

**UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN**  
FACULTAD DE INGENIERÍA  
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA



Profesor Patrocinante:  
**Daniel Sbárbaro, PhD.**

Profesor Co-Patrocinante:  
**Hugo Garcés, PhD.**

Informe de Tesis  
para optar a candidato en:

**Doctor en Ciencias de la In-  
geniería con mención en In-  
geniería Eléctrica**

**Desarrollo de nuevas métricas radiométricas  
para la estimación de la temperatura de la  
llama y el poder calorífico en la combustión de  
pellets con variabilidad de humedad, y su  
relación con la emisión de material particulado.**

Concepción, Diciembre de 2025

Fernando Antonio Castillo Rivera



UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN  
FACULTAD DE INGENIERÍA  
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA

**Profesor Patrocinante:**

Daniel G. Sbárbaro Hofer, Ph.D.

**Profesor Co-Patrocinante:**

Hugo O. Garcés Hernández, Ph.D.

**Desarrollo de nuevas métricas radiométricas  
para la estimación de la temperatura de la  
llama y el poder calorífico en la combustión de  
pellets con variabilidad de humedad, y su  
relación con la emisión de material particulado.**

**Fernando Antonio Castillo Rivera**

Informe de Tesis para optar al grado en

Doctor en Ciencias de la Ingeniería con mención en Ingeniería

Eléctrica.

Concepción, Chile.

15 de diciembre de 2025

Se autoriza la reproducción total o parcial, con fines académicos, por cualquier medio o procedimiento, incluyendo la cita bibliográfica del documento.

# Resumen

La combustión de pellets de biomasa presenta variaciones relevantes en rendimiento energético y emisiones, dominadas por la calidad del combustible y, en particular, por su contenido de humedad, lo que motiva el desarrollo de metodologías ópticas de monitoreo rápido, no intrusivo y de bajo costo. En esta tesis se plantea y valida la hipótesis de que la información radiométrica contenida en los espectros de emisión de la llama permite estimar variables térmicas y energéticas del proceso, habilitando la comparación objetiva entre marcas/condiciones de pellet y el análisis de su vínculo con emisiones particuladas. En primer lugar, se definen y proponen variables radiométricas para caracterizar la combustión, incluyendo la radiación continua total (TCR), la energía continua total (TCE), la emisividad, el Poder Calorífico Óptico (OCP), la temperatura, y las intensidades de Na (589.4 nm) y K (766.5–770.1 nm) como trazadores alcalinos. Luego, se registraron espectros VIS–NIR (450–900 nm) durante la combustión controlada de cinco tipos de pellet bajo distintas humedades (aprox. 5–15%), permitiendo estimar dichas variables de manera consistente a lo largo del ciclo de combustión. Las métricas radiométricas, en particular el OCP, permiten categorizar el desempeño energético de las condiciones ensayadas, lo que se confirma mediante su alta asociación con el poder calorífico neto medido (HOC) ( $r \approx 0,95$ ). Paralelamente, el aumento de humedad elevó las concentraciones de  $PM_{2,5}$  y  $PM_{10}$ , y se observó una correlación negativa moderada entre TCR/OCP y estas métricas ( $r \approx -0,58$ ), conectando cuantitativamente el deterioro radiométrico con el impacto ambiental. Sobre esta base, se estimó el poder calorífico mediante regresión lineal respecto de HOC y, adicionalmente, se aplicó regresión PLS utilizando los espectros adquiridos durante el periodo de combustión, alcanzando un desempeño global de predicción ( $R_{\text{global}}^2 \approx 0,85$ ) y error medio absoluto  $< 4\%$ . Finalmente, se implementó un esquema de sensado multiespectral de bajo costo mediante recuperación espec-

tral de Maloney–Wandell, obteniendo mapas 2D de temperatura, TCR e intensidades alcalinas para monitorear la llama en el tiempo, aportando una herramienta práctica para el seguimiento y eventual control de procesos de combustión. En conjunto, la tesis consolida una metodología radiométrica y quimio-óptica para clasificar pellets según desempeño energético, humedad y su relación con las emisiones particuladas, con proyección a monitoreo y optimización en sistemas reales.

**Palabras clave: Análisis Espectral, Emisión, Pellet, Biomasa, Radiancia, Combustión.**

# Índice General

Resumen	II
Índice de Figuras	XIII
Acrónimos	XIV
Agradecimientos	XVII
<b>1. Investigación Propuesta</b>	<b>1</b>
1.1. Introducción . . . . .	1
1.1.1. Motivación científica . . . . .	1
1.1.2. Antecedentes y fundamento del estudio . . . . .	2
1.1.3. Contribución propuesta . . . . .	9
1.2. Hipótesis de trabajo . . . . .	9
1.3. Objetivos . . . . .	9
1.3.1. Objetivo general . . . . .	9
1.3.2. Objetivos específicos . . . . .	10
1.4. Alcances y limitaciones . . . . .	11
1.5. Artículos . . . . .	12
<b>2. Marco Teórico</b>	<b>13</b>
2.1. Combustión . . . . .	13
2.1.1. Clases de reacciones de combustión . . . . .	15
2.1.2. Hollín . . . . .	16

2.2.	Teoría de la llama . . . . .	18
2.2.1.	Forma, color y temperatura de la llama . . . . .	19
2.2.2.	Definiciones relativas a la temperatura de combustión . . . . .	19
2.3.	Poder calorífico . . . . .	20
2.4.	Sensores y técnicas convencionales para la caracterización de la combustión . . . . .	21
2.5.	Biomasa leñosa . . . . .	24
2.5.1.	Composición de la biomasa leñosa . . . . .	24
2.5.2.	Rol del sodio y potasio en la biomasa . . . . .	25
2.5.3.	Pellets . . . . .	27
2.5.4.	Calidad del pellet de madera . . . . .	31
2.5.5.	Factores que condicionan la calidad del pellet . . . . .	31
2.6.	Teoría espectral de la llama . . . . .	36
2.7.	Algoritmo AirPLS . . . . .	38
2.8.	Correlación de Pearson . . . . .	40
2.9.	Recuperación Espectral . . . . .	41
2.9.1.	Análisis de Componentes Principales . . . . .	41
2.9.2.	Cálculo de componentes principales . . . . .	42
2.9.3.	Modelo del sistema de adquisición . . . . .	45
2.9.4.	Algoritmo de Maloney-Wandell . . . . .	47
2.9.5.	Métrica de Evaluación . . . . .	48
<b>3.</b>	<b>Metodología</b> . . . . .	<b>50</b>
3.1.	Preparación de muestras y caracterización físico-química de pellets . . . . .	51
3.1.1.	Acondicionamiento higrométrico . . . . .	51
3.1.2.	Caracterización composicional, energética y física . . . . .	51
3.2.	Medición de nuevas métricas radiométricas . . . . .	52
3.2.1.	Adquisición de los datos . . . . .	52
3.2.2.	Procesamiento y cálculo de TCR, TCE, OCP e intensidades de Na/K . . . . .	53
3.2.3.	Descripción set-up experimental . . . . .	54
3.2.4.	Procesamiento de señales . . . . .	55

3.3.	Correlación de parámetros . . . . .	57
3.4.	Estimación del poder calorífico neto . . . . .	57
3.4.1.	Modelo lineal basado en OCP . . . . .	58
3.4.2.	Regresión por mínimos cuadrados parciales. . . . .	59
3.5.	Método de Maloney–Wandell . . . . .	61
3.6.	Descripción componentes utilizados . . . . .	65
3.7.	Descripción y propiedades de los pellets comerciales . . . . .	66
<b>4.</b>	<b>Estimación de parámetros radiométricos y poder calorífico</b>	<b>68</b>
4.1.	Descripción parámetros obtenidos en el laboratorio . . . . .	69
4.2.	Fundamentos de métricas radiométricas . . . . .	70
4.2.1.	Método de dos longitudes de onda para estimación de temperatura . . . . .	70
4.2.2.	Radiación total continua . . . . .	74
4.2.3.	Energía total continua . . . . .	75
4.2.4.	Poder calorífico óptico . . . . .	75
4.2.5.	Emisividad . . . . .	76
4.3.	Resultados variables radiométricos . . . . .	78
4.3.1.	Procesamiento espectral y caracterización de emisiones de sodio y potasio . . . . .	78
4.3.2.	Radiación total continua (TCR) . . . . .	80
4.3.3.	Emisividad, Energía Total Continua (TCE) y Poder Calorífico Óptico (OCP) . . . . .	84
4.3.4.	Tiempo de combustión, Temperatura e intensidades K y Na . . . . .	87
4.3.5.	Análisis de parámetros radiométricos . . . . .	90
4.3.6.	Obtención de parámetros no radiométricos . . . . .	92
4.3.7.	Correlación de parámetros . . . . .	94
4.4.	Estimación del poder calorífico . . . . .	96
4.4.1.	Regresión lineal (OLS) basada en OCP . . . . .	96
4.4.2.	Regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS) . . . . .	101

<b>5. Recuperación espectral</b>	<b>114</b>
5.1. Resultados preliminares . . . . .	114
5.1.1. Matriz de Entrenamiento y Componentes principales . . . . .	115
5.1.2. Estimación espectral . . . . .	116
5.1.3. Mapas de temperatura . . . . .	118
5.1.4. Mapas de sodio . . . . .	118
5.1.5. Mapas de radiación . . . . .	119
5.1.6. Resultados en diferentes imágenes . . . . .	120
5.2. Resultados finales . . . . .	121
5.2.1. Matriz de entrenamiento y componentes principales . . . . .	121
5.2.2. Estimación espectral . . . . .	124
5.2.3. Mapas de temperatura . . . . .	126
5.2.4. Mapas de intensidades . . . . .	126
5.2.5. Mapas de radiación . . . . .	128
5.3. Resultados en diferentes condiciones de humedad . . . . .	129
5.3.1. Humedad 7,68 % . . . . .	129
5.3.2. Humedad 11,96 % . . . . .	131
5.3.3. Humedad 14,22 % . . . . .	133
5.3.4. Comparación de parámetros radiométricos . . . . .	135
<b>6. Conclusiones y trabajo a futuro</b>	<b>142</b>
<b>Bibliografía</b>	<b>147</b>

# Índice de Figuras

2.1. Esquema proceso de combustión de una partícula de biomasa. . . . .	14
2.2. Tipos de combustión, en (a) se aprecia una combustión incompleta y en (b) una completa. . . . .	16
2.3. Etapas de formación del hollín . . . . .	17
2.4. Distribución de temperatura de una llama en un proceso de combustión. . . . .	20
2.5. Poder calorífico inferior en función de la humedad. . . . .	21
2.6. Ejemplo del movimiento del sodio y potasio en una planta. . . . .	26
2.7. Esquema general de la elaboración de pellets de madera (elaboración propia). . . . .	28
2.8. Ejemplo de un espectro electromagnético de llama típicos (normalizados) de concentrado de cobre adquiridos durante la fundición instantánea en una instalación industrial. . . . .	37
2.9. (a) Reflectancia de cenizas volcánicas (en %) medida en el laboratorio y (b) datos espectrales de entrenamiento, medidos por el satélite.(c) Los primeros cuatro componentes principales para los datos de reflectancia de cenizas referenciales. (d) Varianza acumulada al incrementar el número de componentes principales. . . . .	45
2.10. Esquema de proceso de adquisición de una cámara CMOS . . . . .	46
2.11. Ejemplo de un sistema típico de adquisición óptica, donde la SSF pertenece a una cámara Basler multiplicado por un espectro adquirido. . . . .	47
3.1. Esquema general del flujo de datos y algoritmos para el cálculo de las nuevas métricas radiométricas (desde espectros calibrados hasta TCR, TCE y OCP). . . . .	54

3.2. Esquema del montaje experimental utilizado para la espectroscopía de emisión durante la combustión. <b>(1)</b> Estación de trabajo para adquisición y almacenamiento de datos; <b>(2)</b> Espectrómetro de alta resolución calibrado radiométricamente para medir irradiancia absoluta; <b>(3)</b> Ensamble de fibra óptica con lente colimador (la línea discontinua indica el campo de visión, FOV); <b>(4)</b> Horno mufla eléctrico; <b>(5)</b> Controlador de temperatura PID; y <b>(6)</b> Muestra de pellet en combustión al interior de la cámara térmica. . . . .	55
3.3. Ejemplo ilustrativo del proceso de calibración radiométrica aplicado a espectros de combustión (adaptado de [141]). (a) Matriz de espectros obtenida sin calibrar ( $S_p$ ). (b) Vector de Calibración ( $C_p$ ). (c) Matriz de entrenamiento de espectros calibrados con ruido ( $I_p$ ), obtenidos de la ecuación (3.1). . . . .	58
3.4. Esquema general del procedimiento de recuperación espectral con Maloney–Wandell aplicado a combustión de biomasa: adquisición de espectros e imágenes, construcción de base espectral, recuperación espectral y cálculo de mapas. . . . .	62
3.5. Esquema del montaje experimental utilizado para estimación espectral con el algoritmo de Maloney–Wandell. <b>(1)</b> Estación de trabajo para adquisición y almacenamiento de datos; <b>(2)</b> Espectrómetro HR4000 calibrado radiométricamente; <b>(3)</b> Ensamble de fibra óptica con lente colimadora (la línea discontinua indica el campo de visión, FOV); <b>(4)</b> Mesa óptica; <b>(5)</b> Cámaras de adquisición (Basler RGB o Parrot Sequoia multiespectral); y <b>(6)</b> Estufa a pellet utilizada como cámara de combustión controlada. . . . .	63
4.1. Radiación espectral de un cuerpo negro para varias temperaturas. . . . .	72
4.2. Gráfico de $e^{\frac{c_2}{\lambda T}}$ en función de su longitud de onda y temperatura. . . . .	73
4.3. Espectro típico de emisión visible con picos de sodio (Na) y potasio (K) para pellet B ( <i>Pinus Radiata</i> ). . . . .	79
4.4. Matriz espectral de llama en el rango visible para una muestra de pellets (a) Matriz 2-D de espectros calibrados a lo largo de toda la quema; (b) Vista submuestreada 3-D cada 20 espectros a través del tiempo. Aplicación del algoritmo AirPLS para obtener los espectros continuo (c) y discontinuo (d). . . . .	80

4.5. Evolución temporal de las intensidades relativas de Na y K. La línea punteada indica el inicio de combustión. . . . .	81
4.6. TCR vs Tiempo de muestra de pellet B. . . . .	82
4.7. TCR promedio en función del tiempo para distintas marcas y humedades de pellets. Cada fila muestra: (a–c) Pellet A: 8.55 %, 11.84 %, 14.15 %; (d–f) Pellet B: 7.68 %, 11.96 %, 14.22 %; (g–i) Pellet C: 6.05 %, 11.75 %, 14.91 %; (j–l) Pellet D: 6.49 %, 10.28 %, 13.40 %; (m–o) Pellet E: 5.91 %, 11.15 %, 15.52 %. . . . .	83
4.8. Curvas TCR promedio para cada combinación de marca y condición. Se observa la evolución típica del comportamiento radiométrico durante la combustión, diferenciada por color y tipo de línea según marca y condición. . . . .	84
4.9. Histograma de TCR promedio con su respectiva desviación estándar para cada combinación de marca y condición. Se diferencia por color según marca y condición de humedad. . . . .	84
4.10. Comportamiento de la emisividad con respecto a su longitud de onda de las diferentes marcas de pellets. . . . .	85
4.11. Histograma de la emisividad promedio con su respectiva desviación estándar para cada combinación de marca y condición. Se diferencia por color según marca y condición. . . . .	86
4.12. Histograma de TCE promedio con su respectiva desviación estándar para cada combinación de marca y condición. Se diferencia por color según marca y condición. . . . .	86
4.13. Histograma de OCP promedio con su respectiva desviación estándar para cada combinación de marca y condición. Se diferencia por color según marca y condición. . . . .	87
4.14. Tiempo de combustión de las distintas marcas y humedades de los pellets . . . . .	88
4.15. Temperatura durante el tiempo de combustión de la muestra de pellet . . . . .	88
4.16. Histograma de temperatura promedio con su respectiva desviación estándar para cada combinación de marca y condición. Se diferencia por color según marca y condición. . . . .	89
4.17. Intensidades de compuestos iónicos durante el tiempo de combustión, (a) Intensidad de Sodio y (b) Intensidad de potasio. . . . .	89

