo cercano (700–1050 nm). La parte visible del espectro está fuertemente relacionada con los pigmentos fenólicos de la uva (principalmente antocianinas y otros compuestos asociados al color), mientras que en el infrarrojo cercano la señal se asocia más con los sólidos disueltos (principalmente azúcares).

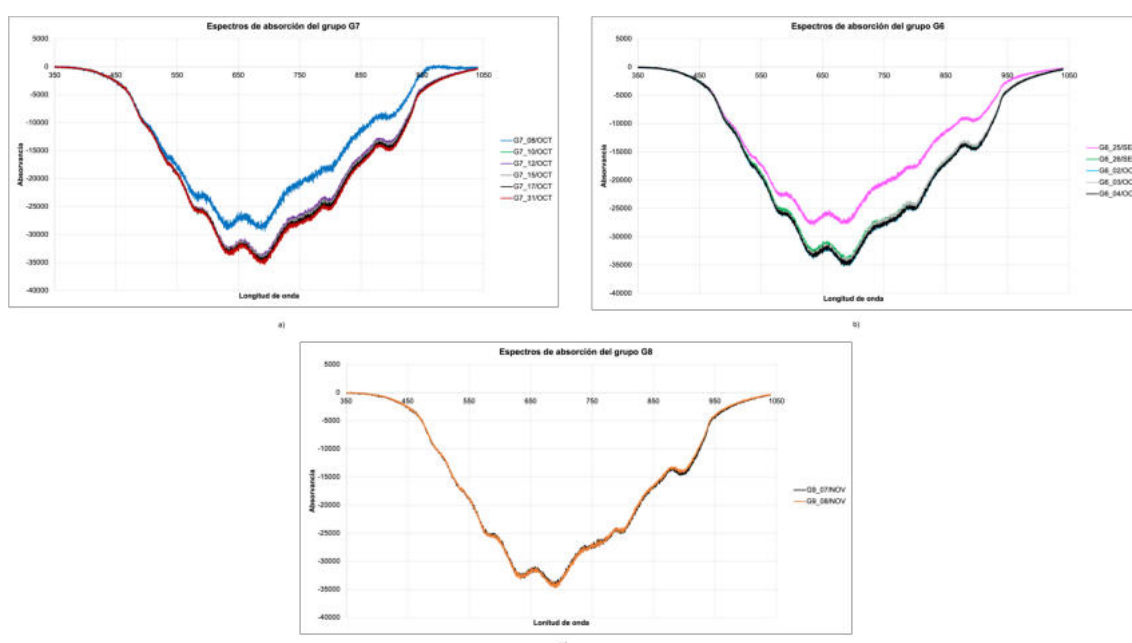


Figura 5.1: Espectros de absorción del zumo de uva para los grupos G6, G7 y G8 en diferentes fechas de medición. Cada curva corresponde a una fecha y muestra la absorbancia en función de la longitud de onda.

En el caso del grupo G7 se observa que las curvas correspondientes a fechas tempranas presentan una absorción menos intensa en la región visible y que, conforme avanza la maduración, la profundidad de la banda aumenta y luego se estabiliza. Este comportamiento es coherente con lo que se observó en el análisis CIELab y en los °Brix: a medida que la uva madura, se acumulan pigmentos en la piel y aumenta el contenido de azúcares del zumo. Para los grupos G6 y G8 la forma del espectro es muy similar, pero con menos puntos de seguimiento en el tiempo; las diferencias entre fechas también sugieren cambios en el contenido de pigmentos y sólidos solubles, aunque en esta etapa no se intentó separar cuantitativamente las contribuciones de cada familia de compuestos (taninos, antocianinas, etcétera).

Estos resultados espectrales se presentan aquí como una primera aproximación,

más que como una caracterización completa. En esta fase del proyecto no fue posible obtener suficientes mediciones por grupo, ni por estado de madurez, como para construir modelos robustos de correlación con las variables químicas ( $pH$ , y grados  $^{\circ}$ Brix) y ópticas (CIELab,  $\Delta E$  y textura). Además, la literatura disponible ofrece más referencias de espectros para vino terminado que para zumo de uva fresca, de modo que todavía no se cuenta con un marco comparativo bien establecido.

Por estas razones, una línea clara de trabajo futuro consiste en ampliar de manera sistemática el banco de espectros del zumo de uva, medidos en paralelo con las variables químicas y ópticas ya descritas en este trabajo. Con un conjunto de datos más grande será posible:

- identificar regiones espectrales específicas (por ejemplo, en torno a las bandas dominadas por antocianinas en el visible y por azúcares en el infrarrojo cercano);
- ajustar modelos de correlación entre absorbancia y madurez (fenólica, azucarada y óptica);
- ajustar modelos de correlación entre reflexión y madurez;
- evaluar el uso de estos espectros como entrada adicional para un futuro sistema de visión por computadora e instrumentación óptica que integre color, textura y respuesta espectral del zumo.

En resumen, los espectros de absorción de los grupos G6, G7 y G8 muestran cambios consistentes con la maduración de la uva y abren la puerta a una caracterización opto-química más completa, que en esta primera etapa sólo se pudo esbozar pero que representa una de las líneas más prometedoras para trabajos posteriores.

## 5.4. Limitaciones

En conjunto, estos resultados deben interpretarse considerando dos limitaciones principales de esta primera etapa: (i) el uso de uvas de mesa como sistema modelo, sin embargo, esta limitación permitió disponer de fruto durante todo el año para diseñar y afinar la metodología; y (ii) el tamaño relativamente reducido de algunas series de mediciones (por ejemplo, en los espectros de absorción), que obliga a considerar estas correlaciones como tendencias iniciales más que como modelos definitivos.

## 5.5. Aportaciones

De manera sintética, las principales aportaciones de las caracterizaciones realizadas en este trabajo son:

- una metodología óptica reproducible para medir color, textura y tamaño de la uva en condiciones controladas;
- la demostración experimental de que la maduración óptica (CIELab,  $\Delta E$ , textura) es coherente con la maduración química ( $pH$ , grados °Brix) en todos los grupos analizados;
- la construcción de un banco de imágenes y datos químicos que sirve como base para entrenar futuros modelos predictivos de madurez.

En conjunto, las secciones que conforman este trabajo doctoral demuestran que la madurez de la uva puede describirse de manera consistente al integrar información óptica (color, textura y tamaño) y química ( $pH$  y grados °Brix). Esta integración es compatible con lo reportado en la literatura enológica y responde, en cierta medida, a la necesidad de estudios que consideren simultáneamente un mayor número de parámetros externos y variables químicas. Asimismo, se identifican rutas claras para profundizar en la caracterización optoquímica mediante la adquisición de un número significativo de espectros del zumo de uva y el desarrollo de modelos predictivos que relacionen parámetros físicos, químicos y optoquímicos, aprovechando el banco de datos construido en esta tesis como punto de partida.

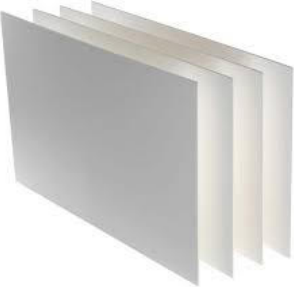

# Apéndice

# Apéndice A

## Tablas de componentes de experimentos




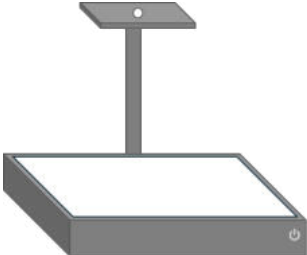

### A.1. Experimento óptico

Tabla A.1: Componentes principales del sistema CBRL.

Componente	Descripción	Imagen de referencia
Paredes de la CBRL	Láminas de foamboard blanco (5 mm, 61×122 cm). Material ligero, fácil de cortar y transportar. Núcleo de poliestireno recubierto por cartón en ambas caras.	
Sellado de la CBRL	Cinta industrial para ductos 2" Blanca 48 mm x 55. Ideal para amarrar, sellar y sostener trabajos. Ideal para impermeabilizar, trabajos de calefacción, ventilación, aires acondicionados y ductos. Respaldo de tela recubierto de polietileno con adhesivo de goma natural. Resiste temperaturas de 4 a 93°C (40° a 200°F). 27 lbs. de resistencia a la tensión.	





Continúa en la siguiente página

Tabla A.1 (continuación)

Componente	Descripción	Imagen de referencia
Sensor de temperatura y humedad	TERPORT Termómetro higrómetro digital de interior con luz de fondo y pantalla LCD grande. Alta precisión para °C y °F; actualiza cada 10 s las medidas del entorno.	
Rodillos para poner muestras de uvas	Rodillo palote de nylon nivelador, antiadherente, 23 cm, para masa de pasteles, galletas y pizza.	
Sujeción de rodillos	Tubo hidráulico blanco PVC CED 40 True Fit System (102 × 3.2 cm), resistente a corrosión e impacto; adecuado para agua potable o desagüe.	
Base de metal	Lámina de acero inoxidable 316 calibre 18, alta resistencia a la corrosión, buena resistencia mecánica y a la tracción; fácil de soldar y mecanizar; apta para industria alimentaria.	
Anillo de luz led superior	Luz plegable con 160 LED brillo ajustable de 1-100°, 6 fondos de colores de fotografía, conexión USB, luz blanca, cálida y neutra con 160 cuentas LED sin parpadeo y 10 niveles de brillo, esta serie de luz para fotografía brinda más libertad para controlar la luminosidad que se desea, se aumenta para obtener una toma clara o se disminuye para resaltar al sujeto.	