4.18. Histograma de concentraciones de sodio y potasio promedio con su respectiva desviación estándar para cada combinación de marca y condición. Se diferencia por color según marca y condición. . . . .	90
4.19. Comparación entre la métrica radiométrica OCP y el poder calorífico neto HOC.	91
4.20. (a) PM 2.5 (b) PM10 y (c) Número de partículas. . . . .	93
4.21. Correlación de los distintos parámetros obtenidos por la combustión de las distintas marcas y humedades de pellet. . . . .	95
4.22. (a) Poder calorífico reportado para distintas biomásas. (b) Poder calorífico neto (HOC) medido para las marcas y condiciones de humedad consideradas en esta tesis. . . . .	97
4.23. Ajuste OLS por especie entre OCP y HOC: (a) <i>Pino oregón</i> (Pellet A), (b) <i>Pino radiata</i> (Pellets B+E), (c) <i>Cáscara de avellana</i> (Pellet C) y (d) <i>Lenga</i> (Pellet D).	98
4.24. Comparación entre HOC real y $\widehat{HOC}$ estimado mediante OLS estratificado por especie. (a) Comparación por condición (promedio por marca y humedad). (b) MAE por marca (dispersión a nivel de muestra). (c) MAE porcentual por marca.	99
4.25. Desempeño del modelo OLS global OCP–HOC. (a) Dispersión por condición (promedios por marca y humedad). (b) Dispersión global a nivel de muestra con recta de identidad. (c) Comparación agregada entre HOC real y estimado (promedio por condición). . . . .	100
4.26. Error absoluto medio porcentual (MAE %) entre HOC real y estimado mediante OLS global: dispersiones a nivel de muestra (izq.) y promedios por condición (der.).	101
4.27. Comparación entre HOC real y $\widehat{HOC}$ estimado mediante PLS (prueba ciega): (a) Pellet A, (b) Pellets B y E, (c) Pellet C y (d) Pellet D. . . . .	103
4.28. Errores $HOC - \widehat{HOC}$ por marca/grupo (prueba ciega): (a) Pellet A, (b) Pellets B y E, (c) Pellet C y (d) Pellet D. . . . .	104
4.29. Q–Q plots de los errores $HOC - \widehat{HOC}$ (prueba ciega): (a) Pellet A, (b) Pellets B y E, (c) Pellet C y (d) Pellet D. . . . .	105
4.30. Selección de componentes por marca/grupo (entrenamiento): $RMSE_{CV}$ y varianza acumulada en función de $A$ . (a) Pellet A, (b) Pellets B y E, (c) Pellet C y (d) Pellet D. . . . .	106

4.31. Resultados PLS ( $A = 6$ , prueba ciega): (a) comparación por marca/condición (promedio por condición) y (b) dispersión global HOC real vs. $\widehat{\text{HOC}}$ . . . . .	106
4.32. MAE % por marca y condición para $\widehat{\text{HOC}}$ estimado mediante PLS (prueba ciega). . . . .	107
4.33. Selección de componentes para el modelo PLS global (entrenamiento): $\text{RMSE}_{\text{CV}}$ y varianza acumulada en función de $A$ . . . . .	107
4.34. Modelo PLS global (prueba ciega): (a) HOC real vs. $\widehat{\text{HOC}}$ y (b) comparación agregada por grupos. . . . .	108
4.35. Modelo PLS global (prueba ciega): (a) errores y (b) Q–Q plot. . . . .	109
4.36. MAE % del modelo PLS global (prueba ciega). . . . .	109
5.1. Función sensibilidad espectral dada por el fabricante . . . . .	115
5.2. (a) Espectros de entrenamiento medidos bajo diferentes condiciones de combustión. (b) Primeros tres componentes principales para la recuperación espectral. . . . .	115
5.3. Evolución del GFC en diferentes respuestas de los sensores del canal azul, $\rho_b$ . . . . .	116
5.4. (a) Imagen de llama reconvertida a 8 bits de intensidad, el cuadro rojo indica donde se midieron los espectros con el espectrofotómetro. (b) Gráfico de la estimación espectral promedio ( $E_{est1}$ ) en comparación con un espectro aleatorio medido con el espectrofotómetro. (c) Estimación espectral píxel a píxel de toda la llama . . . . .	117
5.5. Mapa de temperatura píxel a píxel de la llama de la imagen tomada con la cámara Basler acA 1920-150uc. . . . .	118
5.6. Mapa de la intensidad máxima de sodio obtenida de la recuperación espectral. . . . .	119
5.7. Mapa de radiación local píxel a píxel de la llama de la imagen tomada con la cámara Basler acA 1920-150uc. . . . .	119
5.8. (a) Promedio de la temperatura de llama en 100 imágenes. (b) Promedio de la radiación de llama en 100 imágenes. (c) Promedio de la intensidad de Sodio en 100 imágenes . . . . .	120
5.9. Función de sensibilidad espectral provista por el fabricante . . . . .	122

5.10. (a) Espectros de entrenamiento bajo distintas condiciones de combustión. (b) Primeros cuatro componentes principales. (c) Tres componentes principales utilizados en la recuperación espectral. . . . .	123
5.11. Evolución del GFC en diferentes respuestas del sensor del canal verde, $\rho_1$ . . . . .	124
5.12. (a) Imagen de llama (14 bits); el recuadro rojo indica la región usada para referencia espectral. (b) Comparación entre el espectro promedio estimado $E_{est}$ y el espectro de referencia medido con espectrofotómetro $E_{ref}$ . (c) Recuperación espectral <i>pixel a pixel</i> en toda la llama. . . . .	125
5.13. Mapa de temperatura píxel a píxel de la llama de la imagen tomada con la cámara Sequoia Parrot. . . . .	126
5.14. Mapas de intensidad estimada: (a) Na I 589,4 nm; (b) K I 766,5 nm; (c) K I 770,1 nm. La escala de color corresponde a intensidad espectral calibrada [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ]. . . . .	127
5.15. Mapa de radiación local píxel a píxel de la llama, estimado a partir de los espectros reconstruidos (cámara Sequoia Parrot). . . . .	128
5.16. Imágenes de las distintas humedades de pellet . . . . .	129
5.17. Estimaciones obtenidas mediante recuperación espectral ( <i>pixel a pixel</i> ) para humedad 7,68 %: (a) temperatura (K), (b) radiación continua TCR [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2$ ], (c) intensidad Na [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ], (d) intensidad K 766,5 nm y (e) intensidad K 770,1 nm [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ]. . . . .	130
5.18. Series temporales (100 imágenes) del promedio espacial $\pm$ DE: (a) temperatura [K], (b) TCR [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2$ ], (c) intensidad Na I [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ], (d) intensidad K I 766.5 nm y (e) intensidad K I 770.1 nm [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ]. . . . .	131
5.19. Estimaciones obtenidas para humedad 11,96 %: (a) temperatura (K), (b) radiación continua TCR [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2$ ], (c) intensidad Na [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ], (d) intensidad K 766,5 nm y (e) intensidad K 770,1 nm [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ]. . . . .	132
5.20. Series temporales (100 imágenes) del promedio espacial $\pm$ DE: (a) temperatura [K], (b) TCR [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2$ ], (c) intensidad Na I [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ], (d) intensidad K I 766,5 nm y (e) intensidad K I 770,1 nm [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ]. . . . .	133

5.21. Estimaciones para humedad 14,22 %: (a) temperatura (K), (b) radiación continua TCR [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2$ ], (c) intensidad Na [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ], (d) intensidad K 766,5 nm y (e) intensidad K 770,1 nm [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ]. . . . .	134
5.22. Series temporales (100 imágenes) del promedio espacial $\pm$ DE: (a) temperatura [K], (b) TCR [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2$ ], (c) intensidad Na [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ], (d) intensidad K 766,5 nm y (e) intensidad K 770,1 nm [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ]. . . . .	135
5.23. Promedios espaciales $\pm$ DE en 100 imágenes para tres humedades: (a) temperatura [K], (b) TCR [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2$ ], (c) Na, (d) K 766,5 nm y (e) K 770,1 nm [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ].	136
5.24. Comparación de diferentes variables radiométricas (a) TCR y (b) temperatura promedio para tres niveles de humedad. Barras azules: estimación por recuperación espectral; barras grises: referencia con espectrofotómetro. . . . .	138

# Acrónimos

<b>LPG</b>	Gas licuado del petróleo
<b>TCR</b>	Radiación Total Continua (Total Continuous Radiation)
<b>TCE</b>	Energía Total Continua (Total Continuous Energy)
<b>OCP</b>	Poder Calorífico Óptico (Optical Calorific Power)
<b>CCD</b>	Dispositivo de carga acoplada (charge-Coupled Device)
<b>CMOS</b>	Semiconductor complementario de óxido metálico (complementary metal-oxide-semiconductor)
<b>TCP</b>	Pirometría de dos colores
<b>SVD</b>	Método de descomposición de valores singulares (singular value decomposition)
<b>UV</b>	Ultra Violeta
<b>IR</b>	Infrarroja
<b>ADC</b>	Convertidor análogo digital
<b>SPyR</b>	Spectral Processing and Radiometry
<b>BB</b>	Cuerpo Negro (Black Body)
<b>PCA</b>	Análisis de componentes principales

# Agradecimientos

En primer lugar, quiero agradecer a quien me condujo durante una parte importante de mi formación como científico, el profesor Dr. Luis Arias. Aunque por circunstancias de la vida decidió tomar otro rumbo, siempre destacó por su paciencia, cercanía y apoyo constante. Sus enseñanzas, su forma de transmitir la ciencia y, sobre todo, sus palabras justas en los momentos adecuados, fueron clave para que este camino largo y exigente se hiciera más llevadero. Espero algún día llegar a ser un académico tan ejemplar como él.

También quiero reconocer el apoyo incondicional del Dr. Hugo Garcés, mi co-guía desde el magíster. Nunca dejó de confiar en mí y siempre estuvo disponible cuando lo necesité. Le agradezco profundamente esa confianza y generosidad; ojalá pueda retribuirle con trabajo y que el vínculo que hemos construido se mantenga por muchos años.

En esta última etapa, agradezco especialmente al Dr. Daniel Sbárbaro, quien, tras quedar sin profesor guía, no dudó en recibirme y acompañarme. Su respaldo y disposición fueron fundamentales para cerrar este proceso con la tranquilidad de estar bien apoyado.

Agradezco también a todas las personas que he conocido en este camino: compañeros del pregrado, del magíster y del doctorado; colegas y amigos del laboratorio (espero haber podido aportar y ayudar siempre); y a los integrantes de la ONG Liga de la Ciencia, que ha crecido muchísimo con el tiempo. Gracias por el apoyo y por recordarme, una y otra vez, por quién y para quién vale la pena hacer ciencia.

Quiero agradecer a mis amigos, que han estado presentes durante estos años. En particular, a José Cifuentes y a mi hermano Carlos Castillo, por empujarme siempre a pensar un poco más allá, por enseñarme, por hacerme crecer como científico y por esas conversaciones que terminan siendo pequeñas clases informales. También a Cristóbal, Raúl, Daniela, Deborah,

Esteban, Diego y Belén, por acompañarme, distraerme cuando hacía falta y por estar ahí en los momentos buenos y en los duros. Pido disculpas si no nombro a alguien: escribir una tesis es intenso (y sí, a veces uno queda con la cabeza en cualquier parte). No puedo dejar de agradecer, además, el cariño y apoyo de mi “pseudo familia”, la Tía Cecilia y Mauricio.

Y, finalmente, a mis padres, Marta y Fernando: gracias. Sin ustedes nada de esto habría sido posible. Gracias por el apoyo, la paciencia, el esfuerzo y por enseñarme, desde siempre, a no rendirme. Todo lo que soy se los debo en gran parte a ustedes.

A todos uds. gracias.

Sinceramente,

**Fernando Castillo Rivera**

Esta Tesis fue patrocinada por:

- Beca doctorado Nacional 21212151
- Proyecto Fondecyt regular 1220903.

# Capítulo 1

## Investigación Propuesta

### 1.1. Introducción

#### 1.1.1. Motivación científica

La combustión de biomasa representa una fuente energética renovable clave en países en desarrollo [1], tanto en aplicaciones residenciales como industriales [2]. En el ámbito doméstico, el uso intensivo de leña húmeda y, en menor medida, pellet de baja calidad, genera elevadas emisiones de material particulado (MP2.5), situando a ciudades del centro-sur de Chile, como las de la Región del Biobío, entre las más contaminadas de Sudamérica [3, 4]. Esta situación ha motivado nuevas normativas, como la Ley de Biocombustibles Sólidos N°21.499, orientadas a regular el uso, calidad y comercialización del pellet [5, 6]. La biomasa también ha ampliado su presencia en el sector industrial, donde es utilizada en calderas de generación de vapor, procesos de secado y sistemas de cogeneración térmica [7]. Según antecedentes recientes, representa aproximadamente el 25 % de la matriz energética primaria de Chile [8], reflejando su importancia tanto en el consumo residencial como en diversas aplicaciones productivas.

Sin embargo, aún existen importantes limitaciones en el monitoreo de la combustión real en estufas domésticas y calderas. La eficiencia térmica y las emisiones asociadas a la combustión como la concentración de especies alcalinas (Na, K) [9], productos intermedios como el monóxido de carbono (CO) [10], y variaciones de temperatura [11], dependen fuertemente del tipo de pellet [12], su contenido de humedad [13] y el diseño del sistema de combustión [14]. No

obstante, la mayoría de estos sistemas carecen de mecanismos para caracterizar estos procesos de forma continua y no invasiva. Además, la aparición de perturbaciones térmicas o químicas como fluctuaciones en la temperatura de llama, interrupciones del flujo de aire o combustión incompleta, sigue siendo difícil de detectar con sensores convencionales, limitando el diagnóstico del rendimiento del sistema [15, 16, 17].

Esta tesis se enmarca en dicha necesidad, proponiendo nuevos parámetros de combustión y un sensor optoelectrónico hiperespectral que combina tecnologías ópticas no intrusivas para el diagnóstico y monitoreo de procesos de combustión, como herramienta que permita la categorización del rendimiento de distintas marcas típicas disponibles en el mercado chileno. La validación experimental de este sensor bajo diferentes condiciones de humedad permitirá estimar variables críticas como la temperatura, la radiación total continua (TCR) y la emisión de Na y K, todo a partir de imágenes multibanda. Además, se incorporan métricas complementarias como la energía continua total (TCE) y el poder calorífico óptico (OCP), que sintetizan la energía radiada y habilitan comparaciones objetivas entre marcas y condiciones, aportando a la comprensión y al seguimiento de procesos vinculados al material particulado. Esta capacidad, hoy inexistente en sistemas accesibles y compactos, puede transformar la forma en que se controlan emisiones en zonas altamente vulnerables.

### 1.1.2. Antecedentes y fundamento del estudio

#### a) La problemática de la combustión doméstica en Chile

Actualmente, se buscan alternativas para combatir el cambio climático, el calentamiento global y la escasez de combustibles fósiles usando energías renovables como; energía eólica, geotérmica, hidroeléctrica, mareomotriz, solar, undimotriz, biomasa y biocarburantes [18, 19, 20]. Una de las energías renovables que va adquiriendo más protagonismo es la biomasa, ya que es un combustible versátil que puede producir biogás, biocombustibles sólidos, combustibles líquidos y electricidad [21, 22, 23, 24]. La biomasa, es una fuente de energía almacenada, la cual posee una gran accesibilidad y un bajo costo, representando el 14 % del consumo de energía del mundo [25]. Para nuestro país, Chile, el 13 % de la energía producida, es a través de procesos de combustión [26], por lo tanto, una de las principales fuentes de obtención de recursos energéticos

a nivel mundial y regional es en base a los procesos de combustión de biomasa y, debido a esto, se busca optimizar dichos procesos para disminuir las emisiones de contaminantes atmosféricos, principalmente material particulado fino (MP2,5), monóxido de carbono (CO) y compuestos orgánicos volátiles que se generan año a año en los procesos de quema.

En Chile, la biomasa leñosa es el energético más utilizado en el sector residencial, especialmente en las regiones del centro-sur del país [3, 27]. Cerca del 40 % de los hogares usan leña como fuente principal de calefacción [28]. Un estudio sobre el uso Residencial de la Energía en Chile nos indica que, a nivel nacional, en el sector residencial, la leña es el energético más utilizado, considerando todos los usos, representando 39,6 %. Le sigue el gas con 31,4 %, la electricidad con 25,7 %, luego la parafina con 2,6 % y el pellet de madera en 0,8 %, mostrando éste último un desarrollo incipiente [29].

Este patrón de consumo, dominado por leña húmeda, contribuye al 85 % de las emisiones de material particulado fino (MP2.5), generando severas consecuencias para la salud pública [3, 30]. Según el Centro de Ciencia del Clima y la Resiliencia (CR2) de la Universidad de Chile, cada año se estiman más de 4.500 muertes prematuras en Chile atribuibles a la exposición a material particulado fino (MP2.5), principalmente producto de la combustión residencial de biomasa en las zonas centro y sur del país [31].

Particularmente en la Región del Biobío, una de las zonas con mayor consumo de leña, se estima un uso anual cercano a 2 millones de  $m^3$ , distribuido en más de 480 mil viviendas urbanas y rurales [32]. En ciudades como Concepción, el 57 % de los hogares aún utiliza leña, mientras que solo el 8 % emplea pellet, evidenciando la escasa penetración de tecnologías más limpias [6].

Sin embargo, cabe destacar que en nuestro país el consumo de pellets anual en el sector residencial ha aumentado en un 636,6 % entre los años 2015 y 2018, mientras que el consumo de leña se ha mantenido relativamente constante. De esta manera la industria de la fabricación de pellets viene creciendo de forma sostenida los últimos 10 años, terminando el año 2020 con una producción de 176 mil toneladas, y teniendo ventas de 166 mil toneladas, con un quiebre de stock en los meses de julio-agosto [33].

Por otro lado, el pellet ha ido ganando terreno en comparación de la combustión a leña, debido a que este último produce mucha contaminación, estimando que en las ciudades del centro sur de Chile, un 85 % de las emisiones de material particulado respirable proviene de

la combustión de madera húmeda (madera con humedad mayor al 30 %) y aproximadamente dos mil muertes prematuras al año son por enfermedades cardiorespiratorias producto de la contaminación atmosférica derivada del mal uso de la combustión de la biomasa [34]. Por lo que el pellet se ha incorporado como una solución para bajar las emisiones de material particulado generado por la leña. Pero, el mercado es aun informal, ya que no hay normativas que exijan de manera obligatoria cumplir con ciertos parámetros de calidad. Esto genera el interés en evaluar las emisiones generadas por los pellet que están en el mercado.

El material particulado fino (MP2.5) generado en estas combustiones ha sido vinculado a enfermedades respiratorias y cardiovasculares, bronquitis, asma, infartos, y pérdidas significativas de productividad escolar y laboral [35]. Estudios han mostrado que la quema de biomasa húmeda (>30 % humedad) produce hasta nueve veces más MP2.5 que la biomasa seca [36]. Estudios en Chile han estimado beneficios sociales cercanos a USD 3,4 millones por la preferencia ciudadana hacia el uso de leña seca certificada, reflejando su potencial para mejorar la calidad del aire y la salud pública [37].

Sin embargo, en la práctica, no siempre se tiene control sobre las condiciones de almacenamiento de la biomasa, lo que puede derivar en una mayor humedad y, por ende, en una combustión ineficiente y altamente emisiva. La reciente Ley N°21.499 regula por primera vez los biocombustibles sólidos, obligando a que solo se comercialice leña y pellet certificados. No obstante, su aplicación práctica requiere avanzar en herramientas de diagnóstico y monitoreo del proceso de combustión en tiempo real. Actualmente no existen dispositivos accesibles que permitan evaluar en terreno, en contextos domiciliarios e industriales, la calidad energética de los biocombustibles utilizados ni las emisiones generadas en condiciones reales de operación.

## **b) Métodos de monitoreo no invasivos en combustión de biomasa**

El almacenamiento energético y el crecimiento de la biomasa están determinados por factores como la ubicación geográfica, el clima, la naturaleza del suelo, el suministro de agua y la disponibilidad de nutrientes [38]. Estas variaciones influyen directamente en su comportamiento durante la combustión, donde suelen presentarse fenómenos como la inestabilidad de la llama, una eficiencia energética poco eficiente y la formación excesiva de escoria, comprometiendo así la

operación segura y económica de calderas y hornos [39, 40, 41]. Frente a este escenario, se vuelve esencial contar con sistemas de monitoreo que sean robustos, no intrusivos y capaces de entregar información térmico-química en tiempo real, incluso bajo condiciones de alta temperatura, flujo variable y heterogeneidad del combustible [42, 43].

Sin embargo, los métodos convencionales, como sensores de gases, termopares o dispositivos de muestreo, presentan limitaciones importantes, ya que no permiten capturar la dinámica espectral del proceso ni detectar oportunamente perturbaciones que afectan la eficiencia y las emisiones [44]. Actualmente, el diagnóstico de los procesos de combustión se basa principalmente en el uso de analizadores de gases residuales, los cuales miden la composición y temperatura de los gases emitidos tras la combustión [45, 46, 47]. Aunque estas técnicas proporcionan información útil, poseen serias desventajas: las mediciones son promediadas y diferidas en el tiempo, y no permiten el monitoreo en tiempo real de contaminantes críticos como material particulado fino (PM2.5, PM10) o monóxido de carbono (CO) [48, 49]. Además, aspectos clave como la alta proporción de compuestos volátiles y metales alcalinos en la biomasa son los principales responsables de la formación de escoria y corrosión, no son adecuadamente considerados [50]. Del mismo modo, variables operacionales relevantes como la relación aire/combustible, la razón estequiométrica o la eficiencia energética tampoco son integradas en estos sistemas de monitorización tradicional [40]. Esta brecha tecnológica ha impulsado la búsqueda de soluciones basadas en técnicas ópticas avanzadas, capaces de operar en condiciones reales, minimizar la intervención operativa y entregar información térmico-química crítica para la optimización de los sistemas de combustión [11, 51, 52].

Hoy en día, la aplicación de métodos ópticos para evaluar los procesos de llamas en distintos tipos de calderas y hornos, es un campo prominente de investigación y desarrollo. Esto se debe a que el uso de sensores ópticos apropiados combinados con métodos de medición bien definidos puede proporcionar información espectral importante, que puede estar relacionada con varias condiciones del proceso que deben evaluarse. En varios procesos, como la combustión de combustibles de hidrocarburos, las técnicas de espectroscopia son particularmente adecuadas debido a la naturaleza sin contacto de la tecnología de detección óptica para capturar las emisiones espectrales de la llama. Además, los sensores pasivos o activos ópticos, tales como diodos basados en láser, cámaras CCD, radiómetros, fotodiodos, fotomultiplicadores y células UV pro-

porcionan información tal como la inestabilidad de la llama, concentración de  $O_2$ , emisión de contaminantes de CO, geometría de la llama, distribución de energía, identificación de moléculas, átomos, radicales e iones, y también la variación de la concentración de estos elementos con la temperatura y las condiciones operativas [53, 54, 55, 56, 52, 57, 58].

Una de las soluciones emergentes más relevantes es la espectroscopía de emisión, que permite identificar la presencia de especies alcalinas como sodio (Na) y potasio (K) a partir de sus picos característicos en el espectro (589 nm y 766 nm, respectivamente), los cuales están directamente relacionados con la composición del biocombustible y sus reacciones de combustión [9, 59, 60]. Esta técnica también habilita la estimación de la temperatura de la llama y la radiación total continua (TCR), dos variables clave para determinar el desempeño energético del sistema [61, 62]. Por ejemplo, Castillo et al. [63] analizaron la variación de la TCR y de la emisión alcalina en pellets de biomasa bajo diferentes condiciones de humedad, demostrando que estas variables ópticas permiten detectar de manera sensible modificaciones en la calidad del biocombustible y en la eficiencia de combustión, incluso bajo cambios en las condiciones operativas.

En investigaciones recientes, se ha demostrado que es posible obtener curvas espectrales precisas de Na y K durante la combustión de biomasa y vincularlas a la evolución térmica del sistema [64, 65]. Por su parte, Nawaz et al. [4] destacan el impacto en salud pública de las emisiones mal controladas, y la necesidad urgente de tecnologías para detección anticipada. En esta misma línea, estudios recientes han explorado el uso de imágenes multiespectrales calibradas para estimar parámetros radiométricos fundamentales como la temperatura de la llama, la radiación local y global de combustión, logrando una reconstrucción precisa de la respuesta espectral mediante técnicas de recuperación espectral aplicadas a sensores de bajo costo [51, 66, 67]. Además, Castillo et al. [61] ha introducido nuevas variables ópticas derivadas, como la radiación continua total (TCR), la energía continua total (TCE) y el poder calorífico óptico (OCP), que han permitido no solo caracterizar la eficiencia energética de los sistemas de combustión, sino también identificar especies de biomasa a partir de su firma espectral. Estos avances fortalecen el desarrollo de metodologías de monitoreo espectral que permiten caracterizar de manera simultánea la dinámica térmica, composicional y energética de los procesos de combustión de biomasa, abriendo nuevas oportunidades para su diagnóstico en condiciones operativas reales.

En esta misma línea, investigaciones recientes han ampliado las estrategias hacia la inferencia de parámetros energéticos clave, como el poder calorífico superior (HOC), a partir de mediciones ópticas de la radiación continua total (TCR). Resultados preliminares sugieren la existencia de correlaciones prometedoras entre el TCR y el HOC durante la combustión de pellets bajo condiciones variables de humedad, planteando nuevas posibilidades exploratorias para la evaluación energética de biocombustibles mediante técnicas ópticas no invasivas. En este contexto, la propuesta de nuevas variables físicas propuestas por Castillo et al. [61] como TCR, TCE y OCP, junto con la capacidad de estimar la temperatura de la llama y determinar concentraciones de especies alcalinas como sodio (Na) y potasio (K) a partir de firmas espectrales específicas, no solo mejora las capacidades de monitoreo espectral, sino que también proporciona parámetros adicionales sensibles a perturbaciones térmicas y químicas en el proceso de combustión. La capacidad de capturar esta riqueza espectral y transformarla en métricas digitales robustas aplicables a modelos de análisis no supervisado representa un avance relevante hacia el desarrollo de sistemas energéticos adaptativos, capaces de realizar diagnóstico inteligente y optimización autónoma del proceso de combustión.

### c) Desafíos actuales en el análisis espectral y diagnóstico de procesos térmicos

A pesar del crecimiento sostenido en la aplicación de óptica e inteligencia artificial al monitoreo de procesos energéticos, la literatura reciente evidencia importantes desafíos metodológicos para su implementación eficaz. En primer lugar, existe una alta dependencia de condiciones controladas de laboratorio para la calibración de espectros, lo que limita la extrapolación de modelos a escenarios reales de combustión con alta variabilidad en flujo de aire, humedad y tipo de biomasa [11, 64, 68].

Del mismo modo, aunque se han desarrollado modelos para estimar variables como temperatura o contenido de sodio/potasio en la llama, persisten desafíos metodológicos significativos en la literatura reciente. Estos incluyen restricciones en la resolución temporal, la robustez espectral y la sensibilidad a ruido de fondo, particularmente cuando se emplean sistemas ópticos multibanda diseñados para aplicaciones en campo [69, 70]. Estudios recientes han evidenciado que, incluso utilizando técnicas avanzadas como la imagen de especies gaseosas de potasio

mediante fotofragmentación láser y absorción óptica, la obtención de mediciones robustas y espacialmente resueltas en combustión de biomasa real sigue enfrentando desafíos considerables debido al ruido de fondo y la heterogeneidad de la combustión [71]. Asimismo, la aplicación de técnicas hiperspectrales MWIR ha permitido visualizar dinámicas de combustión en carbón de biomasa, pero sin resolver completamente las limitaciones asociadas a la variabilidad térmica y espacial en condiciones operativas [72].

En el análisis automático de datos térmicos, los modelos no supervisados, como los autoencoders, enfrentan desafíos significativos al establecer umbrales adaptativos o métricas específicas para distinguir entre variaciones normales y anomalías reales [73]. Esta ambigüedad en la interpretación de las anomalías representa un reto importante en la detección de fallos térmicos, como se ha evidenciado en aplicaciones industriales que utilizan imágenes térmicas y aprendizaje profundo para monitorear procesos y detectar fallos [74]. Además, investigaciones recientes en combustión han demostrado que la combinación de autoencoders convolucionales y redes generativas auto-supervisadas permite abordar la detección temprana de inestabilidades de llama, superando la limitada disponibilidad de datos inestables y capturando de manera más robusta las dinámicas de combustión [75].

El objetivo final de estos esfuerzos es desarrollar técnicas de monitoreo y control de la combustión para aumentar la eficiencia del proceso y disminuir las emisiones contaminantes [76, 77, 78], algo altamente deseable para la industria de generación de energía y cualquier otra que use la combustión como parte de las cadenas de producción. En particular, las mediciones locales o globales se pueden realizar con varias configuraciones que generalmente incluyen conjuntos de filtros ópticos acoplados a sensores ópticos como cámaras o fotodetectores. Dichas configuraciones se ajustan espectralmente para estimar la temperatura de la llama local o global mediante el uso de Pirometría de dos colores (TCP) [79, 80].

En este marco, se reconoce que los avances recientes en visión por computador, sensores ópticos y aprendizaje automático han permitido importantes mejoras en la caracterización de procesos de combustión. Sin embargo, aún persisten vacíos técnicos y teóricos críticos, especialmente en la robustez espectral, la detección autónoma de perturbaciones y la extrapolación de modelos a condiciones reales de operación. Estas limitaciones impiden la consolidación de sistemas de monitoreo verdaderamente confiables, replicables y escalables en aplicaciones prácticas.

Abordar estas brechas constituye un paso esencial para impulsar el desarrollo futuro de soluciones avanzadas en espectroscopía aplicada, combustión de biomasa e inteligencia artificial.

### 1.1.3. Contribución propuesta

Dado que la eficiencia de la combustión de pellet se ve afectada por variables físico-químicas tales como la humedad y el poder calorífico (producto de la variada materia prima), en esta tesis se propusieron nuevas variables o métricas radiométricas (radiación total continua, energía total continua y poder calorífico óptico), calculadas a partir de la llama en el proceso de combustión de pellet de madera, así como la estimación de temperatura a partir de variables ópticas. Estas nuevas variables radiométricas se relacionaron con el material particulado emitido. En un futuro, las variables radiométricas propuestas permitirán optimizar los procesos energéticos de combustión de llama en la biomasa.

## 1.2. Hipótesis de trabajo

- La información radiométrica de la llama obtenida a partir de los espectros de emisión durante la combustión de pellets permite definir métricas que estiman su temperatura y poder calorífico, posibilitando la categorización de la calidad del combustible para distintas condiciones de humedad y el estudio de su relación con la emisión de material particulado.

## 1.3. Objetivos

### 1.3.1. Objetivo general

A partir de los espectros de emisión de la llama durante la combustión de distintas marcas de pellets, desarrollar y evaluar métricas radiométricas, tales como la radiación total continua (TCR), la energía total continua (TCE), el poder calorífico óptico (OCP), la temperatura de la llama y las intensidades de emisión de sodio (Na) y potasio (K), con el fin de evaluar y categorizar la calidad del combustible bajo distintas condiciones de humedad y analizar su relación con la emisión de material particulado.

### 1.3.2. Objetivos específicos

1. Definir y fundamentar las nuevas variables o métricas radiométricas asociadas a la combustión de pellets, en particular la radiación total continua (TCR), la energía total continua (TCE) y el poder calorífico óptico (OCP).
2. A partir de los espectros de emisión de la llama durante la combustión de pellets de distintas marcas y contenidos de humedad, estimar las métricas radiométricas definidas (TCR, TCE, OCP), junto con la temperatura de la llama y las intensidades de emisión de sodio (Na) y potasio (K), con el fin de establecer criterios de categorización de la calidad del combustible y analizar la correlación de estas variables con las emisiones de material particulado generadas.
3. Estimar el poder calorífico neto de referencia de pellets de distintas marcas y contenidos de humedad mediante modelos de regresión, ajustando modelos de mínimos cuadrados ordinarios (OLS) basados en las métricas radiométricas (TCR, TCE, OCP) y modelos de mínimos cuadrados parciales (PLS) construidos a partir de los espectros de emisión en el rango visible, evaluando la capacidad predictiva y comparando el desempeño de ambas aproximaciones.
4. Aplicar el método de recuperación espectral de Maloney–Wandell para estimar la distribución espacial de métricas radiométricas en la llama generada por la combustión de pellets de pino radiata bajo distintas condiciones de humedad, obteniendo mapas de TCR, temperatura de la llama e intensidades de emisión de sodio (Na) y potasio (K) que permitan analizar la heterogeneidad de la combustión a lo largo de la llama.

Para dar cumplimiento al objetivo general, los objetivos específicos se abordan mediante una metodología estructurada en distintas etapas, descritas en el Capítulo 3. El Objetivo específico 1 se desarrolla a través de la definición y fundamentación de las métricas radiométricas TCR, TCE y OCP, así como de su marco teórico asociado, presentado en el Capítulo 4, Sección 4.1.

El Objetivo específico 2 se aborda metodológicamente en las Secciones 3.2–3.4, donde se describen el combustible, las condiciones experimentales y el procedimiento de medición de las métricas radiométricas, de la temperatura de la llama y de las intensidades de Na y K para distintas marcas de pellets y contenidos de humedad; sus resultados se presentan en el Capítulo 4, Sección 4.2.

El Objetivo específico 3 se desarrolla metodológicamente en la Sección 3.5, y sus resultados se analizan en el Capítulo 4, Sección 4.3, donde se detalla el análisis de correlación entre las variables radiométricas y las emisiones de material particulado.

Finalmente, el Objetivo específico 4 se aborda metodológicamente en la Sección 3.6 y sus resultados se presentan en el Capítulo 5, dedicado a la aplicación del método de Maloney–Wandell para obtener distribuciones espaciales de las métricas radiométricas y de las variables óptico-térmicas.

## 1.4. Alcances y limitaciones

- El alcance de esta tesis es desarrollar un método de caracterización térmico-química de la combustión de biomasa mediante un espectrofotómetro VIS-NIR, que permita estimar métricas óptico-energéticas como la radiación continua total (TCR), la temperatura de llama, las concentraciones relativas de sodio (Na) y potasio (K), y el poder calorífico óptico (OCP) en distintos tipos de pellet comercial.
- Se propone y valida un modelo de regresión espectral (OLS y PLS) que permite predecir el HOC de pellets en diferentes condiciones de combustión a partir de información óptica capturada por un espectrofotómetro calibrado.
- Se emplea el método de recuperación espectral de Maloney-Wandell para reconstruir información espectral a partir de imágenes multiespectrales, sobre la cual se estiman variables físicas como la temperatura y la radiación.
- La clasificación de las condiciones de combustión se realiza según el tipo de pellet y su contenido de humedad, lo cual introduce un enfoque comparativo entre configuraciones experimentales definidas y controladas.
- No se evalúa en esta etapa la capacidad del sistema para operar en tiempo real ni en ambientes industriales; el estudio se limita a condiciones de laboratorio con espectrofotómetros calibrados, cámaras multiespectrales y control térmico.