Continúa en la siguiente página

**Tabla A.1 (continuación)**

Componente	Descripción	Imagen de referencia
Reflectores inferiores	Lámpara de escritorio LED, 2000mAh, luz magnética táctil de 3 colores, iluminación gradual con temperatura de color ajustable. Desmontable, portátil y recargables Por USB.	
Lámparas fluorescentes	Luz UV tipo tubo F10 T8/BL es el repuesto. Tiene una potencia de 10 watts y un tiempo de vida aproximado de 5 000 horas	
Cámara NIKON D5100	Sensor de imagen CMOS de formato DX de 16.2 megapíxeles para imágenes realistas con colores vívidos, reducción de ruido y suaves gradaciones tonales. Alta sensibilidad ISO (100-6400) (que puede ampliarse hasta 25600 mediante el ajuste Hi2). Mayor velocidad de obturación, incluye un ajuste de ISO automático. Pantalla LCD de 7.5 cm (3 pulgadas) y 921.000 puntos con un ángulo de visión amplio que permite capturar tomas únicas desde cualquier ángulo.	
Adaptador de fuente de alimentación para NIKON D5100	HY1C EP-5A cargador de batería simulado con eficiencia energética clase VI, fuente de alimentación y chip inteligente contra sobrecalentamiento/sobrecarga/sobretensión/cortocircuito.	



Continúa en la siguiente página

Tabla A.1 (continuación)

Componente	Descripción	Imagen de referencia
Programa Camera Control Pro	Software para controlar las cámaras conectadas mediante cables USB o en LAN inalámbricas o por cable. La LAN por cable está disponible con cámaras con conectores Ethernet. Las imágenes pueden descargarse en el PC o guardarse en la tarjeta de memoria de la cámara y compartirse con aplicaciones como NX Studio.	





## A.2. Experimento químico

Tabla A.2: Componentes principales del experimento químico.

Componente	Descripción	Imagen de referencia
Vasos de precipitado de vidrio (varias medidas)	Vidrio de borosilicato de transparencia cristalina resistente. Aptos para autoclave. Soporta esterilizaciones continuas, temperaturas de hasta 510°C, químicos y choques térmicos por cambios bruscos de temperatura. cuentan con boquilla cónica y graduación para una medición precisa.	
Pipetas de transferencia	Transfiere líquidos a tubos de muestra gota por gota. Plástico de polietileno de baja densidad flexible. Desechables para evitar la contaminación cruzada. Graduadas para una medición precisa.	




Continúa en la siguiente página

Tabla A.2 (continuación)

Componente	Descripción	Imagen de referencia
<p>Probeta graduada de vidrio 25ml</p>	<p>Vidrio de borosilicato resistente de transparencia cristalina. Esterilizaciones frecuentes, temperaturas de hasta 510°C, productos químicos agresivos y choque térmico por cambios bruscos de temperatura. Base hexagonal para estabilidad. Graduaciones Clase A para mediciones precisas.</p>	
<p>Espátulas de laboratorio</p>	<p>Espátula de acero inoxidable 304 para experimentos con 12 piezas para diferentes aplicaciones.</p>	
<p>Embudo de vidrio</p>	<p>Vidrio de borosilicato de 75 mm, tallo corto, pared pesada.</p>	
<p>Solución buffer para calibrar pH</p>	<p>Polvo que se disuelve en agua para soluciones buffer con valores de pH conocidos; para ajustar y verificar la precisión de los medidores de pH para mediciones más confiables. Buffer pH4.0, Buffer pH 6.86 y Buffer pH 9.18.</p>	




Continúa en la siguiente página

Tabla A.2 (continuación)

Componente	Descripción	Imagen de referencia
Agua estéril	El Agua inyectable, está indicada como diluyente ó disolvente, así como para la limpieza de material e instrumental químico y quirúrgico.	
Guantes de nitrilo	Industriales, libres de talco, protegen contra químicos y abrasivos, antialérgicos y libres de latex. Resistentes a perforaciones y cumplen con requerimientos de FDA.	
Papel filtro	Filtro de alta calidad para pruebas químicas, 15 cm de diámetro.	


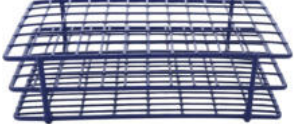

### A.3. Ensayo Fenol-Ácido Sulfúrico de Dubois

Tabla A.3: Componentes principales del ensayo de Dubois.

Componente	Descripción	Imagen de referencia
Espectrofotómetro UV-Vis	Instrumento de un solo haz y uso general. Cuenta con una pantalla digital que muestra los resultados fotométricos y tienen un intervalo de longitud de onda de 200nm a 1000nm.	
Vortex	Control de velocidad variable de 100 a 3200 rpm. Modo táctil automático al presionar la copa. Interruptor de tres posiciones.	
Tubos de ensayo de vidrio	Vidrio de borosilicato de transparencia cristalina con borde resistente a astilladuras. Soporta llamas directas y temperaturas de hasta 510°C (950°F). Fáciles de limpiar. Aptos para autoclave. Cumplen con FDA.	

Continúa en la siguiente página

Tabla A.3 (continuación)

Componente	Descripción	Imagen de referencia
Micropipetas automáticas	Volumen variable de 20 – 200ul MB, medición precisa y transferencia de líquidos en el intervalo de microlitros.	
Rejilla para tubos	De alambre recubierta de vinilo para 72 tubos de 19mm.	
Fenol	Fenol, Solución al 5 %, SF1027.	





Continúa en la siguiente página

Tabla A.3 (continuación)

Componente	Descripción	Imagen de referencia
<p>Ácido sulfúrico (H<sub>2</sub>SO<sub>4</sub>)</p>	<p>Reactivo de ácido sulfúrico concentrado.</p>	
<p>Solución estándar de glucosa</p>	<p>Mezcla de solución de glucosa (100 µg/mL) en una botella de 250 ml, para uso general en laboratorio y uso educativo.</p>	


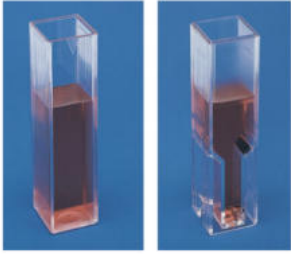
#### A.4. Experimento optoquímico

Tabla A.4: Componentes principales del experimento optoquímico.

Componente	Descripción	Imagen de referencia
USB4000 Fiber Optic Spectrometer	Compacto, alto desempeño, sensible en el intervalo de 200–1100 nm, con resolución dependiente de la rejilla y la rendija seleccionadas. Detector de 3648 elementos y electrónica de alta velocidad que permite tiempos de integración rápidos; reconoce automáticamente la calibración y coeficientes de linealidad del equipo.	
STS-UV Miniatura Spectrometer	Compacto, de alta precisión. Ofrece un intervalo de longitud de onda de 190 a 650 nm, ideal para aplicaciones en análisis óptico-químico. Resolución espectral ajustable entre 1.0 y 12.0 nm, detección confiable y versátil de señales en el espectro ultravioleta-visible.	
Fuente de luz	Lámpara de tungsteno-halógeno de alta intensidad y estabilidad, espectro continuo desde el ultravioleta cercano (360–380 nm) hasta el infrarrojo cercano (2500 nm). Capaz de alimentar diferentes configuraciones experimentales y adaptarse tanto al espectrómetro USB4000 como al STS-UV.	
Fibra óptica para absorción	La fibra corresponde al ensamble Ocean Insight R400-7-SR (OOS-008842-04), con un diámetro de 400 $\mu\text{m}$ para una transmisión eficiente. Equipada con conectores estándar SMA905 y férula de acero inoxidable de 1/4", asegura un acoplamiento robusto y de baja pérdida entre la fuente de tungsteno-halógeno y los espectrómetros empleados.	