- Esta tesis no desarrolla una comparación sistemática con modelos de ML supervisado (p. ej., Random Forest, XGBoost o redes neuronales) que fusionen métricas radiométricas (TCR, TCE, OCP) y descriptores espectrales para mejorar la predicción de HOC o el diagnóstico de combustión. Asimismo, no se implementan enfoques híbridos físico-informados (PINN/PGNN) para acoplar radiometría, espectros y emisiones (p. ej., material particulado). Estas extensiones se proponen como trabajo futuro.

## 1.5. Artículos

A continuación se enlistan los artículos de conferencias y revistas asociados a esta tesis.

### Artículos en conferencias

- **Castillo, F.**, Arias, L., Garcés, H., & Azócar, L. (2023, diciembre). Study of New Spectral Radiometric Parameters During the Combustion of Pellets With Different Moisture Conditions. En *IEEE Chilean Conference on Electrical, Electronics Engineering, Information and Communication Technologies (CHILECON 2023)*.
- Mardones, C., Arias, L., & **Castillo, F.** (2023, Diciembre). Spectral Analysis of the Na and K Traces in Wood Burning. En *IEEE Chilean Conference on Electrical, Electronics Engineering, Information and Communication Technologies (CHILECON 2023)*.

### Artículos en revistas

- **Castillo, F.**, Arias, L., & Garcés, H. (2023). Estimation of Temperature, Local and Global Radiation of Flames, Using Retrieved Hyperspectral Imaging. *Measurement*, 208, 112459. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2023.112459>
- **Castillo, F.**, Arias, L., & Cifuentes, J. (2025). Biomass Flame Spectroscopy Technique to Identify Wood Species Through Spectral Emission During Combustion Processes. *Measurement*, 240, 115581. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2024.115581>

# Capítulo 2

## Marco Teórico

### 2.1. Combustión

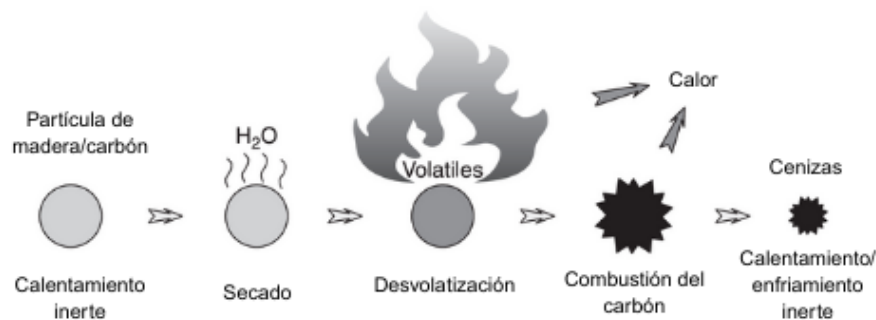
La combustión es una reacción exotérmica entre dos sustancias, una de las cuales es reductora, también, denominada combustible, y la otra oxidante denominada comburente. El fenómeno que se origina está relacionado a un gran aumento de temperatura y, generalmente, emisión de luz. La combustión está determinada por la velocidad con la que tiene lugar y la posibilidad de que se acumule calor (aumentando la temperatura). Como consecuencia, se obtienen productos y se libera calor. Por lo tanto, la combustión es un conjunto de procesos físicos y químicos por los cuales se libera parte de la energía interna del combustible. Una parte de esa energía se transforma en calor. El calor liberado por una llama se puede transferir de tres formas diferentes: conducción, convección y radiación. La conducción es la transferencia de calor a través de objetos sólidos, tales como el suelo o el metal en una pared de una caldera. La convección, es la transferencia de calor a través de corrientes de aire es decir el intercambio de moléculas frías y calientes, es la causa de que el agua de una tetera se caliente uniformemente aunque sólo su parte inferior esté en contacto con la llama, lo mismo sucede con la masa de agua en una caldera a vapor. La radiación es la transferencia de calor por radiación electromagnética y es el principal mecanismo por el que la llama calienta las calderas.

Los combustibles tienen en su composición elementos principales como carbón, hidrógeno, azufre (C,H,S) y otros no combustibles, como el vanadio, níquel, sodio, potasio, silicio, entre

otros (V, Ni, Na, K, Si). El comburente más habitual usado en la combustión es el aire (21 % Oxígeno, 73 % Nitrógeno y 6 % de otros gases). Además, otro elemento importante a definir es el calor de combustión el cual se define como la disminución de la entalpía de un cuerpo en condiciones normales de presión y a una temperatura definida, es decir, es el calor que libera el combustible cuando este produce una reacción química de oxidación. En la combustión, cada uno de los componentes del combustible va a sufrir la reacción de oxidación correspondiente [81].

Específicamente, para la combustión en la madera. Esta consta de dos etapas, primero es eliminada por evaporación la humedad de la biomasa, donde se liberan gases no combustibles y vapor de agua, luego las cadenas macromoleculares orgánicas se rompen en moléculas más pequeñas, en forma de gases inertes o combustibles que se liberan del producto en descomposición. Estos gases ( $CO$ ,  $H_2$ ,  $CH_4$ ,  $SO_2$ ) al entrar en contacto con el aire son oxidados formando llamas, éstas permiten seguir calentando los residuos y productos intermedios formados y así formar nuevas moléculas más pequeñas.

A medida que la combustión de la madera progresa, la holocelulosa da origen a compuestos volátiles, mientras que la lignina genera cenizas y volátiles. Las cadenas orgánicas de la masa incandescente se reducen progresivamente hasta llegar al carbón, que finalmente se oxida. Al final, quedan compuestos orgánicos degradados y no eliminados debido a la combustión incompleta debido a la falta de aire, lo que resulta en la formación de contaminantes llamados ‘inquemados’. Esto se representa en la Fig. 2.1.



**Fig. 2.1:** Esquema proceso de combustión de una partícula de biomasa.(Fuente: [82]).

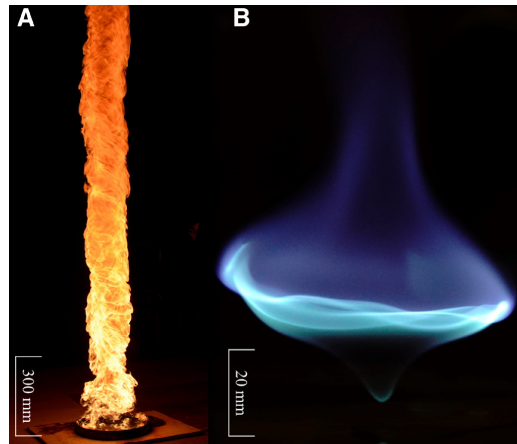
### 2.1.1. Clases de reacciones de combustión

Las reacciones se pueden clasificar según el modo en el cual transcurre el proceso de combustión, es decir, una combustión neutra o estequiométrica, combustión incompleta o imperfecta y combustión completa.

La combustión neutra es aquella que se produce cuando el aire empleado aporta la cantidad justa de oxígeno para que todos los reactivos se transformen en productos. Para que la estequiometría se cumpla, hay que considerar todos los elementos que sufren la reacción de combustión en el combustible. Cuando la reacción tenga lugar totalmente, entonces no habrá H, O, S y C, porque estos elementos se transformarán en productos correspondientes que irán en los gases de combustión. Como gases inertes aparecerá, por lo menos, el nitrógeno.

La combustión incompleta es aquella en la que por defecto en el suministro de aire no hay oxígeno suficiente para que se produzca la oxidación total del carbono. Esto quiere decir que no todo el carbono se va a transformar en  $CO_2$  y aparecerá como producto de combustión el  $CO$ , lo que provoca la aparición de los inquemados, definidos como la materia combustible que ha quedado sin quemar o parcialmente quemada, los cuales, también se pueden producir en el aparato quemador. Los inquemados pueden ser de dos clases: sólidos y gaseosos, dentro de los inquemados sólidos está el carbono (hollín), el cual provoca un ennegrecimiento de los humos de combustión. Mientras que dentro de los inquemados gaseosos está el  $CO$ ,  $H_2$ . Cuando aparecen inquemados es señal de que no se ha aprovechado bien el combustible, por lo que la combustión que se está realizando es deficiente y se deberían tomar medidas de algún tipo para mejorarla.

La combustión completa es aquella donde existe un exceso de aire, es decir, de oxígeno. El exceso se realiza sobre la cantidad estequiométricamente necesaria para que todos los productos combustibles sufran la oxidación (tanto el  $C$  como el  $O$  ó el  $H$ ). En este caso no se van a producir inquemados. En la práctica se hace difícil conseguir la combustión completa debido a que debe existir suficiente aire en la cámara de combustión para que ocurra, por ello es necesario aportar un exceso de aire. El exceso de aire se define como la cantidad de aire por encima del teórico que hay que aportar para que se realice la combustión completa del combustible [81]. En la siguiente Fig. (2.2), se puede apreciar un ejemplo de la combustión completa e incompleta.

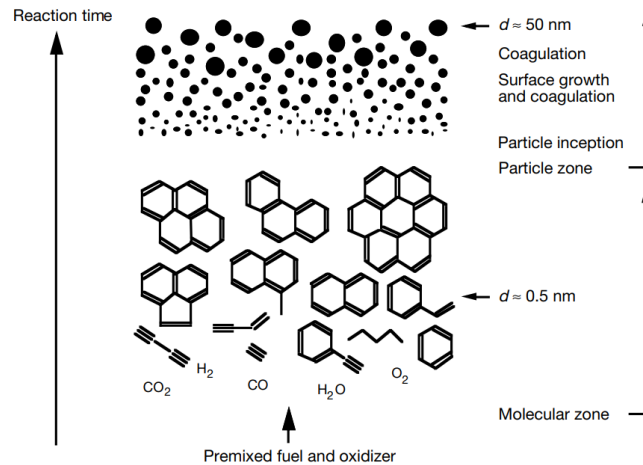


**Fig. 2.2:** Tipos de combustión: (a) incompleta y (b) completa. (Fuente: [83]).

### 2.1.2. Hollín

El hollín son las partículas sólidas que se forman cuando se produce combustión incompleta de hidrocarburos. Está formado principalmente de carbón, como mínimo, posee un 1% de hidrógeno, por lo que responde aproximadamente a la fórmula empírica  $C_8H$ . Las partículas de hollín son nanopartículas esféricas de aproximadamente 50 nm de diámetro. El hollín, tiene un proceso de formación compleja como se puede ver en la Fig. (2.3), donde los hidrocarburos gaseosos livianos son convertidos en carbono sólido en escasos milisegundos. La propensión a formar hollín es una función compleja que depende del tipo de llama, temperatura de llama y la naturaleza del combustible [84].

La emisión de hollín al ambiente tiene efectos directos e indirectos en este. Directamente, altera la radiación global al absorber y dispersar la luz, lo cual reduce el flujo de radiación solar neta a la superficie de la tierra. La absorción de la luz hace que se caliente mas la atmósfera. Del mismo modo, la deposición de hollín en las superficies de hielo y nieve aumenta la absorción de la superficie de la energía solar, calentando y potencialmente derritiendo el hielo y la nieve. Los efectos indirectos en el clima se deben a la capacidad de las partículas de hollín para alterar las propiedades de las nubes al servir como nudo de condensación de nubes (CCN). Para nubes con el mismo contenido de agua líquida, un aumento en el número de CCN conduce a pequeñas gotas de nubes. Se espera que estas nubes sean mas reflexivas, tenga una vida más larga y



**Fig. 2.3:** Etapas de formación del hollín (Fuente: [85]).

produzca menos precipitación [86].

Otro aspecto negativo del hollín es debido al hecho de que sean partículas tan pequeñas y de composición tóxica, lo hace peligroso para la salud de las personas, siendo fáciles de respirar causando enfermedades coronarias, asma, bronquitis y otras enfermedades respiratorias [87, 88]. La toxicidad inducida por la exposición o la inhalación de partículas de hollín depende en gran medida del tamaño y el contenido de las partículas de hollín. Por ejemplo, los contenidos de  $OC^3$ , que son más abundantes en hollín en la etapa inicial de formación, se han encontrado más tóxicos en pruebas in vitro [89]. Se ha sugerido “basándose en experimentos con animales” que las partículas pequeñas de hollín de aproximadamente 100 nm o menos, conocidas como partículas de hollín ultrafinas (UFP), tienen más probabilidades de causar enfermedades respiratorias y circulatorias [90].

Además, las partículas de hollín producidas durante procesos de combustión afectan significativamente el rendimiento y durabilidad de muchos sistemas de ingeniería como las turbinas a gas y motores diesel [91]. Por otro lado, se ha demostrado que un incremento en la producción del hollín aumenta la tasa de liberación de energía [92], lo que implica procesos más eficientes en términos de aparatos de combustión como los hornos industriales, lo cual conlleva una posible mayor emisión de hollín si este no es oxidado completamente. La emisión total del hollín hacia el ambiente depende del balance entre los procesos de formación y oxidación.

El hollín y el material particulado están estrechamente relacionados en el contexto de la

combustión de biomasa. Cuando se quema biomasa, como madera, cultivos agrícolas o residuos vegetales, se produce una variedad de subproductos, incluyendo partículas sólidas microscópicas. Estas partículas sólidas son lo que comúnmente conocemos como material particulado, y el hollín es una de las fracciones más notables de este material. Las partículas de hollín pueden ser liberadas al aire durante la combustión y contribuyen a la contaminación atmosférica y a los problemas de calidad del aire. La relación entre el hollín y el material particulado es esencial en la comprensión de los impactos ambientales y de salud asociados con la quema de biomasa, ya que las partículas finas de hollín pueden tener efectos perjudiciales en la salud humana y en el medio ambiente [93, 94].

## 2.2. Teoría de la llama

La llama se define como el medio gaseoso en el que se desarrollan las reacciones de combustión. Aquí es donde el combustible y el comburente se encuentran mezclados y en reacción. La llama puede adoptar diferentes formas, según el medio técnico, y también la forma del quemador. Esto es así porque el quemador es donde se pulveriza el combustible para que entre en contacto con el aire. El frente de llama es la zona que marca la separación entre el gas quemado y el gas sin quemar y donde tienen lugar las reacciones de oxidación principales. La propagación de la llama es el desplazamiento de ésta a través de la masa gaseosa, donde esta propagación se efectúa en el frente de llama. La velocidad de propagación va a depender de la transmisión de calor entre la llama y las zonas contiguas (gases quemados y no quemados). Cuando los gases sin quemar alcanzan la temperatura de ignición, entonces empezarán a sufrir la combustión. Para que la llama comience y quede estable, se debe estabilizar el frente de llama. Para ello, se debe coordinar la velocidad de escape de gases y de propagación de la llama con la entrada de comburente (aire) y combustible. Para que tenga lugar la combustión es necesario que se alcance la temperatura de ignición, que es aquella a la cual la mezcla combustible/comburente no se extingue, aunque se retire la fuente de calor externa [95].

### 2.2.1. Forma, color y temperatura de la llama

La forma que presenta una llama depende del medio técnico que prepara la mezcla del combustible/comburente, es decir, depende del quemador utilizado, ya que éste es el encargado de pulverizar y repartir el combustible. Si la combustión es buena, la llama no será opaca. El color negro lo van a dar los inquemados.

La temperatura que la llama alcanzará dependerá de varios factores, tales como la composición y el porcentaje del comburente, la velocidad global de la combustión (la cual está condicionada por la reactividad del combustible), la forma y eficacia del sistema de combustión, y la temperatura inicial de los reactivos. Es importante considerar también el calor sensible de los reactivos que es energía térmica asociada con el cambio en la temperatura de una sustancia sin que ocurra cambio de estado físico. Cuando la temperatura supera los  $2000^{\circ}\text{C}$ , los gases de combustión pueden descomponerse, lo que permite que otros compuestos afecten tanto la combustión como la llama [95].

### 2.2.2. Definiciones relativas a la temperatura de combustión

La temperatura es una variable referida a la magnitud escalar relacionada con la energía interna de un sistema termodinámico. En procesos de combustión la temperatura es un parámetro muy importante para evaluar la eficiencia térmica en la calidad de la combustión.

#### Temperatura adiabática de combustión

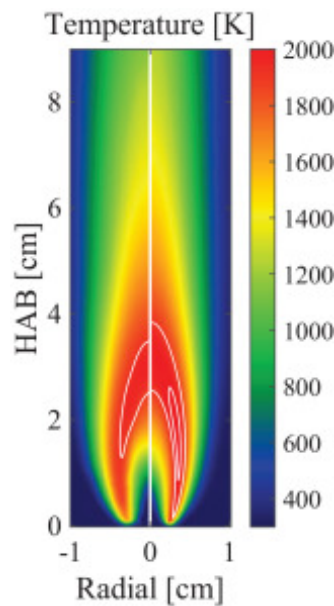
También se denomina temperatura teórica de combustión o temperatura de combustión calorimétrica. Es la temperatura que se obtendría en una combustión estequiométrica con mezcla perfectamente homogénea y en un tanque que permita evitar cualquier pérdida de calor al exterior, es decir un recipiente adiabático. Esta temperatura aumenta con la potencia calorífica del combustible y disminuye con el poder calorífico del combustible [96].

En otras palabras, la temperatura adiabática es la máxima temperatura teórica que la llama de una combustión real de un combustible puede alcanzar en ausencia de transferencia de calor que, por razones termodinámicas, no es factible evitar, con lo que la temperatura efectiva observada siempre es menor. La estimación de la temperatura adiabática debe realizarse en

función de la composición de las especies presentes en la flama (que a su vez dependen de la temperatura de la misma).