Continúa en la siguiente página

Tabla A.4 (continuación)

Componente	Descripción	Imagen de referencia
Fibra óptica para reflexión	<p>La sonda de reflexión permite medir reflectancia difusa en sólidos, líquidos y polvos. Su diseño de haz 6-alrededor-de-1 combina seis fibras para guiar la luz de la fuente y una fibra central para recolectar la señal hacia el espectrómetro. Fabricada con fibras de alto contenido de OH, cubre un intervalo espectral amplio de 400 a 2100 nm.</p>	
Celdas de espectrofotómetro de poliestireno (cuvettes)	<p>Cubetas de poliestireno de <math>12.5 \times 12.5 \times 45</math> mm y una longitud de paso óptico de 10 mm. Son adecuadas para mediciones en la región visible, con una transmitancia superior al 80 en longitudes de onda mayores a 240 nm.</p>	

# Apéndice B

## Seudocódigos de los algoritmos

### B.1. Seudocódigo 1: Recorte automático de uvas en imágenes

Programa: **1\_Recorte automático de uvas en imágenes**

Módulo: **main**

Variables:

ruta\_carpeta : cadena  
lista\_imagenes : lista de cadena  
img\_original : imagen  
img\_gris : imagen  
mascara : matriz entero  
lista\_contornos : lista de contorno  
contornos\_validos : lista de contorno  
contorno : contorno  
x, y, w, h : entero  
recorte\_uva : imagen

Inicio

Definir *ruta\_carpeta*.

lista\_imagenes  $\leftarrow$  ListarImagenesJPG(*ruta\_carpeta*).

Para cada *archivo* en *lista\_imagenes* hacer

\leftarrow CargarImagen(*archivo*).

    Si *img\_original* es nula Entonces

        Continuar con el siguiente archivo.

    FinSi

\leftarrow ConvertirAEscalaDeGris(*img\_original*).

    mascara  $\leftarrow$  UmbralizarInvertido(*img\_gris*,  $T = 170$ ).

    lista\_contornos  $\leftarrow$  DetectarContornosExternos(*mascara*).

    Si lista\_contornos está vacía Entonces

        Continuar con el siguiente archivo.

FinSi

contornos\_validos  $\leftarrow$  FiltrarPorArea(lista\_contornos, area\_min = 95000).

Ordenar contornos\_validos de arriba hacia abajo  
(según la coordenada  $y$  del rectángulo envolvente).

Para  $k$  desde 1 hasta 3 y mientras exista contorno\_validos[ $k$ ] hacer

contorno  $\leftarrow$  contornos\_validos[ $k$ ].

( $x, y, w, h$ )  $\leftarrow$  RectanguloEnvolvente(contorno).

recorte\_uva  $\leftarrow$  Recortar(img\_original,  $x, y, w, h$ ).

GuardarImagen(recorte\_uva, nombre = üva-  $k$  + sufijo\_de\_archivo).

Fin Para

Fin Para

Fin

## B.2. Seudocódigo 2: Generación de máscara y limpieza de fondo en uvas

Programa: **2\_Generación de máscara y limpieza de fondo en uvas**

Módulo: **main**

Variables:

ruta\_carpeta : cadena  
lista\_imagenes : lista de cadena  
img\_original : imagen  
img\_gris : imagen  
mascara : matriz entero  
mascara\_inv : matriz entero  
lienzo\_blanco : imagen  
uva\_color : imagen  
fondo\_blanco : imagen  
img\_salida : imagen

Inicio

Definir *ruta\_carpeta*.

lista\_imagenes  $\leftarrow$  ListarImagenes(*ruta\_carpeta*).

Para cada *archivo* en *lista\_imagenes* hacer

\leftarrow CargarImagen(*archivo*).

    Si *img\_original* es nula Entonces

        Continuar con el siguiente archivo.

    FinSi

\leftarrow ConvertirAEscalaDeGris(es(*img\_original*)).

    mascara  $\leftarrow$  UmbralizarInvertido(*img\_gris*, T = 130).

    mascara\_inv  $\leftarrow$  InvertirMascara(*mascara*).

    lienzo\_blanco  $\leftarrow$  CrearImagenBlanca(tamaño de *img\_original*).

    uva\_color  $\leftarrow$  AND(*img\_original*, *mascara*).

    fondo\_blanco  $\leftarrow$  AND(*lienzo\_blanco*, *mascara\_inv*).

\leftarrow SumarImagenes(*uva\_color*, *fondo\_blanco*).

    GuardarImagen(*img\_salida*, "mascara\_- nombre(*archivo*)).

Fin Para

Fin

### B.3. Seudocódigo 3: Cálculo de área de uvas

Programa: **3\_Cálculo de área de uvas**

Módulo: **main**

Variables:

ruta\_carpeta : cadena  
ruta\_excel : cadena  
lista\_archivos : lista de cadena  
img\_bgr : imagen  
canal\_alfa : matriz entero  
mascara : matriz entero  
area\_px : entero  
tabla\_resultados : tabla

Inicio

Definir *ruta\_carpeta* y *ruta\_excel*.

lista\_archivos ← ListarImagenes(*ruta\_carpeta*).

Inicializar *tabla\_resultados* vacía.

Para cada *archivo* en *lista\_archivos* hacer

img\_bgr, canal\_alfa ← CargarImagenConAlfa(*archivo*).

Si *img\_bgr* es nula Entonces

Continuar con el siguiente archivo.

FinSi

Si (canal\_alfa existe) Y (canal\_alfa no es completamente opaco) Entonces

mascara ← GenerarMascaraDesdeAlfa(*canal\_alfa*).

SiNo

mascara ← GenerarMascaraDesdeFondoBlanco(*img\_bgr*).

// Dentro de GenerarMascaraDesdeFondoBlanco:

// convertir a escala de grises, suavizar (Gaussiano),

// aplicar umbral Otsu invertido, corregir con morfología

// y conservar solo la región conectada más grande (uva).

FinSi

area\_px ← ContarPixeles(*mascara* = 255).

AgregarFila(*tabla\_resultados*, *archivo*, *ruta\_completa*, *area\_px*).

Fin Para

ExportarTablaAExcel(*tabla\_resultados*, *ruta\_excel*).

Fin

## B.4. Seudocódigo 4: Coordenadas CIELab de recortes de uvas

Programa: 4\_Coordenadas CIELab de recortes de uvas

Módulo: **main**

Variables:

```
ruta_imagen : cadena
img_rgb : imagen
img_lab : imagen
L : matriz real
a : matriz real
b : matriz real
C : matriz real // croma  $C^*$ 
h : matriz real // tono  $h^\circ$ 
a_r : matriz real // componente  $a^*$  rotada
b_r : matriz real // componente  $b^*$  rotada
L_prom : real
C_prom : real
h_prom : real
a_prom : real
b_prom : real
```

Inicio

```
// 1. Cargar imagen (uva recortada)
Visualizar mensaje: "Seleccione la imagen de la uva recortada".
Leer ruta_imagen.
img_rgb ← CargarImagen(ruta_imagen).

// 2. Convertir de RGB a CIELab
img_lab ← ConvertirRGBaCIELab(img_rgb).
(L, a, b) ← SepararCanalesCIELab(img_lab).

// 3. Calcular croma  $C^*$  y tono  $h^\circ$  por píxel
Para cada píxel ( $i, j$ ) de la imagen hacer
     $C[i,j] \leftarrow \sqrt{a[i,j]^2 + b[i,j]^2}$ .
     $h[i,j] \leftarrow \text{Arctan2}(b[i,j], a[i,j])$ .
Fin Para

// 4. Rotar el tono  $90^\circ$  para centrar el rango rojo-morado
Para cada píxel ( $i, j$ ) de la imagen hacer
     $h[i,j] \leftarrow h[i,j] + 90^\circ$ .
Fin Para

// 5. Proyectar en ejes rotados ( $a_r, b_r$ )
Para cada píxel ( $i, j$ ) de la imagen hacer
     $a_r[i,j] \leftarrow C[i,j] * \text{Coseno}(h[i,j])$ .
```

```

        b_r[i,j] ← C[i,j] * Seno(h[i,j]).
Fin Para

// 6. Promediar las componentes rotadas
a_prom ← PromedioDeMatriz(a_r).
b_prom ← PromedioDeMatriz(b_r).

// 7. Reajustar al sistema CIELab y calcular croma y tono promedio
C_prom ←  $\sqrt{\mathbf{a\_prom}^2 + \mathbf{b\_prom}^2}$ .
h_prom ← Arctan2(b_prom, a_prom).

// 8. Calcular  $\mathbf{L}^*$  promedio
L_prom ← PromedioDeMatriz(L).

// 9. Exportar resultados a archivo
ExportarAFicheroExcel(
    nombre_archivo = "resultados_color_uva.xlsx",
    ruta_imagen, L_prom, C_prom, h_prom, a_prom, b_prom ).

Fin

```

## B.5. Seudocódigo 5: Gráfico CIELab por seguimiento temporal de uvas individuales

Programa: 5\_Gráfico CIELab por seguimiento temporal de uvas individuales

Módulo: **main**

Variables:

```
ruta_excel : cadena
nombre_hoja : cadena
ruta_guardado : cadena
datos : tabla // datos leídos desde Excel
nombres : lista de cadena // identificadores de uvas / capturas
C_mean : vector real // croma  $C^*$  promedio
C_norm : vector real // croma normalizada
h_corr : vector real // tono corregido (grados)
color[n] : arreglo de color // color asignado a cada nombre
```