### Distribución de la temperatura de una llama

En la llama se distinguen 3 zonas, que son: la zona de inflamación, la zona de reacción y la zona oxidante. La zona de inflamación (llama verde (Fig. 2.4)), es la zona donde existe un déficit de oxígeno y es la zona mas interior. La zona oxidante o penacho (llama amarilla (Fig. 2.4)), es la zona donde hay exceso de oxígeno y es la zona exterior. Mientras que la zona de reacción o zona de temperatura máxima (llama rojo (Fig. 2.4)), es la zona que queda entre ambas y contiene la mayor emisión de energía (calor) [96]. En la Fig. 2.4 se ilustra un ejemplo de un mapa de temperatura de llama.



**Fig. 2.4:** Distribución de temperatura de una llama en un proceso de combustión. (Fuente: [97]).

## 2.3. Poder calorífico

El poder calorífico (PC) mide el contenido energético de una sustancia combustible y se define como la cantidad de energía liberada por unidad de masa o por unidad de volumen de combustible, cuando este es completamente quemado [98]. Para combustibles que contienen

hidrógeno (H) en su composición se reconocen dos poderes caloríficos, el superior, cuando el calor latente de vaporización del agua formado en la combustión es recuperado; y el inferior, cuando este calor escapa en los gases de la combustión, el que varía dependiendo de la cantidad de agua que presenta el combustible. En el caso de la madera o pellets, la relación poder calorífico inferior/humedad se puede ver en la Fig. 2.5 y está dada por:

$$PCI = \frac{PCI_0(100 - \%CH) - 2,44 \times \%CH}{100} \quad (2.1)$$

donde,  $PCI$  es el Poder calorífico inferior a una humedad dada en (MJ/kg),  $PCI_0$  es el  $PCI$  con el material anhidro y  $CH\%$  es el contenido de humedad base verde.

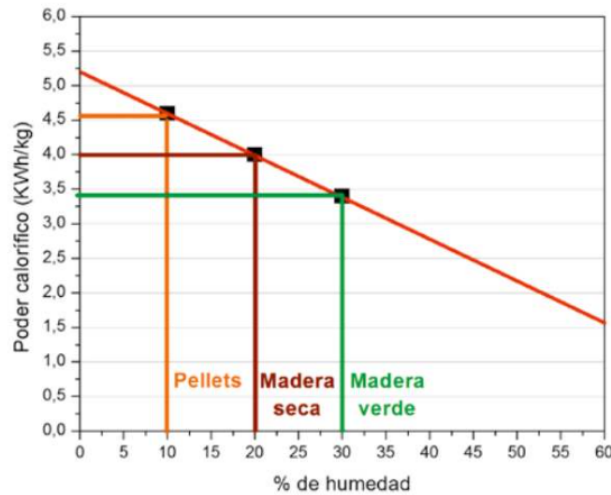


Fig. 2.5: Poder calorífico inferior en función de la humedad. (Fuente: [99]).

## 2.4. Sensores y técnicas convencionales para la caracterización de la combustión

La caracterización de procesos de combustión en calderas y estufas de biomasa se ha abordado tradicionalmente mediante sensores de contacto y analizadores de gases, complementados en algunos casos por técnicas ópticas consolidadas. En el contexto de combustión de pellets, los métodos más habituales incluyen termopares insertados en la cámara de combustión para medir temperatura, analizadores de gases en la chimenea para cuantificar especies como  $O_2$ ,

CO, CO<sub>2</sub> y NO<sub>x</sub>, y técnicas de medición de material particulado basadas en muestreo y filtrado en línea de gases de escape [100, 101]. Estas tecnologías han sido ampliamente normalizadas y se encuentran incorporadas en la mayoría de los sistemas de monitoreo y control industrial.

Los termopares constituyen la herramienta estándar para la medición de temperatura en hornos y calderas, debido a su bajo costo, robustez y facilidad de integración [102]. Sin embargo, proporcionan mediciones puntuales y pueden subestimar la temperatura real de la llama debido a pérdidas de calor por radiación y conducción, especialmente en llamas heterogéneas. Por su parte, las cámaras térmicas infrarrojas permiten obtener mapas bidimensionales de temperatura aparente con alta frecuencia temporal, lo que ha motivado su uso en monitoreo de quemadores y en aplicaciones de control térmico [103]. No obstante, su exactitud depende fuertemente de la emisividad y de la transparencia del medio, y su costo suele ser elevado para aplicaciones de pequeña y mediana escala.

Los analizadores de gases de chimenea (basados en sensores electroquímicos, paramagnéticos o infrarrojos no dispersivos) son la referencia para evaluar la eficiencia de combustión y el cumplimiento ambiental en calderas de biomasa [104]. Entregan mediciones precisas de la composición de los gases de escape, pero con tiempos de respuesta de decenas de segundos, ya que requieren extracción, acondicionamiento y filtrado de la muestra. Por tanto, describen un estado promedio del proceso más que la dinámica instantánea de la llama. De manera complementaria, las emisiones de material particulado suelen cuantificarse mediante métodos gravimétricos normalizados, que filtran los gases de escape durante intervalos de varios minutos y determinan la masa de partículas depositadas en filtros pesados con balanzas de precisión [105]. Existen también monitores ópticos de partículas (basados en dispersión de luz o fotometría) que permiten un seguimiento en tiempo casi real de la concentración de PM, aunque su calibración depende del tamaño y propiedades ópticas de las partículas [69].

En la Tabla 2.1 se presenta una comparación cualitativa de estos métodos tradicionales en función de atributos relevantes para el monitoreo de la combustión de pellets, tales como tiempo de respuesta, resolución espacial, precisión, costo y aplicabilidad industrial. Esta síntesis sirve como punto de referencia para contextualizar las limitaciones de las técnicas convencionales y motiva la exploración de enfoques ópticos alternativos desarrollados en capítulos posteriores.

**Tabla 2.1:** Comparación cualitativa entre métodos tradicionales de monitoreo de la combustión de pellets.

<b>Atributo</b>	<b>Termopares</b>	<b>Cámaras térmicas IR</b>	<b>Analizadores de gases / PM</b>
<i>Variable principal medida</i>	Temperatura local en un punto de la cámara de combustión.	Campo 2D de temperatura aparente en la escena observada.	Composición de gases (O <sub>2</sub> , CO, CO <sub>2</sub> , NO <sub>x</sub> , etc.) y concentración de material particulado (PM).
<i>Tiempo de respuesta típico</i>	Rápido a nivel local (constantes de tiempo del orden de ms–s según diámetro y tipo de unión).	Muy rápido (imágenes típicamente a 30–60 Hz o más).	Más bien lento en sistemas extractivos (T <sub>90</sub> ~20–60 s); métodos gravimétricos de PM integran en minutos; monitores ópticos de PM pueden operar con resolución de segundos.
<i>Resolución espacial</i>	Muy limitada: medición puntual; se requiere una red de sensores para muestrear distintas zonas.	Alta: mapas de la distribución de temperatura sobre el campo de visión.	Prácticamente nula dentro de la cámara; las mediciones corresponden a gases de chimenea o a la mezcla de partículas en el ducto de muestreo (valores globales promediados).
<i>Precisión exactitud</i>	Moderada; puede subestimar la temperatura real de la llama por enfriamiento del sensor, radiación y conducción.	Moderada–alta para superficies bien caracterizadas; en llamas, la necesidad de asumir emisividad y transparencia introduce incertidumbre.	Alta en la variable medida (precisión típica de ±1–2 % de escala completa en analizadores multigás); muy alta en métodos gravimétricos de PM, aunque sin resolución temporal fina.
<i>Sensibilidad a condiciones de operación</i>	Sensor intrusivo: puede perturbar el flujo, se ve afectado por corrosión y depósitos de ceniza; requiere protección en ambientes severos.	Sensible a suciedad en la óptica y a humo o polvo en el camino óptico; puede requerir ventanas purgadas o sistemas de limpieza.	Analizadores extractivos sensibles a tapones en la línea de muestra, condensación y corrosión; la medición de PM depende del acondicionamiento de la muestra y del diseño del sistema de muestreo.
<i>Costo relativo</i>	Muy bajo: sensores tipo K estándar y electrónica asociada son económicos, lo que favorece su uso masivo.	Medio–alto: cámaras infrarrojas industriales tienen costos de varios miles de dólares, especialmente los modelos refrigerados de alta temperatura.	Alto: analizadores multigás y sistemas gravimétricos normalizados implican inversiones de varios miles de dólares, además de costos recurrentes de mantenimiento, gases patrón y consumibles.
<i>Aplicabilidad industrial</i>	Muy alta: tecnología madura, normalizada y presente en la mayoría de calderas y hornos industriales.	Media: usada en monitoreo de quemadores y detección de fallas; su integración en lazo de control requiere procesamiento adicional de imágenes.	Muy alta para analizadores de gases (base de los sistemas de monitoreo continuo de emisiones); la medición gravimétrica de PM es el estándar regulatorio, aunque no apta para control en tiempo real.

## 2.5. Biomasa leñosa

### 2.5.1. Composición de la biomasa leñosa

La biomasa leñosa tiene como principal componente el carbono (C), que al oxidarse libera energía, al igual que el hidrógeno (H). Por otro lado, el oxígeno (O) se encuentra oxidando parcialmente a los otros dos elementos, contribuyendo al proceso de transformación termoquímica. El contenido de C e H en la biomasa aumenta su poder calorífico, mientras que el contenido de O lo disminuye [106].

La biomasa también contiene otros elementos que se clasifican en macro y microelementos según su cantidad. Los macroelementos son los nutrientes absorbidos en mayor cantidad por la planta, e incluyen nitrógeno (N), fósforo (P), potasio (K), azufre (S), calcio (Ca) y magnesio (Mg). Los microelementos son nutrientes absorbidos en menor cantidad, como hierro (Fe), cobre (Cu), zinc (Zn), manganeso (Mn), molibdeno (Mo) y boro (B). Estos son relevantes, ya que al combustionar la biomasa, sus partículas son emitidas como gases o cenizas y pueden afectar a calderas, chimeneas o estufas, produciendo problemas de depositaciones y corrosión en los ductos y elementos de las unidades de conversión. Por otro lado, las emisiones a la atmósfera pueden producir alteraciones para el ecosistema, por lo que se recomienda tener en cuenta la concentración de estos elementos previo a la utilización de un biocombustible, con el objeto de considerar el posible tratamiento y/o disposición de los residuos.

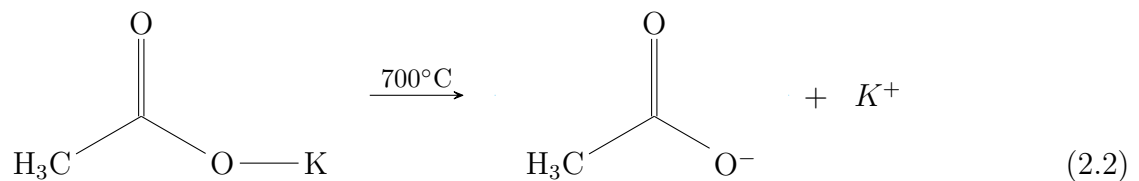
Los macroelementos más relevantes en el proceso de combustión de la biomasa son N, S y Cl. El N es un componente esencial en las plantas, ya forma parte de las proteínas, de los ácidos nucleicos, de las bases orgánicas, del pigmento de la clorofila, entre otras estructuras, en la biomasa lignocelulósica, se encuentra concentrada mayormente en la corteza, residuos de cosecha y cultivos de rotación corta; por otro lado, la madera es la biomasa con menor concentración de N. El S es un elemento esencial para la formación de proteínas en la célula y su relevancia en la biomasa radica en que en la combustión contaminantes de óxidos de azufre ( $SO_x$ ), precursores de lluvia ácida, y a su vez es un contaminante del biogás, pues participa en la formación de ácido sulfhídrico ( $H_2S$ ), así como contribuir a la corrosión en las superficies de los intercambiadores de calor. Por su parte, el Cl durante la combustión forma gases de  $HCl$ ,  $Cl_2(g)$ , y sales como

$KCl$  y  $NaCl$ , estas últimas normalmente forman parte de las cenizas, el que posee efectos corrosivos que se manifiestan en todo proceso que requiera elementos de metal para transporte, intercambiadores de calor, calderas, y otros que estén sometidos a condiciones extremas de temperaturas y presión. Los metales alcalinos, como  $K$ ,  $Ca$ ,  $Na$  y  $Mg$ , se encuentran en forma de óxidos en las cenizas y pueden afectar el pH y el comportamiento de estas.

### 2.5.2. Rol del sodio y potasio en la biomasa

Los dos cationes alcalinos  $Na^+$  y  $K^+$  tienen abundancias relativas similares en la corteza terrestre pero muestran distribuciones muy diferentes en la biosfera. El  $K^+$  es un elemento esencial para las plantas y se encuentra en altas concentraciones en el citoplasma, donde desempeña funciones importantes en la neutralización eléctrica de aniones, homeostasis del pH, regulación de la presión osmótica celular, activación de enzimas, síntesis de proteínas, metabolismo celular y fotosíntesis. Por otro lado, el  $Na^+$  es menos importante y se encuentra compartimentado fuera del citoplasma debido a su efecto tóxico sobre el metabolismo celular. Las concentraciones de  $Na^+$  en el suelo pueden ser perjudiciales y tóxicas para las plantas, mientras que la disponibilidad de iones  $K^+$  en la solución del suelo a menudo limita el crecimiento óptimo de las plantas en la mayoría de los ecosistemas naturales [107, 108].

En estado natural, el sodio y el potasio presentes en la biomasa se encuentran principalmente en forma de carboxilatos, que son compuestos orgánicos. Alrededor de  $700^\circ\text{C}$ , estos carboxilatos se degradan, liberando potasio o sodio y pequeñas cantidades de cloruro de hidrógeno, lo que conduce a la degradación del carboxilato de potasio (Ecuación (2.2)) y del carboxilato de sodio (Ecuación (2.3)).



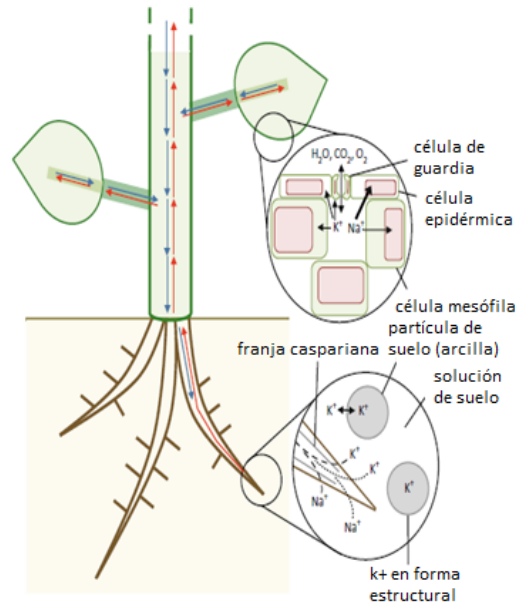
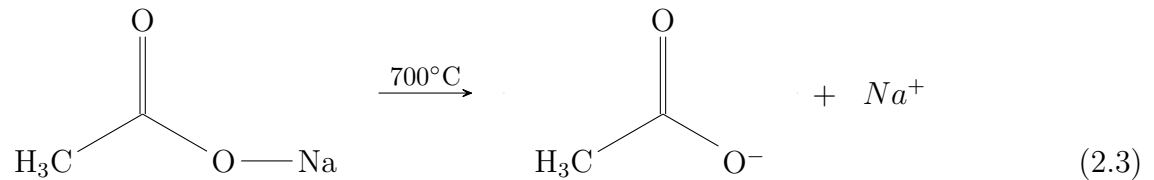
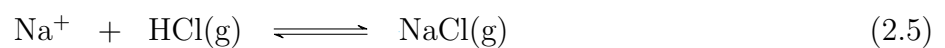
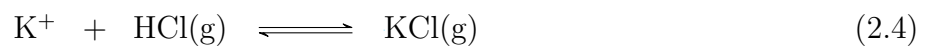


Fig. 2.6: Ejemplo del movimiento del sodio y potasio en una planta. (Fuente: [107])



En la degradación, el ion potasio es libre, por lo que estos interactúan en un equilibrio de intercambio con el cloruro de hidrógeno, como puede apreciarse en el equilibrio químico de potasio y sodio (Ecuaciones (2.4) y (2.4)).



El potasio al ser un elemento esencial para la biomasa tiene una concentración más alta que el sodio (aproximadamente 1 orden de magnitud mayor) [109]. Sin embargo, la diferencia entre

ambos durante el proceso de combustión no es tan grande, esto ocurre debido a la formación de aluminosilicato de potasio que disminuye la concentración de potasio, que se representa en el siguiente equilibrio químico (Ecuación (2.6)).



La formación de aluminosilicato de potasio se ve favorecida termodinámicamente por lo que sucede con un intercambio iónico de potasio en los aluminosilicatos de sodio, lo que disminuye la concentración de cloruro de potasio y aumenta la concentración de cloruro de sodio, por lo que puede verse representado en el equilibrio químico (Ecuación (2.7)) [109].



### 2.5.3. Pellets

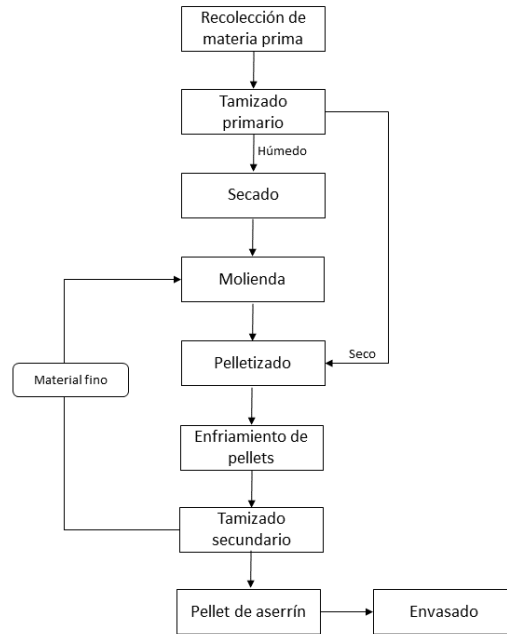
Los pellets de madera son biocombustibles sólidos producidos a partir de diversos tipos de materia prima, como aserrín, virutas, trozos de madera y desechos agrícolas. Su uso está regulado por estándares de calidad que limitan su tamaño, contenido de cenizas, humedad, poder calorífico y presencia de contaminantes, entre otros aspectos [110].

El proceso de pelletizado consta de varias etapas [111], que incluyen la preparación de la fibra, secado, molido, acondicionado, pelletizado, enfriado, clasificación, almacenamiento, embalado y despacho a clientes, las que se describen a continuación. A continuación, se presenta el diagrama general del proceso de producción de pellets en Chile Fig. (2.7), posteriormente se describe cada etapa.

A continuación, se describirán por separado cada una de las etapas del proceso de producción del pellet de madera.

#### Recolección de materia prima:

La primera fase del proceso implica la recolección de la materia prima, la cual consiste en aserrín, virutas o residuos de madera. Esta materia prima se somete a una clasificación según



**Fig. 2.7:** Esquema general de la elaboración de pellets de madera (elaboración propia).

su tamaño y humedad. Se procede a tamizarla para eliminar cualquier elemento extraño, que normalmente constituye alrededor del 1 %, como residuos metálicos. Dependiendo de su tamaño, la materia prima se introduce en molinos primarios para reducir su tamaño y facilitar su manejo en las etapas siguientes del proceso. Posteriormente, se almacena en silos o almacenes con techo cerrado, asegurando un entorno aislado de contaminantes externos. En el caso del aserrín, se emplea un sistema de almacenamiento cubierto para proteger la materia prima de posibles pérdidas o daños ocasionados por vientos y lluvias.

### Secado:

El secado es una etapa que puede o no estar presente, esto depende de la humedad que contenga la materia prima, la cual varía entre 35 % a 70 %. Un contenido de biomasa con altos niveles de humedad impactan negativamente en la calidad del producto final, debido a que pueden influir en el poder calorífico, fragilidad y en el rendimiento que tendría el pellet. Por lo tanto, eliminar este exceso de humedad es esencial para obtener un aserrín seco, sin embargo, no es necesario secar en exceso la biomasa ya que el pellet se produce con porcentajes de humedad de la biomasa de aproximadamente 15-20 %. Luego se seca durante el proceso de pelletizado.

Este procedimiento puede llevarse a cabo a través de técnicas de secado natural o forzado, siendo este último el más empleado en la actualidad. El secado forzado puede realizarse con secadores en banda o mediante secadores con trómel, siendo este último método más extendido, a pesar de presentar desventajas como un menor control sobre el proceso, un aumento en el contenido de cenizas en los pellets y la necesidad de sistemas de limpieza de gases en caso de utilizar energía térmica proveniente de un horno de biomasa.

### **Molienda (grinding):**

La molienda se realiza en un molino de martillos, que es un equipo que utiliza martillos giratorios para triturar la fibra de madera y reducir su tamaño a una granulometría homogénea. Este proceso es esencial para garantizar la uniformidad en el tamaño y la densidad de los pellets. El molino de martillos es ajustable para producir diferentes tamaños de partículas según los requisitos de la materia prima y los estándares de calidad del producto final, pudiendo equiparse con distintos tipos de pantallas para controlar el tamaño de las partículas.

En ciertos casos, se requieren dos etapas de triturado en un molino de martillos. La primera etapa reduce el tamaño de la materia prima húmeda con un 50% de humedad a aproximadamente 6 mm, mientras que la segunda etapa reduce la biomasa seca a un tamaño máximo de 3 mm, dependiendo de la necesidad de la prensa de pelletizado. La importancia de la molienda en el proceso de pelletizado radica en que una trituración adecuada del material permite una alta compactación y simultáneamente reduce la producción de finos, lo que facilita la elaboración de pellets con excelentes características físicas. Sin embargo, el consumo energético en esta etapa depende directamente del tamaño final de partícula y del tipo de material a procesar.

### **Pelletizado:**

Esta fase es crucial en el proceso. El aserrín, proveniente de fases anteriores, se introduce en una prensa donde rodillos ejercen presión sobre él y lo empujan a través de agujeros (de entre 5 y 25 mm) dispuestos en una matriz angular giratoria. Esto reduce su volumen de 3 a 5 veces, logrando el producto deseado. Durante este proceso de compactación, no se requiere el uso de aditivos, ya que los propios componentes lignocelulósicos actúan como aglutinantes. Al

salir de la prensa, los pellets pueden alcanzar temperaturas cercanas a los 100°C y presentar una textura blanda, por lo que es necesario enfriarlos para que se endurezcan.

### **Enfriado:**

Después del proceso de pelletización, los pellets recién producidos tienen una temperatura cercana a los 100°C. Para evitar la formación de humedad y el deterioro del producto final, es necesario enfriar los pellets. Esto se logra mediante el uso de un enfriador, que utiliza aire para reducir la temperatura de los pellets.

Durante el proceso de enfriado, se produce una evaporación del agua, lo que reduce el contenido de humedad de los pellets. Esto es importante para garantizar la calidad del producto final y evitar la formación de moho y hongos.

El enfriador es un equipo que consta de una serie de bandejas o cintas transportadoras, que transportan los pellets a través de una corriente de aire. El aire frío absorbe el calor de los pellets y los enfría gradualmente.

### **Tamizado o harneado:**

En esta etapa, los pellets de tamaño adecuado se separan de las partículas pequeñas o finas y pellets rotos. El tamizado se realiza mediante el uso de una malla o tamiz que separa los pellets de tamaño adecuado de los que no cumplen con los estándares de calidad. Los pellets que no cumplen con los estándares de calidad retornan al proceso para ser reprocesados (aproximadamente un 5% del material fino que se separa en el harnero se vuelve a introducir en el proceso, siendo llevado al molino de martillos).

Esta etapa es importante para garantizar la calidad del producto final y evitar problemas en las calderas o estufas de biomasa. Los pellets que no cumplen con los estándares de calidad pueden dejar exceso de residuos y atascar la caldera o estufa.

### **Envasado**

Por último, los pellets se empaquetan en distintos formatos según su destino. Aquellos destinados a la venta a granel son cargados directamente en camiones para su distribución o al-

macenados en silos con miras a su posterior reparto. Además, se pueden envasar en formatos comerciales, como bolsas de 14 a 20 kg, diseñadas principalmente para uso doméstico o en instituciones. También se ofrecen en maxi sacos o big bags de 1.000 a 1.300 kg para aplicaciones industriales. El formato a granel y los maxi sacos resultan más convenientes debido a su fácil almacenamiento, lo que los hace atractivos para las industrias por su costo reducido y su facilidad de manejo en el proceso de alimentación de calderas.

#### 2.5.4. Calidad del pellet de madera

Es importante asegurarse de la calidad del pellet antes de utilizarlo, ya que un pellet de mala calidad puede provocar problemas de rendimiento y disminuir la vida útil de estufas o calderas. Por otro lado, utilizar un pellet de alta calidad en una caldera de tipo industrial que no requiere de un pellet tipo Premium puede resultar en un costo innecesario.

A nivel mundial, la calidad del pellet se certifica mediante sellos o certificados de calidad, siendo las normas DINPLUS o ENPLUS bajo la norma UNE-EN ISO 17225-2:2014 las más utilizadas [98, 110]. Estas certificaciones obligan al productor a diseñar y vigilar los procedimientos de producción y comercialización para el cumplimiento de los estándares requeridos.

Estas certificaciones permiten que el consumidor, el fabricante de equipos y el comercializador tengan la garantía de los rangos en que se encuentran las características del pellet que se compra o para el que se diseñan los equipos. En Chile, sin embargo, el 100 % del pellet que se produce corresponde a calidad domiciliaria, homologada al del tipo A1.

#### 2.5.5. Factores que condicionan la calidad del pellet

La biomasa forestal que es utilizada para la producción de los pellets, tiene su origen en la actividad silvícola en los bosques (restos de cosecha, raleo u otras actividades) o bien en los subproductos de la industria del aserrío o de la remanufactura. En base a este material y el proceso productivo, existe consenso en que hay distintos factores que pueden determinar la calidad del pellet producido [110]. Podemos señalar alguno de los siguientes factores como los más relevantes:

## La madera

El origen de la madera utilizada como materia prima afecta directamente la calidad del pellet resultante. En Europa la mayor calidad A1 para uso doméstico debe provenir del tronco o fuste del árbol, y/o subproductos de la industria maderera no tratados químicamente (virutas, astillas, aserrín).

El uso de árboles enteros y restos de corta que contienen corteza puede disminuir la calidad del pellet.

En Chile, la principal biomasa utilizada para la producción de pellet es la de pino radiata. Si bien la especie en sí misma no determina la calidad del producto final, puede influir en algunos de los valores de las características técnicas del pellet producido [110].

## Los aditivos

En la mayoría de los casos la lignina natural de la propia materia prima de origen forestal es suficiente para lograr la compresión y adhesión de las fibras para producir el pellet. Sin embargo, en algunos casos se pueden utilizar aditivos para mejorar la compactación de las fibras o su combustión.

La norma europea [112], señala que el uso de ciertos aditivos está permitido, pero estos deben ser identificados y no sobrepasar el 2% de la biomasa. De igual forma, la norma chilena ISO17225-2 [113], indica que los aditivos deben ser declarados en cantidad y tipo, y no deben superar el 2% en masa.

Es importante tener en cuenta que los aditivos utilizados en la producción de pellet deben ser seguros y no afectar la calidad del producto final. Además, deben ser declarados en la etiqueta del producto para que los consumidores tengan información clara sobre lo que están comprando.

## Las dimensiones

La norma chilena ISO17225-2 indica que el diámetro objetivo del pellet debe ser de 6 *mm* con un rango de  $\pm 1$  *mm*. También se indica una opción de diámetro de 8,8 *mm* con igual tolerancia, el cual podría ser utilizado en calderas industriales. Respecto del largo, la norma indica que este debe estar entre los 3,15 y 4,0 *cm*.

Estas dimensiones se establecen en concordancia con las normas utilizadas internacionalmente y tienen como objetivo también facilitar el manejo del biocombustible, su transporte y carga en los equipos, de manera de facilitar la eficiencia del diseño de la cámara de combustión de los artefactos.

### **La humedad**

El porcentaje de humedad del pellet incide en su utilización y la eficiencia de combustión. Cuanto menor sea la humedad del pellet mayor será el poder calorífico y la eficiencia en la combustión, reduciendo además la emisión de humos y cenizas.

Tanto en la norma chilena como en las usadas a nivel internacional, se indica que los pellets de madera certificados no deben superar el 10 % sobre la masa total.

Es muy importante así que la biomasa utilizada en la producción del pellet esté en una condición seca, caso contrario las plantas productoras deben considerar un proceso previo de secado de la materia prima para evitar complicaciones en el proceso de fabricación y en la calidad final del producto a obtener.

### **La ceniza**

La calidad del pellet se relaciona con la cantidad de cenizas generadas durante la combustión. Una estufa de uso domiciliario requiere de un pellet que minimice la producción de cenizas, de manera de evitar problemas en el funcionamiento del equipo y reducir la frecuencia de la limpieza de este por parte del usuario. Por el contrario, la utilización de un pellet de tipo industrial permite un porcentaje de cenizas superior en calderas.

Tanto en la norma chilena como en las usadas a nivel internacional, se indica que el porcentaje de cenizas sobre la masa total de pellet debe ser inferior al 0,7 %. Para conseguir este rango es necesario que la materia prima sea de calidad adecuada, evitando las cortezas y ramas pequeñas.

La cantidad y tipo de cenizas depende también de la temperatura de fusión de las cenizas en los artefactos. Se debe evitar la formación de escorias sobre las superficies de los equipos, que reducen su rendimiento y pueden llegar a generar problemas de funcionamiento. Por ello, las normas europeas DINPLUS y ENPLUS indican que se debe especificar que la temperatura

de fusión de las cenizas será siempre mayor o igual a 1.200°C.

Por el contrario, la norma chilena no menciona un valor definido del comportamiento de fusión de las cenizas, indicando solamente que se debería declarar.

### **La durabilidad y los finos**

En el proceso de producción de pellet es necesario observar las características de durabilidad mecánica del producto, lo que permite establecer la facilidad que este tiene para romperse y disgregarse el cilindro compactado, lo cual aumenta la generación de finos durante su transporte y manejo. Las partículas finas pueden causar problemas de funcionamiento o no ser aprovechadas en equipos de alimentación automática, lo que genera una baja en el rendimiento durante la combustión.

En los procesos de certificación internacional el pellet es sometido a testeos a través de ensayos de vibraciones y golpes, lo que permite definir la durabilidad y el porcentaje de finos generados.

En Europa las normas señalan que el porcentaje de pellet sin daños o alteraciones en su durabilidad debe ser 97,5 % a 98 %. La norma chilena en cambio, menciona que el porcentaje de masa del producto, sin daños debe estar entre un 97,5 % y un 96,5 % según clasificación del pellet.

La durabilidad, puede ser afectada por un exceso de humedad del pellet, ya sea por problemas en el proceso de producción o por un inadecuado almacenaje. Una menor durabilidad o un porcentaje mayor de humedad generan un menor poder calorífico del pellet.

Los finos son generados principalmente durante el proceso de manejo y transporte del pellet. Las normas europeas definen el porcentaje sobre la masa total de producto de estas partículas medidas justo a la salida de la línea de producción y envasado. Se debe garantizar que este porcentaje sea menor de un 1 % de la masa total y de un 0,5 % en el caso del producto comercializado en sacos de hasta 20 kg.

La norma chilena menciona al respecto que el porcentaje de finos debe ser menor de un 1 % de la masa total, sin especificar diferencias según formato de comercialización.

Dado que la durabilidad mecánica y los finos deben ser garantizados al momento de la

utilización del pellet, es importante que el productor y comercializador cumpla con las recomendaciones del transporte, almacenamiento y manejo del producto.

### **Densidad aparente**

La densidad aparente del pellet es una característica fundamental considerada en la calibración y especificaciones técnicas de los equipos sin control automático del suministro del aire y donde el volumen de biocombustible debe adecuarse al funcionamiento del equipo.

Según las normas europeas este valor debe estar indicado en la bolsa, o debe ser indicado al consumidor, y dentro de un rango de 600 a 750  $kg/m^3$ . La norma chilena menciona al respecto que este valor debe ser mayor o igual a los 600  $kg/m^3$ .

### **El poder calorífico**

El poder calorífico del pellet es otra de las principales características que se considera al momento de su uso y en la selección del proveedor, por lo que en las normas europeas este valor debe ser certificado y garantizado. Este valor incide, además, en la cantidad de pellet que se requerirá para calefaccionar una instalación determinada.

La norma europea y la chilena señalan que el pellet debe alcanzar un poder calorífico por encima de 4,6 kWh/kg.

### **Los elementos químicos**

El contenido de diferentes elementos químicos en cantidades superiores a las determinadas en las normas puede perjudicar el funcionamiento del equipo al generar procesos de corrosión, además de afectar el porcentaje y la composición de las cenizas y/o aumentar las emisiones.

Los principales elementos químicos a considerar en esta evaluación de la calidad del pellet corresponden a nitrógeno, azufre y cloro, ya que se relacionan con la formación de emisiones de  $NO_x$ , gases ácidos y fenómenos de corrosión y ensuciamiento en los equipos de combustión. Las normas internacionales, e ISO 17225-2 en particular, establecen límites para el contenido de cenizas, N, S y Cl en los pellets de mayor calidad, en lugar de fijar valores máximos para cada elemento traza de forma individual [113]. La norma chilena señala una serie de elementos

químicos y los rangos de tolerancia para cada uno de ellos, agregando a los ya mencionados arsénico, cadmio, cobre, plomo, mercurio, níquel y zinc, variando los rangos entre los 0,5 y 100 mg/kg en base seca o 0,02 a 0,05 % (masa de agua/masa anhidra) en base seca para el caso del azufre y cloro [5].