Inicio

```
// 1. Leer datos promedios CIELab desde Excel
Definir ruta_excel, nombre_hoja y ruta_guardado.
datos ← LeerArchivoExcel(ruta_excel, nombre_hoja).
nombres ← Columna(datos, "Nombre").
C_mean ← Columna(datos, "C*_mean").
h_corr ← Columna(datos, "hab_corregido").

// 2. Normalizar el croma  $C^*$ 
croma_max ← Máximo(C_mean).
Para cada índice  $k$  en C_mean hacer
    C_norm[k] ← C_mean[k] / croma_max.
Fin Para

// 3. Asignar un color a cada identificador
Para cada nombre en nombres hacer
    color[nombre] ← ColorUnicoDesdePaleta().
Fin Para

// 4. Configurar gráfico polar tono-croma
CrearFiguraPolar().
FijarOrigenAngularEnEje_+a*.
FijarSentidoAngularAntihorario().
FijarRangoRadial(0, 1).
EtiquetarDirecciones_CIELab( +a*, -a*, +b*, -b* ).

// 5. Graficar puntos CIELab normalizados
Para cada índice  $k$  hacer
    ángulo ← Radianes( h_corr[k] ).
    radio ← C_norm[k].
```

```
        nombre ← nombres[k].
        DibujarPuntoPolar(ángulo, radio, color[nombre]).
Fin Para

// 6. Añadir leyenda y títulos
CrearLeyendaSegun(nombres, color).
FijarTítulo( "Evolución del tono y croma en uvas" ).

// 7. Guardar y mostrar gráfico
GuardarFigura(ruta_guardado, "grafico_puntos_CIELab.png").
GuardarFigura(ruta_guardado, "grafico_puntos_CIELab.pdf").
MostrarFiguraEnPantalla().

Fin
```

## B.6. Seudocódigo 6: Rugosidad de la piel a partir de L\*

Programa: 6\_Rugosidad de la piel a partir de L\*

Módulo: **main**

Variables:

ruta\_carpeta : cadena  
patrones : lista de cadena  
ruta\_excel : cadena  
lista\_archivos : lista de cadena  
img\_bgr : imagen  
mascara : matriz entero  
L\_mean : real  
Grad\_L\_mean\_k3 : real  
cobertura\_mask : real  
tabla\_resultados : tabla  
g\_min, g\_max : real

Inicio

Definir *ruta\_carpeta*, *patrones* y *ruta\_excel*.

$lista\_archivos \leftarrow$  ListarImágenes(*ruta\_carpeta*, *patrones*).

Inicializar *tabla\_resultados* vacía.

Para cada *archivo* en *lista\_archivos* hacer

$img\_bgr \leftarrow$  CargarImagenColor(*archivo*).

Si *img\_bgr* es nula Entonces

Continuar con el siguiente archivo.

FinSi

$mascara \leftarrow$  SegmentarUvaFondoBlanco(*img\_bgr*).

$(L\_mean, Grad\_L\_mean\_k3, cobertura\_mask) \leftarrow$  MedLySobelK3(*img\_bgr*).

AgregarFila(*tabla\_resultados*, *archivo*, *L\_mean*, *Grad\_L\_mean\_k3*, *cobertura\_mask*).

Fin Para

Si existen valores válidos en *Grad\_L\_mean\_k3* Entonces

$g\_min \leftarrow$  Mínimo(*Grad\_L\_mean\_k3*).

$g\_max \leftarrow$  Máximo(*Grad\_L\_mean\_k3*).

Si  $g\_max > g\_min$  Entonces

Para cada fila de *tabla\_resultados* hacer

$Rugosidad\_0\_100\_k3 \leftarrow 100 \cdot \frac{Grad\_L\_mean\_k3 - g\_min}{g\_max - g\_min}$ .

Fin Para

SiNo

Asignar *Rugosidad\_0\_100\_k3*  $\leftarrow$  0 para todas las filas.

FinSi

SiNo

Asignar *Rugosidad\_0\_100\_k3*  $\leftarrow$  NaN para todas las filas.

FinSi

ExportarTablaAExcel(tabla\_resultados, ruta\_excel).

// *Subrutina SegmentarUvaFondoBlanco(img\_bgr):*

Convertir a escala de grises, suavizar (Gaussiano), aplicar Otsu invertido, corregir con morfología y seleccionar el componente conectado más grande.

// *Subrutina MedidasLySobelK3(img\_bgr, mascara):*

Convertir a CIELab, extraer L\*, escalar 0–100, restringir a la máscara, calcular L\_mean, aplicar Sobel 3×3, obtener magnitud del gradiente y promedio, calcular cobertura de máscara.

Fin

# Apéndice C

## Códigos en Python

### C.1. Algoritmo 1: Recorte automático de uvas en imágenes

Código C.1: Algoritmo para recortar las uvas y crear nuevos archivos por cada uva encontrada en la imagen.

```
1 import cv2
2 import numpy as np
3 import os
4 import matplotlib.pyplot as plt
5 import logging
6
7 logging.basicConfig(level=logging.INFO, format='%(asctime)s -
8     %(levelname)s - %(message)s')
9
10 def display_image(title, image):
11     plt.imshow(cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2RGB))
12     plt.title(title)
13     plt.show()
14
15 def process_images(directory):
16     files = [f for f in os.listdir(directory) if f.endswith('.
17         JPG')]
18     logging.info(f"Encontrados {len(files)} archivos de imagen
19         en el directorio {directory}.")
20
21     for i, filename in enumerate(sorted(files)):
22         filepath = os.path.join(directory, filename)
23         logging.info(f"Cargando imagen {filepath}...")
24         img = cv2.imread(filepath)
25
26         if img is None:
27             logging.error(f"No se pudo cargar la imagen {
28                 filename}.")
29             continue
```

```

26
27     display_image("Imagen Original", img)
28
29     gray = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
30     _, mask = cv2.threshold(gray, 170, 255, cv2.
        THRESH_BINARY_INV)
31     display_image("Mascara", mask)
32
33     contours, _ = cv2.findContours(mask, cv2.RETR_EXTERNAL
        , cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)
34     if not contours:
35         logging.warning(f"No se encontraron contornos en
            la imagen {filename}.")
36         continue
37
38     contours = [c for c in contours if cv2.contourArea(c)
        > 95000]
39
40     contours = sorted(contours, key=lambda c: cv2.
        boundingRect(c)[1])
41
42     for j, contour in enumerate(contours[:3]):
43         x, y, w, h = cv2.boundingRect(contour)
44         crop_img = img[y:y+h, x:x+w]
45         crop_filename = f'uva{j+1}_{chr(97+i)}.jpg'
46         cv2.imwrite(os.path.join(directory, crop_filename)
            , crop_img)
47         display_image(f"Recorte Uva {j+1}", crop_img)
48
49     directory = '/Users/karencias/Desktop/UvasMac/Fotos/Grupo8/UP/
        mascara'
50     process_images(directory)

```

## C.2. Algoritmo 2: Generación de máscara y limpieza de fondo en uvas

Código C.2: Algoritmo para limpiar la imagen de la uva recortada, dejando el fondo blanco puro por medio de máscara binaria.

```

1 import cv2
2 import os
3 import numpy as np
4
5 def process_images_in_folder(folder_path):
6     image_files = [f for f in os.listdir(folder_path) if f.
            lower().endswith(('.png', '.jpg', '.jpeg'))]
7     print(f"Archivos encontrados: {image_files}")

```

```

8
9     if not image_files:
10         print("No se encontraron imagenes en la carpeta.")
11         return
12
13     for filename in image_files:
14         file_path = os.path.join(folder_path, filename)
15
16         original_image = cv2.imread(file_path)
17
18         if original_image is None:
19             print(f"No se pudo cargar la imagen {filename}.
20                 Verifica que sea un archivo de imagen valido.")
21             continue
22
23         gray_image = cv2.cvtColor(original_image, cv2.
24             COLOR_BGR2GRAY)
25
26         _, mask = cv2.threshold(gray_image, 129, 255, cv2.
27             THRESH_BINARY_INV)
28
29         contours, _ = cv2.findContours(mask, cv2.RETR_EXTERNAL
30             , cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)
31
32         output_image = np.ones_like(original_image) * 255
33
34         if contours:
35             uva_area = cv2.bitwise_and(original_image,
36                 original_image, mask=mask)
37             not_uva_area = cv2.bitwise_and(output_image,
38                 output_image, mask=cv2.bitwise_not(mask))
39             output_image = cv2.add(uva_area, not_uva_area)
40
41         new_filename = 'mascara_' + filename
42         new_file_path = os.path.join(folder_path, new_filename
43             )
44         cv2.imwrite(new_file_path, output_image)
45
46         print(f"Procesada y guardada: {new_filename}")
47
48         cv2.imshow('Original', original_image)
49         cv2.imshow('Mask', mask)
50         cv2.imshow('Result', output_image)
51         cv2.waitKey(0)
52
53     cv2.destroyAllWindows()
54
55 folder_path = '/Users/karencias/Desktop/UvasMac/Fotos/Grupo7/
56 UP'

```

```
49 process_images_in_folder(folder_path)
```

### C.3. Algoritmo 3: Cálculo de área de uvas

Código C.3: Algoritmo para calcular áreas de uvas en píxeles y exportarlas a Excel.

```
1 import os
2 from pathlib import Path
3 import cv2
4 import numpy as np
5 import pandas as pd
6
7 FOLDER = Path("/Users/karencias/Desktop/UvasMac/Fotos/
8 PROCESAMIENTO/UP")
9 EXCEL_OUT = FOLDER / "areas_UUP.xlsx"
10
11 EXTS = {".png", ".jpg", ".jpeg", ".tif", ".tiff", ".bmp"}
12
13 def load_image_any(path: Path):
14     """Carga imagen preservando alfa si existe."""
15     img = cv2.imread(str(path), cv2.IMREAD_UNCHANGED)
16     if img is None:
17         return None, None
18
19     alpha = None
20     if img.ndim == 3 and img.shape[2] == 4:
21         alpha = img[:, :, 3]
22         img = img[:, :, :3]
23     return img, alpha
24
25 def mask_from_alpha(alpha: np.ndarray) -> np.ndarray:
26     m = (alpha > 0).astype(np.uint8) * 255
27     return m
28
29 def mask_from_white_bg(bgr: np.ndarray) -> np.ndarray:
30     gray = cv2.cvtColor(bgr, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
31     gray = cv2.GaussianBlur(gray, (5, 5), 0)
32
33     _, m = cv2.threshold(gray, 0, 255, cv2.THRESH_BINARY_INV +
34 cv2.THRESH_OTSU)
35
36     kernel = cv2.getStructuringElement(cv2.MORPH_ELLIPSE, (5,
37 5))
38     m = cv2.morphologyEx(m, cv2.MORPH_OPEN, kernel, iterations
39 =1)
40     m = cv2.morphologyEx(m, cv2.MORPH_CLOSE, kernel,
41 iterations=2)
```

```

38     num_labels, labels, stats, _ = cv2.
        connectedComponentsWithStats(m, connectivity=8)
39     if num_labels <= 1:
40         return np.zeros_like(m)
41
42     areas = stats[1:, cv2.CC_STAT_AREA]
43     largest_idx = 1 + np.argmax(areas)
44     m_clean = np.where(labels == largest_idx, 255, 0).astype(
        np.uint8)
45     return m_clean
46
47 def compute_area_pixels(mask: np.ndarray) -> int:
48     return int(np.count_nonzero(mask == 255))
49
50 def main():
51     if not FOLDER.exists():
52         print(f"Carpeta no encontrada: {FOLDER}")
53         return
54
55     rows = []
56     files = sorted([p for p in FOLDER.iterdir() if p.suffix.
        lower() in EXTS])
57
58     if not files:
59         print("No se encontraron imagenes en la carpeta.")
60         return
61
62     for path in files:
63         img, alpha = load_image_any(path)
64         if img is None:
65             print(f"[AVISO] No se pudo leer: {path.name}")
66             continue
67
68         if alpha is not None and np.any(alpha < 255):
69             mask = mask_from_alpha(alpha)
70         else:
71             mask = mask_from_white_bg(img)
72
73         area_px = compute_area_pixels(mask)
74         rows.append({"archivo": str(path.name), "ruta_completa
            ": str(path), "area_pixeles": area_px})
75
76     df = pd.DataFrame(rows, columns=["archivo", "ruta_completa
            ", "area_pixeles"])
77     df.to_excel(EXCEL_OUT, index=False)
78     print(f"Listo. Registros: {len(df)}\nExcel guardado en: {
        EXCEL_OUT}")
79
80 if __name__ == "__main__":

```

## C.4. Algoritmo 4: Coordenadas CIELab de recortes de uvas

Código C.4: Algoritmo para calcular los promedios de las coordenadas CIELab ajustando los ejes.

```

1 import os
2 import glob
3 import cv2
4 import numpy as np
5 import pandas as pd
6 from skimage.color import rgb2lab
7 from math import atan2, degrees
8
9 ruta = "/Users/karencias/Desktop/UvasMac/Fotos/PROCESAMIENTO/
   UP"
10 imagenes = sorted(glob.glob(os.path.join(ruta, "*.jpg")) +
11                  glob.glob(os.path.join(ruta, "*.jpeg")) +
12                  glob.glob(os.path.join(ruta, "*.png")) +
13                  glob.glob(os.path.join(ruta, "*.JPG")) +
14                  glob.glob(os.path.join(ruta, "*.JPEG")) +
15                  glob.glob(os.path.join(ruta, "*.PNG")))
16
17 def mask_from_alpha(bgra):
18     alpha = bgra[:, :, 3]
19     m = (alpha > 0).astype(np.uint8) * 255
20     return m
21
22 def mask_from_white_bg(bgr):
23     gray = cv2.cvtColor(bgr, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
24     gray = cv2.GaussianBlur(gray, (5, 5), 0)
25     _, m = cv2.threshold(gray, 0, 255, cv2.THRESH_BINARY_INV +
26                       cv2.THRESH_OTSU)
27
28     ker = cv2.getStructuringElement(cv2.MORPH_ELLIPSE, (7, 7))
29     m = cv2.morphologyEx(m, cv2.MORPH_OPEN, ker, iterations=1)
30     m = cv2.morphologyEx(m, cv2.MORPH_CLOSE, ker, iterations
31                       =2)
32
33     n, labels, stats, _ = cv2.connectedComponentsWithStats(m,
34                       connectivity=8)
35     if n <= 1:
36         return np.zeros_like(m)
37
38     k = 1 + np.argmax(stats[1:, cv2.CC_STAT_AREA])

```

```

36     m = np.where(labels == k, 255, 0).astype(np.uint8)
37
38     return m
39
40 def build_mask(path):
41     img = cv2.imread(path, cv2.IMREAD_UNCHANGED)
42     if img is None:
43         return None, None
44
45     if img.ndim == 3 and img.shape[2] == 4:
46         mask = mask_from_alpha(img)
47         bgr = img[:, :, :3]
48         if np.count_nonzero(mask) == mask.size:
49             mask = mask_from_white_bg(bgr)
50         return bgr, mask
51
52     bgr = img if img.ndim == 3 else cv2.cvtColor(img, cv2.
53         COLOR_GRAY2BGR)
54     mask = mask_from_white_bg(bgr)
55     return bgr, mask
56
57 def calcular_promedios_rotados(path):
58     bgr, mask = build_mask(path)
59     if bgr is None or mask is None or np.count_nonzero(mask)
60         == 0:
61         img = cv2.imread(path)
62         img_rgb = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2RGB)
63         lab = rgb2lab(img_rgb)
64         L, a, b = lab[:, :, 0], lab[:, :, 1], lab[:, :, 2]
65     else:
66         rgb = cv2.cvtColor(bgr, cv2.COLOR_BGR2RGB)
67         lab = rgb2lab(rgb)
68         roi = (mask > 0)
69
70         L = lab[:, :, 0][roi]
71         a = lab[:, :, 1][roi]
72         b = lab[:, :, 2][roi]
73
74     C = np.sqrt(a**2 + b**2)
75     hab_rad = np.arctan2(b, a)
76     hab_rot = (hab_rad - np.deg2rad(90.0))
77
78     a_rot = C * np.cos(hab_rot)
79     b_rot = C * np.sin(hab_rot)
80
81     a_mean = float(np.mean(a_rot))
82     b_mean = float(np.mean(b_rot))
83
84     C_prom = float(np.sqrt(a_mean**2 + b_mean**2))

```

```

83     hab_prom_rad = atan2(b_mean, a_mean)
84     hab_prom_deg = (degrees(hab_prom_rad) + 90.0) % 360.0
85
86     L_prom = float(np.mean(L))
87
88     a_final = float(C_prom * np.cos(np.deg2rad(hab_prom_deg)))
89     b_final = float(C_prom * np.sin(np.deg2rad(hab_prom_deg)))
90
91     return {
92         'Nombre': os.path.basename(path),
93         'L*_mean': L_prom,
94         'C*_mean': C_prom,
95         'hab_mean': hab_prom_deg,
96         'a*_mean': a_final,
97         'b*_mean': b_final
98     }
99
100
101 data = [calcular_promedios_rotados(f) for f in imagenes]
102 df = pd.DataFrame(data)
103
104 excel_path = os.path.join(ruta, "
105     ACTUALIZADO2resultados_rotados_cielab2.xlsx")
106 df.to_excel(excel_path, index=False)
107 print(f"Proceso completo. Resultados guardados en: {excel_path
108     }")