Además de estos elementos, la biomasa contiene metales alcalinos como sodio (Na) y potasio (K), que participan en la formación de compuestos en la ceniza y pueden influir en el comportamiento de fusión y en la aparición de depósitos en superficies calientes. Las normas ISO 17225-2 e internacionales no establecen actualmente límites máximos específicos para Na y K en pellets de madera, pero existen métodos normalizados para su determinación (por ejemplo, ISO 16995, [114]) y, en aplicaciones donde la formación de escorias y la corrosión son críticas, su seguimiento resulta especialmente relevante. Estudios de caracterización elemental de muestras de pellets comerciales reportan contenidos de Na del orden de 60 mg/kg en promedio, con un rango 8,4–973 mg/kg, y de K del orden de 780 mg/kg, con un rango 167–9833 mg/kg en base seca [115]. Diversos estudios han mostrado que biomásas con contenidos elevados de Na, K y Cl presentan una mayor propensión a problemas de *slagging*, *fouling* y corrosión en calderas y estufas, en comparación con biomásas leñosas de bajo contenido inorgánico [116]. En esta tesis, la presencia de Na y K se considera únicamente de forma complementaria, a partir de la observación de sus líneas de emisión en los espectros de la llama, como un indicador adicional asociado a la composición de la biomasa, sin constituir el foco central del estudio.

## 2.6. Teoría espectral de la llama

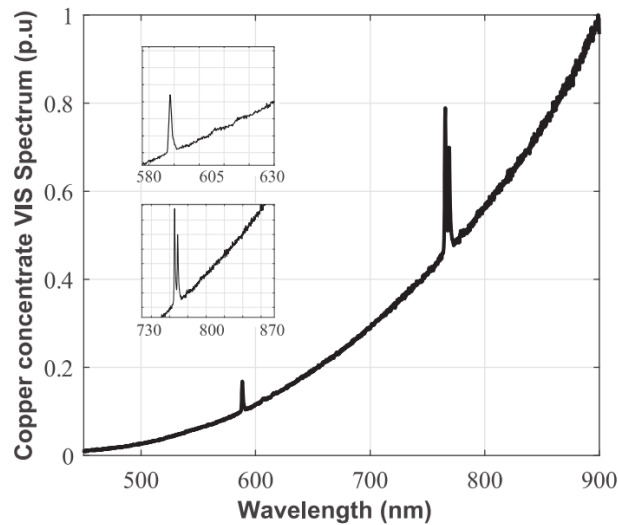
La llama y su espectro, contiene importante información sobre el proceso de combustión lo que implica que el análisis de dicha información permite evaluar el estado de la combustión con respecto a las diferentes especies presentes. La energía emitida por una llama es espectralmente distribuida en emisiones continuas y discontinuas dependiendo del tipo de combustible. El espectro continuo se encuentra atribuido a una amplia banda de longitudes de onda producido por la radiación emitida por un cuerpo como resultado de su temperatura, mientras que un espectro discontinuo se encuentra confinado a una banda angosta de longitudes de onda y producido por átomos y moléculas aisladas [117, 118]. Un ejemplo del espectro de llama se puede ver en la Fig.

## 2.8.

De la emisión espectral de llama podemos obtener distintos parámetros a partir de los espectros continuos y discontinuos. Los espectros continuos están relacionados al cálculo de temperatura, un parámetro importante ya que está asociado al hollín la que se puede obtener al realizar la TCP [119]. También, se puede obtener la energía que produce una llama a través del  $Rad_g$ , parámetro relevante debido a que permitiría optimizar los procesos de combustión [63]. Los espectros discontinuos están asociados a la emisión de contaminantes en la atmósfera como  $CO$  Y  $NO_x$ , parámetros a considerar para regular la calidad del aire [120]. Matemáticamente esta teoría se puede modelar mediante la siguiente ecuación:

$$E_m(\lambda) = E(\lambda) + E_d(\lambda), \quad \mu W/nm \cdot cm^2 \quad (2.8)$$

donde  $E_m$  es un espectro calibrado de la llama y viene dado por la suma de un componente de radiación continuo o de banda ancha  $E$ , además de componentes discontinuos  $E_d$  y  $\lambda$  corresponde a la longitud de onda.



**Fig. 2.8:** Ejemplo de un espectro electromagnético de llama típicos (normalizados) de concentración de cobre adquiridos durante la fundición instantánea en una instalación industrial. (Fuente: [121])

## 2.7. Algoritmo AirPLS

Los espectros de combustión tienen una parte continua que sigue el comportamiento de la radiación de Planck y características discontinuas que están relacionadas con la emisión de átomos y moléculas presentes en el concentrado, Fig. 2.8.

Debido a los patrones espectrales presentes a lo largo del proceso de combustión, el algoritmo más efectivo es airPLS [122], ya que no requiere información a priori para la estimación de línea base, tiene un bajo costo computacional y entrega pequeños errores de estimación [121].

Este método genera un suavizado flexible pero equilibrado entre la fidelidad de los datos originales y la rugosidad de los datos ajustados. Considerando  $E_c$ , como un vector ajustado, la siguiente ecuación representa el equilibrio entre la fidelidad y la suavidad:

$$Q = F + \sigma R = \|y - E_c\|^2 + \sigma \|DE_c\|^2, \quad (2.9)$$

dónde  $Q$  es el resultado del equilibrio,  $F$  es la fidelidad expresada como la suma de los cuadrados de los errores entre  $y$  (datos originales) y  $E_c$ ,  $R$  es la rugosidad calculada como la primera derivada  $E_c$ ,  $\sigma$  es un parámetro para controlar la suavidad del vector ajustado y  $D$  es la derivada de la matriz identidad, tal que  $DE_c = E_c$ . Al encontrar el vector derivada parcial e igualar a 0, la solución de la Ec.(2.9) la minimización es:

$$E'_c = (I + \sigma D'D)^{-1}y'. \quad (2.10)$$

La Ecuación 2.10 es comúnmente utilizada para el desarrollo del algoritmo de mínimos cuadrados penalizados, ya que se procesa con fluidez. Para corregir la línea de base utilizando el algoritmo de mínimos cuadrados penalizado, se introduce un vector de peso de fidelidad y se fija a cero al vector de peso en una posición correspondiente a los segmentos máximos de  $y$ . La fidelidad de  $E_c$  a  $y$  se cambia a

$$F = \sum_{i=1}^m w_i (y_i - E_{ci})^2 = (y - E_c)'W(y - E_c) \quad (2.11)$$

donde,  $W$  es una matriz diagonal con  $w_i$  en su diagonal. Así, la Ecuación 2.10 se presenta de la siguiente manera:

$$Wy' = (W + \sigma D'D)E_c \quad (2.12)$$

Resolviendo las ecuaciones lineales anteriores, el vector ajustado se puede obtener fácilmente:

$$E'_c = (W + \sigma D'D)^{-1}Wy' \quad (2.13)$$

Luego, el procedimiento iterativo adaptativo se lleva a cabo calculando los pesos y agregando un elemento de penalización para controlar la suavidad de la línea de base ajustada. Cada  $k$ -iteración del procedimiento adaptativo, repesado iterativamente, implica resolver un problema ponderado de mínimos cuadrados penalizado de la siguiente manera:

$$Q^k = \sum_{i=1}^n w_i^k (y_i - E_{c_i}^k)^2 + \sigma \sum_{j=2}^n (E_{c_j}^k - E_{c_{j-1}}^k)^2. \quad (2.14)$$

Un valor  $w_0 = 1$  se considera como un paso inicial. Después de la inicialización, el  $w$  de cada paso iterativo  $k$  se puede obtener mediante las siguientes expresiones:

$$w_i^k = \begin{cases} 0 & , y_i \geq E_{c_i}^{k-1} \\ e^{-\frac{t(y_i - E_{c_i}^{k-1})}{|d^k|}} & , y_i < E_{c_i}^{k-1} \end{cases} \quad (2.15)$$

donde el vector  $d^k$  consta de elementos negativos de diferencias entre  $y$  y  $E_c^{k-1}$ . Si  $d^k$  contiene elementos negativos en la iteración anterior, el valor de  $E_c^{k-1}$  en esa iteración es un candidato para la línea de base. Si el valor del  $i$ -ésimo punto es mayor que el candidato a línea de base, se puede considerar como parte de un pico. Por lo tanto, su peso se establece como cero para ignorar este punto en la siguiente iteración.

La iteración se detendrá con el número máximo definido de iteraciones o cuando se alcance el criterio de detención, dada la tolerancia de errores de convergencia declarado por [122] y se define por:

$$d^k < 0,001 \sum_{i=1}^n |y_i| \quad (2.16)$$

La separación de ambos patrones espectrales de las medidas nos permite trabajar con la parte del espectro que solo tiene relación con la energía de emisión de la llama generada por las partículas de calentamiento [122].

## 2.8. Correlación de Pearson

En análisis de datos experimentales es frecuente evaluar el grado de asociación entre dos variables medidas sobre el mismo conjunto de observaciones. Cuando el interés principal es cuantificar una relación lineal entre dos variables continuas, el estadístico más utilizado es el coeficiente de correlación de Pearson.

Sea un conjunto de  $N$  observaciones pareadas  $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$ , donde  $x$  e  $y$  representan dos variables continuas (por ejemplo, una métrica radiométrica y una variable de emisiones). El coeficiente de Pearson se define como

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}}, \quad (2.17)$$

donde  $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$  y  $\bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i$  corresponden a los promedios muestrales.

El valor de  $r_{xy}$  está acotado en el intervalo  $[-1, 1]$  y su interpretación es directa:

- $r_{xy} \approx 1$ : asociación lineal positiva fuerte; a mayores valores de  $x$  tienden a observarse mayores valores de  $y$ .
- $r_{xy} \approx -1$ : asociación lineal negativa fuerte; a mayores valores de  $x$  tienden a observarse menores valores de  $y$ .
- $r_{xy} \approx 0$ : ausencia de asociación *lineal* apreciable. Esto no descarta relaciones no lineales entre  $x$  e  $y$ .

Para describir la magnitud de la asociación lineal se utiliza frecuentemente  $|r_{xy}|$ . Sin embargo, no existe un umbral universalmente válido, ya que depende del dominio y del tamaño muestral. Aun así, en aplicaciones experimentales suele emplearse una guía cualitativa:  $|r_{xy}| < 0,3$  (débil),  $0,3 \leq |r_{xy}| < 0,7$  (moderada) y  $|r_{xy}| \geq 0,7$  (fuerte), utilizando estos rangos solo como apoyo interpretativo y no como criterio absoluto.

## 2.9. Recuperación Espectral

A continuación se mostrarán los fundamentos básicos para realizar la recuperación espectral de Maloney-Wandell.

### 2.9.1. Análisis de Componentes Principales

El análisis de componentes principales (PCA) es una técnica estadística multivariante de simplificación, que permite transformar un conjunto de variables originales correlacionadas entre sí, en un conjunto sintético de variables no correlacionados denominados factores o componentes principales. En esta transformación no se establecen jerarquías entre variables y se elimina la información repetida. Las nuevas variables son combinaciones linealmente independientes de las variables originales, ordenadas de acuerdo a la representación de dispersión respecto a la nube total de información recogida en las muestras[123].

Desde el punto de vista matemático, PCA es una transformación lineal que permite distribuir datos en un sistema de referencia más conveniente para la reducción de su dimensión. En efecto, si se tiene un set de datos bidimensionales que depende de  $x_1$  y  $x_2$ , se pueden rotar los ejes hasta obtener  $y_1$  e  $y_2$  de modo que estas nuevas variables son combinaciones lineales de las dos primeras, como se muestra en las ecuaciones (2.18) y (2.19).

$$y_1 = a_{11}x_1 + a_{12}x_2 \quad (2.18)$$

$$y_2 = a_{21}x_1 + a_{22}x_2 \quad (2.19)$$

Los coeficientes  $a_{11}$  y  $a_{12}$  conforman un vector componente, mientras que  $a_{21}$  y  $a_{22}$  son referidos a otro vector. Dependiendo de la varianza de cada uno de ellos, se les llamará primer y segundo componente principal. Finalmente, si se tiene  $d$  variables  $x_1, x_2, \dots, x_d$ , el nuevo sistema de referencia  $y_1, y_2, \dots, y_d$  puede ser representado de la siguiente forma:

$$[y] = [y_1 \quad y_2 \quad \dots \quad y_d] = \begin{bmatrix} a_{11}x_1 & a_{12}x_2 & \dots & a_{1d}x_d \\ a_{21}x_1 & a_{22}x_2 & \dots & a_{2d}x_d \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{d1}x_1 & a_{d2}x_2 & \dots & a_{dd}x_d \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

Y podemos escribirla como:

$$y_d = \sum_{i=1}^{\infty} a_{id}x_i \quad (2.21)$$

Posteriormente, se calculan los componentes principales.

### 2.9.2. Cálculo de componentes principales

Existen diferentes formas de cálculo de componentes principales, siendo los métodos más ocupados en cálculo de vectores propios y el método SVD (Simple Value Descomposition). Ambos pueden trabajar sobre la matriz de correlación  $R$  o sobre la matriz de covarianza  $C$ . Ambos métodos necesitan de una matriz de datos a la cual aplicar PCA, y que recibe el nombre de matriz de entrenamiento  $M_{m \times n}$ , que contiene  $n$  muestras que dependen de  $m$  variables, las cuales se representan en la ecuación (2.21). La construcción de la matriz de correlación  $R_{m \times n}$  se define en la ecuación (2.22).

$$\begin{aligned} R = [r_{i,j}] &= \frac{cov(M_i, M_j)}{\sqrt{var(M_i)var(M_j)}} \\ i &= 1, 2, \dots, m \\ j &= 1, 2, \dots, m \end{aligned} \quad (2.22)$$

Donde  $M_i$  es la  $i$ -ésima columna de la matriz de entrenamiento. El cálculo con la matriz de correlación equivale a obtener componentes con variables estandarizadas, ya que la correlación es normalizada por las desviaciones estándar, como se muestra en la ecuación (2.22). Por otro lado, para construir la matriz de covarianza  $C_{m \times m}$  definida en la ecuación (2.24).

$$\begin{aligned} C = [c_{i,j}] &= cov(M_i, M_j) \\ i &= 1, 2, \dots, m \\ j &= 1, 2, \dots, m \end{aligned} \quad (2.23)$$

Al realizar el cálculo con la matriz de covarianza, no se tendrán los componentes principales estandarizados.

### Cálculo de vectores propios

Se calculan los valores propios de la matriz  $R$  o  $C$ , de la forma típica mostrada a continuación en la ecuación (2.24).

$$\det(C - \lambda I) = 0 \quad (2.24)$$

Una vez determinados los valores propios  $\lambda_i$ , es necesario calcular los vectores propios  $v_i$  solucionando el sistema de ecuaciones representado en forma matricial en la ecuación (2.25).

$$(C - \lambda_i I) \cdot v_i = 0 \quad (2.25)$$

$$j = 1, 2, \dots, m$$

Estos  $m$  vectores propios son los componentes que tienen información asociada al proceso, y aquellos que tengan mayor cantidad de información son llamados componentes principales. La cantidad de varianza es directamente proporcional al valor propio correspondiente, y se puede calcular su porcentaje sumando todos los valores propios que representan el 100 % de la varianza. Esto quiere decir que los  $m$  vectores propios forman una base de la matriz de entrenamiento  $M$ , de modo que como los componentes principales tienen la mayor cantidad de información se tiene una buena representación solo con ellos.

### Cálculo con SVD

El método de descomposición de valores singulares de una matriz  $C$  o  $R$ , consiste en factorizar dicha matriz en 3 matrices. Una corresponde a una matriz diagonal  $S$  y dos matrices unitarias  $U$  y  $V$ , de modo que se cumple con la ecuación (2.26).

$$C = USV^t \quad (2.26)$$

En la diagonal de  $S$  se encuentran los valores propios de  $C$  y en las columnas de  $V$  se encuentran los vectores propios (componentes principales). Finalmente, el análisis de la varianza es análogo al del caso del cálculo por el método de los vectores propios [124].

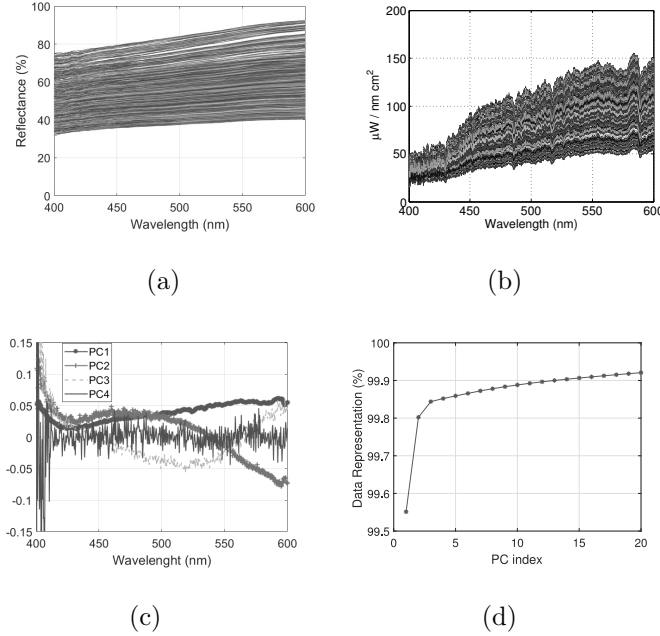
Para efectos del algoritmo de Maloney-Wandell, consideraremos la matriz covarianza  $C$ , obteniendo componentes principales sin estandarizar, esto debido a que no buscamos obtener una correlación, si no obtener una óptima reducción de datos de nuestra matriz de entrenamiento. Se muestra la matriz de correlación  $R$ , con el fin de mostrar la capacidad de calculo de PCA. Además, en Matlab con la función ‘pca’ se obtiene por defecto componentes sin estandarizar. Sin embargo, se puede estandarizar la matriz de entrenamiento usando la función ‘zscore()’. Esta función utiliza descomposición SVD por defecto, pero se puede modificar al cambiar parámetros con el cálculo de vectores propios utilizando ‘eig’.