```

## C.5. Algoritmo 5: Gráfico CIELab por seguimiento temporal de uvas individuales

Código C.5: Algoritmo que permite visualizar la evolución del color en el espacio CIELab de las mismas uvas a lo largo de varios días.

```

1  import pandas as pd
2  import numpy as np
3  import matplotlib.pyplot as plt
4  import matplotlib.cm as cm
5  import os
6  import matplotlib as mpl
7
8  mpl.rcParams['font.family'] = 'Arial'
9
10 def graficar_puntos_normalizados(path_excel, nombre_hoja,
11     ruta_guardado):
12     df = pd.read_excel(path_excel, sheet_name=nombre_hoja)
13     df.columns = df.columns.str.strip()

```

```

14 if "fecha" in df.columns:
15     fechas = pd.to_datetime(df["fecha"], errors="coerce",
16                             dayfirst=True)
17     if fechas.notna().any():
18         f_ini = fechas.min()
19         f_fin = fechas.max()
20         fecha_txt = f"{f_ini.strftime('%d/%m/%y')} al {
21                     f_fin.strftime('%d/%m/%y')}"
22     else:
23         fecha_txt = "(fechas no válidas)"
24 else:
25     fecha_txt = "(sin columna 'fecha')"
26
27 df["Uva"] = df["Nombre"].str.extract(r"(G\d+_U\d+)",
28                                     expand=False).fillna("DESCONOCIDO")
29 grupos = df["Uva"].unique()
30
31 color_dict = {
32     "G6_U1": "orange",
33     "G6_U2": "green",
34     "G6_U3": "purple",
35 }
36
37 cromax_max = df["C*_mean"].max()
38 df["C*_norm"] = df["C*_mean"] / cromax_max if cromax_max and
39 cromax_max != 0 else 0.0
40
41 fig = plt.figure(figsize=(8, 8))
42 ax = plt.subplot(111, polar=True)
43
44 ax.set_title(
45     f"$\bf{{Evolucion\ del\ tono\ y\ cromax\ en\
46     uvas}}$\n"
47     f"Iluminacion superior\nGrupo {nombre_hoja} capturado
48     del {fecha_txt}",
49     fontsize=11, pad=45
50 )
51 ax.set_theta_zero_location('E')
52 ax.set_theta_direction(1)
53
54 ax.set_rlim(0, 1)
55 ax.set_rticks(np.arange(0.1, 1.1, 0.1))
56 ax.set_yticklabels([f"{x:.1f}" for x in np.arange(0.1,
57                 1.1, 0.1)])
58 ax.set_rlabel_position(317)
59 ax.tick_params(axis='y', pad=6)

```

```

55     grados_cuadrantes_1y4 = np.concatenate((np.arange(270,
56         315, 5), np.arange(0, 46, 45)))
57     grados_cuadrantes_2y3 = np.arange(0, 360, 45)
58     grados_personalizados = np.unique(np.concatenate((
59         grados_cuadrantes_1y4, grados_cuadrantes_2y3)))
60     ax.set_thetagrids(grados_personalizados)
61     ax.tick_params(axis='x', pad=0)
62     ax.grid(True, linestyle='--', alpha=0.5)
63
64     for label in ax.get_xticklabels():
65         label.set_fontsize(8)
66     for label in ax.get_yticklabels():
67         label.set_fontsize(9)
68
69     for _, row in df.iterrows():
70         grupo = row["Uva"]
71         hab_rad = np.radians(row["hab_corregido"])
72         crom_norm = row["C*_norm"]
73         ax.scatter(hab_rad, crom_norm, color=color_dict.get(
74             grupo, "gray"), s=15, alpha=0.8)
75
76     for grupo in grupos:
77         ax.scatter([], [], color=color_dict.get(grupo, "gray")
78             , label=grupo)
79     ax.legend(title="Grupo de Uva", bbox_to_anchor=(1.05,
80         1.12), loc='upper left', fontsize=8)
81
82     r_etiqueta = 1.14
83     ax.text(np.radians(0), r_etiqueta, '(Rojo)\n+a*',
84         ha='center', va='center', fontsize=10, color='darkred')
85     ax.text(np.radians(180), r_etiqueta, '(Verde)\n-a*',
86         ha='center', va='center', fontsize=10, color='green')
87     ax.text(np.radians(90), r_etiqueta, '(Amarillo)\n+b* ',
88         ha='center', va='center', fontsize=10, color='goldenrod')
89     ax.text(np.radians(270), r_etiqueta, '(Azul)\n-b*',
90         ha='center', va='center', fontsize=10, color='blue')
91
92     plt.tight_layout()
93
94     nombre_base = f"grafico_{nombre_hoja}_puntos"
95     os.makedirs(ruta_guardado, exist_ok=True)
96     fig.savefig(os.path.join(ruta_guardado, f"{nombre_base}.
97         png"), dpi=300)
98     fig.savefig(os.path.join(ruta_guardado, f"{nombre_base}.
99         pdf"), dpi=300)
100     plt.show()

```

```
92 graficar_puntos_normalizados(  
93     "/Users/karencias/Desktop/UvasMac/Fotos/PROCESAMIENTO/UP/1  
     Mascara_Buenos_resultados_rotados_cielab2.xlsx",  
94     "G6",  
95     "/Users/karencias/Desktop/UvasMac/Fotos/RESULTADOS "  
96 )
```

# Bibliografía

- [1] 15 Bodegas. ¿qué son los taninos del vino y sus propiedades para la salud?, 2024. Accedido el 26 de marzo de 2025.
- [2] Khan Academy. Propiedades básicas de las ondas. <https://es.khanacademy.org/science/ap-chemistry/electronic-structure-of-atoms-ap/bohr-model-hydrogen-ap/a/light-and-the-electromagnetic-spectrum>, 2024. Accedido el 7 de mayo de 2025.
- [3] Adobe. ¿qué es un histograma en fotografía?, 2024. Consultado el 9 de abril de 2025.
- [4] Heredad Aduna. Flavonoles, taninos y antocianos, 2024. Accedido el 26 de marzo de 2025.
- [5] Basler AG. Estructura y función de los sensores ccd, 2024. Accedido el 7 de mayo de 2025.
- [6] Kym Anderson and Nanda R. Aryal. *Which Winegrape Varieties are Grown Where?: a global empirical picture*. University of Adelaide Press, 2013.
- [7] S. Annadurai and R. Shanmugalakshmi. *Fundamentals of Digital Image Processing*. Pearson Education, 2007.
- [8] Aprender de Vino. Partes de la uva, 2025. Accedido el 4 de febrero de 2025.
- [9] Kike Arnaiz. *Fotografía desde cero*. Independently Published, 2020.
- [10] Ana Gabriela Astudillo Orozco. Taninos: propiedades y aplicaciones. <https://uvadoc.uva.es/handle/10324/25968>, 2017. Trabajo de Fin de Grado, Universidad de Valladolid. Accedido el 26 de marzo de 2025.
- [11] A. Baiano, C. Terracone, G. Peri, and R. Romaniello. Application of hyperspectral imaging for prediction of physico-chemical and sensory characteristics of table grapes. *Computers and Electronics in Agriculture*, 87:142–151, 2012.
- [12] A. Baiano, C. Terracone, G. Peri, and R. Romaniello. Application of hyperspectral imaging for prediction of physico-chemical and sensory characteristics of table grapes. *Computers and Electronics in Agriculture*, 87:142–151, 2012.
- [13] Daniel Ornelas Barboza. Conversión de imágenes rgb a escala de grises. Presentación técnica, ITESI, Ing. Mecatrónica, Visión Computacional, 2020. <mailto:danielornelas483@gmail.com>.

- [14] Pablo Carbonell Bejerano and José Miguel Martínez Zapater. Estructura y composición de la uva y su contribución al vino. *Acenología*, 2013. Accedido el 5 de febrero de 2025.
- [15] Biblus. Capítulo 2. la imagen digital. <https://biblus.us.es/bibing/proyectos/use/abreproy/11725/fichero/04.-+CAP%C3%8DTULO+2+LA+IMAGEN+DIGITAL.pdf>, 2024. Accedido el 8 de abril de 2025.
- [16] Biotecnología. *Biotécnicas básicas para bioprocesos y bioemprendimientos*, chapter Espectroscopía: principio, tipos y aplicaciones. Desconocido, 2023. Accedido el 7 de mayo de 2025.
- [17] Bodegas Alore. Los antocianos de la uva, 2024. Accedido el 26 de marzo de 2025.
- [18] Bodegas Ibarгүйen. Las partes de la vid: la planta de la uva, 2025. Accedido el 4 de febrero de 2025.
- [19] E. A. M. Bracamontes, M. E. M. Rosas, M. M. M. Velasco, H. L. M. Reyes, and J. R. M. Sandoval. Sistema inmerso de bajo costo para la localización y segmentación de uvas. *Difu100ci@, Revista de Difusión Científica, Ingeniería y Tecnologías*, 7(2):88–92, 2013.
- [20] Canon España. Image sensors explained, 2025. Accedido el 7 de mayo de 2025.
- [21] Catatu. ¿qué son los taninos del vino?, 2024. Accedido el 26 de marzo de 2025.
- [22] D. P. Cavallo, M. Cefola, B. Pace, A. F. Logrieco, and G. Attolico. Non-destructive and contactless quality evaluation of table grapes by a computer vision system. *Computers and Electronics in Agriculture*, 156:558–564, 2019.
- [23] D. P. Cavallo, M. Cefola, B. Pace, A. F. Logrieco, and G. Attolico. Non-destructive and contactless quality evaluation of table grapes by a computer vision system. *Computers and Electronics in Agriculture*, 156:558–564, 2019.
- [24] M. J. Cejudo-Bastante, F. J. Rodríguez-Pulido, F. J. Heredia, and M. L. González-Miret. Assessment of sensory and texture profiles of grape seeds at real maturity stages using image analysis. *Foods*, 10(5):1098, 2021.
- [25] M. J. Cejudo-Bastante, F. J. Rodríguez-Pulido, F. J. Heredia, and M. L. González-Miret. Assessment of sensory and texture profiles of grape seeds at real maturity stages using image analysis. *Foods*, 10(5):1098, 2021.
- [26] V. Cheynier, J. Rigaud, M. Souquet, P. Sarni, F. Moutounet, M. Dubourdieu, and P. L. Singleton. Structure and properties of wine pigments and tannins. *American Journal of Enology and Viticulture*, 57:298–305, 2006.
- [27] Asim Kumar Roy Choudhury. Object appearance and colour: Diffuse reflection. In *Principles of Colour and Appearance Measurement*, chapter 2.3.2, pages 29–31. Woodhead Publishing, 2014.

- [28] Club Cuvée. La importancia de los hollejos en la producción de vino tinto, 2024. Accedido el 26 de marzo de 2025.
- [29] Club Cuvée. Medición de la madurez para la planificación de la cosecha, 2024. Accedido el 26 de marzo de 2025.
- [30] Commission Internationale de l'Éclairage. *CIE Technical Report: Colorimetry*. CIE 15:2004. Commission Internationale de l'Éclairage, Vienna, Austria, 3rd edition, 2004.
- [31] C. Conde, P. Silva, N. Fontes, A. C. Dias, R. M. Tavares, M. J. Sousa, A. Agasse, S. Delrot, and H. Gerós. Biochemical changes throughout grape berry development and fruit and wine quality. *Food*, 1:1–22, 2007.
- [32] I. Dami. Determining time of harvest?: The constant dilemma. *Ohio Grape Wine Electronic Newsletter*, pages 2–5, September 2008.
- [33] Universidad Complutense de MADrid. Procesamiento digital de imágenes: fundamentos y aplicaciones. <https://docta.ucm.es/rest/api/core/bitstreams/ca036198-0ceb-4ef1-b791-46a2a7313d2b/content>, 2025. Accedido el 8 de abril de 2025.
- [34] Universidad de Sevilla. Capítulo 3: Procesamiento digital de imágenes. [https://biblus.us.es/bibing/proyectos/abreproy/12112/fichero/Documento\\_por\\_capitulos%252F3\\_Cap%C3%ADtulo\\_3.pdf](https://biblus.us.es/bibing/proyectos/abreproy/12112/fichero/Documento_por_capitulos%252F3_Cap%C3%ADtulo_3.pdf), 2025. Accedido el 8 de abril de 2025.
- [35] Definicion.de. Espectro de absorción, s.f. Accedido el 7 de mayo de 2025.
- [36] A. Domínguez Torres. Procesamiento digital de imágenes. *Perfiles Educativos*, 1(72):32–40, 1996.
- [37] L. Draghici, G. Rapeanu, and T. Hopulele. Evolution of polyphenolic compounds during maturation of cabernet sauvignon grapes from dealu mare vineyard. *Ovidius University Press*, 22(1):15–20, 2011.
- [38] Michel Dubois, K. A. Gilles, J. K. Hamilton, P. A. Rebers, and Fred Smith. Colorimetric method for determination of sugars and related substances. *Analytical Chemistry*, 28(3):350–356, 1956.
- [39] dZoom. Velocidad de obturación: Qué es y para qué sirve, 2023. Accedido el 26 de marzo de 2025.
- [40] Espectroscopía. Métodos espectroscópicos avanzados para estudiar la estructura y dinámica biomolecular. In *Fundamentos de espectroscopía para la estructura y dinámica biomolecular*. Desconocido, 2023. Accedido el 7 de mayo de 2025.
- [41] FaMAF - UNC. Capítulo 2 – imagen digital, 2024. Accedido el 9 de abril de 2025.

- [42] Z. H. Feng, P. F. Shi, and Y. P. Wang. A review on image acquisition and processing techniques for machine vision systems. *Computers and Electronics in Agriculture*, 76(2):139–149, 2011.
- [43] FOSS Analytics. Tecnología nir para análisis de rutina de productos alimentarios y agrícolas, 2025. Accedido el 5 de febrero de 2025.
- [44] Jayme Garcia. Genera uva 843 mdp a productores, 2025. Accedido el 05 de enero del 2026.
- [45] María Luz García Carretero. Análisis del contenido polifenólico en vinos tintos mediante lengua electrónica, ftir y uv-vis, 2022. Trabajo Fin de Grado.
- [46] J. Garrido and F. Borges. Wine and grape polyphenols - a chemical perspective. *Food Research International*, 54:1844–1858, 2013.
- [47] Gobierno de México. Potencial de la producción de uva en México, 2025. Accedido el 4 de febrero de 2025.
- [48] Raúl E. González. Procesamiento digital de imágenes. Trabajo académico, 2009. Disponible en: <https://sedici.unlp.edu.ar/bitstream/handle/10915/21082/51.pdf?sequence=1>.
- [49] Ana Gómez. ¿qué es la acrotonía de la vid?, 2021. Accedido el 4 de febrero de 2025.
- [50] Hanna Instruments Colombia. ¿qué es el ph?, 2024. Accedido el 26 de marzo de 2025.
- [51] Hanna Instruments México. Medición del ph del vino: desde la uva hasta la botella, 2024. Accedido el 26 de marzo de 2025.
- [52] J. B. Harborne and C. A. Williams. Advances in flavonoid research since 1992. *Phytochemistry*, 55:481–504, 2000.
- [53] Hogar de Vinos. Morfología de la vid, 2025. Accedido el 4 de febrero de 2025.
- [54] Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA). Catálogo vitivinícola: Caracterización de variedades de vid. Publicación institucional, 2020. Disponible en: <https://inta.gob.ar/documentos/catalogo-vitivinicola>, consultado el 7 de mayo de 2025.
- [55] A. K. Jain. *Fundamentals of Digital Image Processing*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1989.
- [56] Hyeon-Jeong Jeong, Juyoung Lee, Hye Jin Jung, Soon Il Lee, and Jae Youl Cho. Grape tannins as an indicator of wine grape maturity and quality: A review. *Journal of Food Science and Technology*, 59(12):1875–1886, 2024. Disponible en: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC10971849/>.
- [57] NASA Jet Propulsion Laboratory. Ranger 7 mission, 2025. Accedido el 28 de enero de 2025.

- [58] James A. Kennedy. Understanding grape berry development. *Practical Winery & Vineyard*, pages 14–23, July/August 2002.
- [59] James A. Kennedy. Grape and wine phenolics: Observations and recent findings. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, 19(1):1–10, 2013.
- [60] Konica Minolta Sensing. Understanding the cie lch color space, 2025. Accedido el 24 de abril de 2025.
- [61] Laboratorio de Procesamiento de Imágenes, FI-UNAM. Procesamiento digital de imágenes - capítulo 1: Introducción. [https://lapi.fi-p.unam.mx/wp-content/uploads/PDI\\_Cap1\\_Introduccion.pdf](https://lapi.fi-p.unam.mx/wp-content/uploads/PDI_Cap1_Introduccion.pdf), 2023. Accedido el 6 de mayo de 2025.
- [62] Laboratorio de Procesamiento de Imágenes, UNAM. Capítulo 4: Realce de la imagen. Apuntes de curso, 2020. Disponible en: [https://lapi.fi-p.unam.mx/wp-content/uploads/PDI\\_Cap4\\_Realce-de-la-Imagen.pdf](https://lapi.fi-p.unam.mx/wp-content/uploads/PDI_Cap4_Realce-de-la-Imagen.pdf).
- [63] Joseph R. Lakowicz. *Principles of Fluorescence Spectroscopy*. Plenum Press, New York, 1983.
- [64] D. W. Lamb, M. M. Weedon, and R. G. V. Bramley. Using remote sensing to predict grape phenolics and colour at harvest in a cabernet sauvignon vineyard: Timing observations against vine phenology and optimising image resolution. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, 10(1):46–54, 2004.
- [65] D. W. Lamb, M. M. Weedon, and R. G. V. Bramley. Using remote sensing to predict grape phenolics and colour at harvest in a cabernet sauvignon vineyard: Timing observations against vine phenology and optimising image resolution. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, 10(1):46–54, 2004.
- [66] Linshang Technology. Understand color comparison data on colorimeters, 2025. Accedido el 24 de abril de 2025.
- [67] Vicente López Miralles. Procesamiento digital de imágenes: técnicas y aplicaciones. *Ingeniería*, 9(1):45–52, 2004. Accedido el 9 de abril de 2025.
- [68] Marqués del Atrio. Las partes de la uva, 2025. Accedido el 4 de febrero de 2025.
- [69] Jesús Raúl Martínez-Sandoval, Eduardo Murillo Bracamontes, Miguel E. Martínez-Rosas, Manuel Miranda, and Humberto Cervantes De Ávila. Image processing applied in agriculture. *Embedded Systems and Wireless Technology*, pages 201–226, 2012.
- [70] Miguel Miranda. La imagen digital. *Gen*, 63(2):Caracas jun., 2009. Sociedad Venezolana de Gastroenterología.
- [71] NASA/Webb Telescope. Spectroscopy 101: Types of spectra and spectroscopy, 2025. Accedido el 7 de mayo de 2025.

- [72] Stefan Nuske, Karl Wilshusen, Supreeth Achar, Luke Yoder, Srinivasa Narasimhan, and Sanjiv Singh. Automated visual yield estimation in vineyards. *Journal of Field Robotics*, 28(3):322–343, 2011.
- [73] Observatorio de París. El detector ccd y su funcionamiento, 2025. Accedido el 7 de mayo de 2025.
- [74] Krishna Kumar Patel, A. Kar, S. N. Jha, and M. A. Khan. Machine vision system: a tool for quality inspection of food and agricultural products. *Journal of Food Science and Technology*, 49(2):123–141, April 2011.
- [75] Pontificia Universidad Católica de Chile. Oportunidad de capturar calidad en el vino - boletín n°1. [https://www.plataformaextension.cl/archivos/2020/07/Oportunidad-de-capturar-calidad-en-el-vino\\_N%C2%B01.pdf](https://www.plataformaextension.cl/archivos/2020/07/Oportunidad-de-capturar-calidad-en-el-vino_N%C2%B01.pdf), 2020. Accedido el 26 de marzo de 2025.
- [76] Pilar Pulido. ¿qué es el iso en fotografía?, 2020. Accedido el 26 de marzo de 2025.
- [77] Pyroistech. La espectroscopía nir en el vino: una herramienta clave para el análisis de calidad. <https://www.pyroistech.com/es/nir-espectroscopia-vino/>, 2024. Accedido el 7 de mayo de 2025.
- [78] Química.es. ph - enciclopedia de química, 2024. Accedido el 26 de marzo de 2025.
- [79] Real Academia Española. Fotografía, 2025. Consultado el 11 de marzo de 2025.
- [80] Retrat-Arte. Conceptos de fotografía. <https://retrat-arte.jimdofree.com/conceptos/>. Accedido: 2025-03-11.
- [81] Luis E. Rodríguez-Saona and Ronald E. Wrolstad. Extraction, isolation, and purification of anthocyanins. *Current Protocols in Food Analytical Chemistry*, 00(1):F1.1.1–F1.1.11, 2001.
- [82] Mariano Rodríguez, Olivier Debeir, and Alejandro González. Umbralización de imágenes basada en histogramas. In *Mecánica Computacional*, volume 32, pages 2623–2635. Asociación Argentina de Mecánica Computacional, 2013.
- [83] Luis Enrique Rodríguez Ortega, Miguel Ángel García Rubio, and Carlos Alberto García Ugalde. Visión artificial aplicada al análisis de la madurez de frutos. *Ra Ximhai*, 12(6):69–78, 2016.
- [84] F. J. Rodríguez-Pulido, R. Ferrer-Gallego, M. L. González-Miret, J. C. Rivas-Gonzalo, M. T. Escribano-Bailón, and F. J. Heredia. Preliminary study to determine the phenolic maturity stage of grape seeds by computer vision. *Analytica Chimica Acta*, 732:78–82, 2012.

- [85] F. J. Rodríguez-Pulido, R. Ferrer-Gallego, M. L. González-Miret, J. C. Rivas-Gonzalo, M. T. Escribano-Bailón, and F. J. Heredia. Preliminary study to determine the phenolic maturity stage of grape seeds by computer vision. *Analytica Chimica Acta*, 732:78–82, 2012.
- [86] F. J. Rodríguez-Pulido, L. Gómez-Robledo, M. Melgosa, B. Gordillo, M. L. González-Miret, and F. J. Heredia. Ripeness estimation of grape berries and seeds by image analysis. *Computers and Electronics in Agriculture*, 82:128–133, 2012.
- [87] F. J. Rodríguez-Pulido, Luis Gómez-Robledo, M. Melgosa, B. Gordillo, M. L. González-Miret, and F. J. Heredia. Ripeness estimation of grape berries and seeds by image analysis. *Computers and Electronics in Agriculture*, 82:128–133, 2012.
- [88] Jesús L. Rodríguez Rodríguez, Julio E. Peña Arteaga, and Carlos A. Barón G. Colorimetría digital para la determinación del color en alimentos. *Gaceta Médica de Caracas*, 117(2):153–165, 2009. Accedido el 8 de abril de 2025.
- [89] C. J. San Juan Silva. Sistema de entrenamiento para poda de uvas viníferas basado en imágenes digitales y reconstrucción 3d por estereovisión. Master’s thesis, Nombre de la institución académica (si la tienes), 2015. Tesis de maestría.
- [90] Secretaría de Agricultura y Desarrollo Rural (SADER). Arrojo cosecha de vid derrama económica, 2021. Recuperado el 28 de enero de 2025.
- [91] Taller Imagen Digital. Fotografías según el diafragma, 2012. Accedido el 26 de marzo de 2025.
- [92] TechTarget. Charge-coupled device (ccd), 2025. Accedido el 7 de mayo de 2025.
- [93] Edgardo Tejada. Diafragma y velocidad de obturación, lo entenderás de una vez., 2018. Accedido el 26 de marzo de 2025.
- [94] Terrua. Guía de cepas, 2025. Accedido el 5 de febrero de 2025.
- [95] UC Davis ChemWiki. Las características principales de una onda. [https://chem.libretexts.org/Bookshelves/Physical\\_and\\_Theoretical\\_Chemistry\\_Textbook\\_Maps/Supplemental\\_Modules\\_\(Physical\\_and\\_Theoretical\\_Chemistry\)/Spectroscopy/Electromagnetic\\_Radiation/Wave\\_Properties](https://chem.libretexts.org/Bookshelves/Physical_and_Theoretical_Chemistry_Textbook_Maps/Supplemental_Modules_(Physical_and_Theoretical_Chemistry)/Spectroscopy/Electromagnetic_Radiation/Wave_Properties), 2023. Accedido el 7 de mayo de 2025. Licencia CC-BY-NC-SA 3.0.
- [96] Universidad de Alicante. Ecuaciones de evolución temporal, s.f. Accedido el 7 de mayo de 2025.
- [97] Uvas de México. Baja california: Variedades de uva, 2025. Accedido el 5 de febrero de 2025.

- [98] Vicente Atienza Vanacloig. El histograma de una imagen digital. Technical report, Universidad Politécnica de Valencia, Departamento de Informática de Sistemas y Computadores (DISCA), s.f. Escuela Técnica Superior de Ingeniería Informática. Documento PDF descargado localmente.
- [99] Vinetur. Enología: ¿qué son los flavonoides?, 2015. Accedido el 26 de marzo de 2025.
- [100] Vinoteca Blog. Las partes de la vid, 2021. Accedido el 4 de febrero de 2025.
- [101] Virtus Wine. La uva y su evolución, 2024. Accedido el 26 de marzo de 2025.
- [102] Vitivinicultura.net. Refractómetro y grados brix en la madurez de la uva, 2024. Accedido el 26 de marzo de 2025.
- [103] Vivanco Cultura de Vino. ¿cuáles son las partes de la uva? descubre su composición, 2017. Accedido el 4 de febrero de 2025.
- [104] Wein.Plus. Variedad de uva, 2025. Accedido el 5 de febrero de 2025.
- [105] X-Rite Incorporated. Guía para comprender la comunicación del color. [https://www.xrite.com/-/media/xrite/files/whitepaper\\_pdfs/110-001\\_a\\_guide\\_to\\_understanding\\_color\\_communication/110-001\\_understanding\\_color\\_es.pdf](https://www.xrite.com/-/media/xrite/files/whitepaper_pdfs/110-001_a_guide_to_understanding_color_communication/110-001_understanding_color_es.pdf), 2021. Accedido el 24 de abril de 2025.
- [106] Concha y Toro. ¿qué son los taninos?, 2024. Accedido el 26 de marzo de 2025.
- [107] Yara UK. Managing grape sweetness, 2024. Accedido el 26 de marzo de 2025.
- [108] Fangfang Yue, Jinrui Zhang, Jiaxin Xu, Tengfei Niu, Xin Lü, and Manshun Liu. Effects of monosaccharide composition on quantitative analysis of total sugar content by phenol-sulfuric acid method. *Frontiers in Nutrition*, 9:963318, 2022.