Esta técnica se utilizará para formar la base de la matriz de entrenamiento para el uso de algoritmos de recuperación espectral. Al ocupar el algoritmo PCA en Matlab, se obtendrán los coeficientes de los componentes principales, donde nos queda como resultado una matriz, en la que las filas van a corresponder a observaciones y las columnas a las variables que contienen los coeficientes para un componente principal, las que están en orden descendente de varianza de componente.

### Ejemplo Análisis de Componentes Principales

A continuación se indica un ejemplo del cálculo de PCA [125], donde se midió la reflectancia de las cenizas en conjunto con la emisión de la atmósfera (Fig. 2.9 (a) y (b)) y se aplico PCA (Fig. 2.9 (c)) para una reducción de las matrices espectrales con tal de conservar la mayor información posible de la matriz como se puede ver en la Fig. 2.9 (d), para posteriormente desarrollar el algoritmo de recuperación espectral en imágenes del satélite MODIS de ceniza volcánica durante la erupción de un volcán.

Otros ejemplos que se pueden observar en ingeniería con el uso de PCA, es para evaluar la precisión de los sensores, monitorear el estado de calidad de un determinado tipo de equipo o sistema, clasificar defectos de rodamientos en las máquinas, detectar fallos en las cajas de cambios, en la clasificación de datos hiperespectrales, para la realización de reconocimiento facial,etc [126].



**Fig. 2.9:** (a) Reflectancia de cenizas volcánicas (en %) medida en el laboratorio y (b) datos espectrales de entrenamiento, medidos por el satélite. (c) Los primeros cuatro componentes principales para los datos de reflectancia de cenizas referenciales. (d) Varianza acumulada al incrementar el número de componentes principales. (Fuente: [125]).

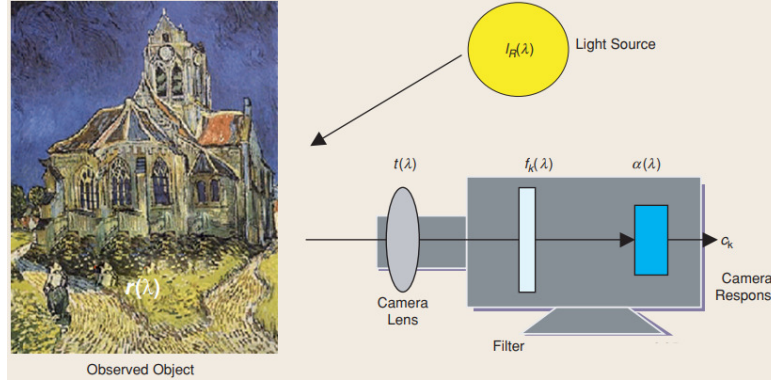
### 2.9.3. Modelo del sistema de adquisición

Un sistema de adquisición (como la cámara Basler) se resume en la Fig. 2.10, donde  $I_R(\lambda)$  representa la fuente de luz que incide sobre un objeto observado por una cámara. El objeto observado refleja la luz  $r(\lambda)$ , la cual pasa por la óptica de la cámara  $t(\lambda)$ , los filtros  $f_k(\lambda)$  y finalmente la incide sobre el sensor con una función  $\alpha(\lambda)$ .

Los canales RGB de la cámara pueden ser modelados con una función de transferencia optoelectrónica lineal [128]. Así, considerando además el proceso de adquisición de una cámara descrito en la Fig. 2.10, la respuesta de cada canal  $c_k$ , puede ser descrito de acuerdo a la ecuación (2.27).

$$c_k = \int_{\lambda_{min}}^{\lambda_{max}} I_R(\lambda)r(\lambda)t(\lambda)f_k(\lambda)\alpha(\lambda)d\lambda + e_k = \int_{\lambda_{min}}^{\lambda_{max}} r(\lambda)\omega_k d\lambda + e_k \quad (2.27)$$

Donde  $\omega_k = I_R(\lambda)t(\lambda)f_k(\lambda)\alpha(\lambda)$  denotada como sensibilidad espectral de cada canal k y



**Fig. 2.10:** Esquema de proceso de adquisición de una cámara CMOS, extraído de [127].

$e_k$  representa ruido aditivo de la cámara como por ejemplo, ruido de corriente oscura, ruido de captura, ruido por defectos geométricos y ruido del amplificador. Además, se debe tener en consideración los efectos producidos por los lentes ópticos (parámetro  $t(\lambda)$ ) tales como desenquadres, aberraciones o recortes de imagen, por tanto se debe elegir un lente óptico según las cualidades del sensor de la cámara y se debe tener atención en variables como ángulo de visión, distancia focal y el campo de visión. Para una profundización mayor a los efectos de los lentes se puede consultar en [129]. Otro, parámetro a considerar es el tiempo de adquisición de las imágenes el cual al llevar a los límites de adquisición es posible que se produzcan imágenes superpuestas, píxeles erróneos o imágenes corruptas, siendo importante conocer el sistema de adquisición en este caso la cámara y la capacidad de transmisión de datos del ordenador [130].

En un proceso real, la radianza espectral toma valores continuos en los números reales. Sin embargo, cuando esta radiación es medida por algún instrumento, se reduce su dimensión a  $N$  canales. Por esta sencilla razón, la respuesta lineal, en un dominio real continuo, planteada en la ecuación (2.27) debe ser discretizada y expresada en forma matricial de la siguiente forma:

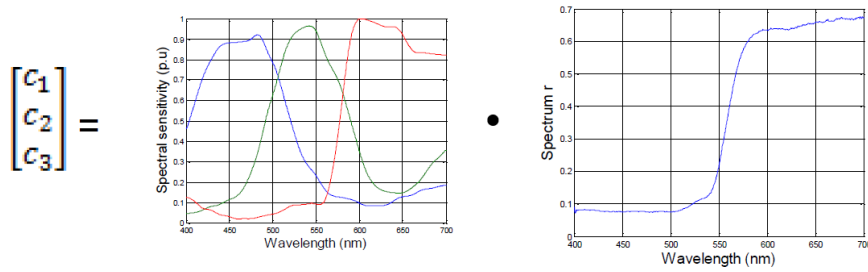
$$c_{k \times 1} = w_{k \times N}^t \cdot r_{N \times 1} + e_{k \times 1} \quad (2.28)$$

Finalmente la ecuación (2.28) corresponde a la respuesta por píxel de una cámara CCD y serán los valores con los cuales se diseñara un sistema óptico de medición espectral orientado a estimar temperatura y radiación local en un procesos de combustión. Para comprender de mejor forma la ecuación (2.28), esta puede ser extendida, para representar de mejor manera un sistema

tricromático RGB:

$$\begin{bmatrix} c_R \\ c_G \\ c_B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{R(1 \times 1)} & w_{R(1 \times 2)} & \cdots & w_{R(1 \times N)} \\ w_{G(1 \times 1)} & w_{G(1 \times 2)} & \cdots & w_{G(1 \times N)} \\ w_{B(1 \times 1)} & w_{B(1 \times 2)} & \cdots & w_{B(1 \times N)} \end{bmatrix}^t \cdot \begin{bmatrix} r_{1 \times 1} \\ r_{1 \times 2} \\ r_{1 \times 3} \\ \vdots \\ r_{1 \times N} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_R \\ e_G \\ e_B \end{bmatrix} \quad (2.29)$$

De la ecuación (2.29), podemos ejemplificarlo con un sistema típico de adquisición en la Fig.2.11



**Fig. 2.11:** Ejemplo de un sistema típico de adquisición óptica, donde la SSF pertenece a una cámara Basler multiplicado por un espectro adquirido. (Fuente: [131]).

#### 2.9.4. Algoritmo de Maloney-Wandell

Debido a que en este estudio, se presenta un sistema, el cual posee varios procesos, los cuales contienen ruidos e irregularidades, por ejemplo puede existir ruidos debido al fondo del horno o reflexiones que no pertenecen a nuestro sistema, como también pueden existir ruidos asociados a los sensores ópticos ocupados. En consecuencia, se utiliza el algoritmo de Maloney-Wandell ya que es un de los más robustos frente a estas situaciones [?]; considera un modelo lineal, es por ello que es necesario utilizar sensores con una respuesta de ese tipo (como Basler). Matemáticamente, el algoritmo de Maloney-Wandell está descrito por la ecuación (2.30),

$$\hat{E}_{N \times 1} = V_{N \times n} \cdot \Lambda_{n \times k}^\dagger \cdot c_{k \times 1} \quad (2.30)$$

en el cual,  $N$  es el número de longitudes de onda,  $n$  es el número de vectores base,  $k$  es el número de canales,  $\hat{E}_{N \times 1}$  es el espectro recuperado,  $V_{N \times n}$  son las bases lineales,  $c_{k \times 1}$  es la

respuesta óptica de cada canal  $k$  y  $\Lambda_{n \times k}^\dagger$  es la pseudoinversa de  $\Lambda_{n \times k} = \omega_{k \times N} \cdot V_{N \times n}$ , donde  $\omega_{k \times N}$  contiene las sensibilidades espectrales de los  $k$  canales con un muestreo a  $N$  longitudes de onda.

### 2.9.5. Métrica de Evaluación

En el contexto de los sistemas multispectrales existen principalmente dos métricas: colorimétricas y espectrales. Las métricas colorimétricas, como las propuestas por el CIE (CIELUV, CIELAB, CIE94 y CIEDE2000), estas tienen como objetivo evaluar la precisión de la recuperación espectral, ya que toman en cuenta la respuesta del sistema visual humano en condiciones de iluminación y observación controladas, dando una buena evaluación sobre la coincidencia de color. Sin embargo las ecuaciones de diferencia de color son propensas a producir una mala correlación con las coincidencias espectrales, en particular para pares metaméricos (pares idénticos bajo condiciones de iluminación específicas). Las métricas espectrales son aquellas que miden la distancia entre dos curvas espectrales, como el error de raíz cuadrada media (RMSE) o GFC (coeficiente de bondad de ajuste o en inglés Goodness of fit coefficient), que utiliza la desigualdad de Schwartz y es un aceptado índice de similitud entre dos espectros. Sin embargo, se han propuesto algunas métricas espectrales nuevas para comparar espectros que tienen en cuenta las propiedades del sistema visual humano, como RMSE ponderado (WRMSE) con la diagonal de la matriz de Cohen R, o el índice de comparación espectral de Viggiano (SCI). Finalmente, otra métrica ampliamente utilizada en las mediciones de radiación solar es el porcentaje del error de irradiancia integrado [IIE (%)] en todo el espectro visible [132].

En este trabajo para evaluar la calidad de la recuperación espectral entre un espectro real y uno estimado, se utilizó la métrica Goodness-of-Fit-Coefficient (GFC). Esta métrica se describe en la siguiente ecuación:

$$GFC = \frac{\sum_{j=1}^p E_j \cdot \hat{E}_j}{\sqrt{\sum_{j=1}^p E_j^2 \cdot \sum_{j=1}^p \hat{E}_j^2}} \quad (2.31)$$

donde  $E$  es el espectro original y  $\hat{E}$  es el espectro estimado; GFC compara la proyección espectral (donde un GFC cercano a 1 significa una coincidencia excelente) [125].

Normalmente, se usa el coeficiente de correlación de Pearson para evaluar distintas estimaciones, sin embargo para la correlación de los espectros recuperados no son ocupados, ya que se buscan parámetros que nos permitan minimizar el uso energético del sistema para evaluar la calidad de la reconstrucción espectral [133], por el momento solo se evaluará este indicador.

# Capítulo 3

## Metodología

En este capítulo se describe la metodología experimental empleada para abordar los objetivos específicos planteados en la Sección 1.3.2. El Objetivo específico 1, relativo a la definición y fundamentación de las métricas radiométricas, se desarrolla principalmente en el Capítulo 4, donde se presentan los fundamentos teóricos de dichas métricas y de los métodos de estimación de temperatura e intensidades espectrales (en particular, en la Sección 4.2). En lo que sigue se detalla su implementación experimental y el procesamiento de los datos.

En particular, las Secciones 3.1–3.3 corresponden al Objetivo específico 2, ya que describen el combustible utilizado, las condiciones experimentales y el procedimiento de medición de los espectros de emisión y del material particulado, así como el cálculo de las métricas radiométricas (TCR, TCE, OCP), de la temperatura de la llama y de las intensidades de Na y K, que se emplean para la categorización de la calidad del combustible y el análisis de su relación con las emisiones de material particulado. La Sección 3.4 se asocia al Objetivo específico 3, al presentar la construcción y evaluación de modelos de regresión de mínimos cuadrados ordinarios (OLS) y de mínimos cuadrados parciales (PLS) para la estimación del poder calorífico neto de referencia a partir de las métricas radiométricas y de los espectros de emisión en el rango visible. Finalmente, la Sección 3.5 desarrolla la metodología correspondiente al Objetivo específico 4, basada en la aplicación del algoritmo de Maloney–Wandell para recuperar espectros espacialmente resueltos de la llama y obtener mapas de las variables radiométricas y óptico–térmicas.

## 3.1. Preparación de muestras y caracterización físico-química de pellets

Con el fin de asegurar una comparación consistente entre marcas, se seleccionaron pellets individuales con masas lo más similares posible dentro de cada condición experimental. La masa se definió como criterio prioritario de selección, por cuanto representa directamente la cantidad de combustible disponible en cada muestra y reduce la variabilidad asociada a diferencias geométricas o de compactación.

### 3.1.1. Acondicionamiento higrométrico

Para fijar distintos niveles de humedad, se aplicó un acondicionamiento higrométrico por exposición a una atmósfera rica en vapor de agua. En particular, los pellets se dispusieron sobre una rejilla elevada dentro de un contenedor, evitando el contacto directo con 1 L de agua, y se expusieron al vapor durante 20-30 min (condición de humedad baja) o 50 min (condición de humedad alta). Este enfoque se fundamenta en que la absorción/adsorción de humedad desde una atmósfera húmeda (p. ej., cámara de humedad o etapas controladas de humedad relativa) es un mecanismo ampliamente utilizado para estudiar y promover la captación de agua en pellets, y tiende a evitar la humectación localizada que ocurre al agregar agua líquida de forma puntual (gota a gota), favoreciendo un incremento más distribuido a través de la matriz porosa [134, 135]. La humedad final de cada pellet se verificó posteriormente mediante análisis termogravimétrico, en coherencia con el principio de determinación de humedad total en biocombustibles sólidos [136].

### 3.1.2. Caracterización composicional, energética y física

La caracterización proximal (humedad, materia volátil, cenizas y carbón fijo) se realizó mediante un analizador termogravimétrico (TGA), reportando carbón fijo por diferencia, en concordancia con los parámetros definidos para biocombustibles sólidos [137, 138]. El poder calorífico se obtuvo por calorimetría (bomba calorimétrica) y se reporta como PCS/HHV en base masa [139]. Finalmente, la densidad aparente (a granel) se estimó conforme a ISO 17828

[140]. Los resultados de esta caracterización se reportan en la Tabla 4.1.

## 3.2. Medición de nuevas métricas radiométricas

### 3.2.1. Adquisición de los datos

Tras la caracterización físico-química de los pellets, se aborda la caracterización radiométrica de la combustión mediante el registro del espectro visible de la llama. Este análisis espectral permite estimar temperatura y radiación continua, y distinguir contribuciones discretas asociadas a Na y K, con el fin de vincular la respuesta óptica de la llama con las propiedades del combustible y las condiciones de operación.

Para esta etapa se emplearon pellets comerciales de distintas marcas y biomasas (pino oregón, pino radiata, cáscara de avellana y lenga), seleccionados con dimensiones comparables. Cada marca se evaluó en tres rangos de humedad objetivo (5–8 %, 11–12 % y 13–15 %), disponiéndose aproximadamente 20 muestras por marca y por condición de humedad para su combustión y registro.

Cada pellet se introdujo individualmente en un horno mufla estabilizado a 700 °C. La emisión óptica se registró con un espectrofotómetro Ocean Optics HR4000 (rango visible, resolución  $\Delta\lambda = 0,25nm$ ), previamente calibrado en irradiancia absoluta, acoplado a una fibra óptica (núcleo 400  $\mu m$ ) y a un lente colimador. Este conjunto fibra–colimador define el ángulo sólido de observación y asegura que el campo de visión cubra la región de llama de interés. Tras la inserción de la muestra, el instrumento adquiere secuencias espectrales en el visible cuya forma e intensidad evolucionan con el tiempo de combustión.

En los espectros se identifica un continuo térmico predominante, sobre el cual destacan contribuciones discretas atribuibles a especies alcalinas: una banda centrada en 589,4 nm (Na) y un doblete en 766,5 nm y 770,1 nm (K). En este trabajo, dichas bandas se utilizan como trazadores químicos, mientras que el continuo se emplea para la estimación radiométrica (temperatura, radiación continua e integrales asociadas) descrita a continuación.

### 3.2.2. Procesamiento y cálculo de TCR, TCE, OCP e intensidades de Na/K

Una vez obtenida la matriz de datos espectrales, se procede a calcular las métricas radiométricas propuestas siguiendo el flujo resumido en la Fig. 3.1. En primer lugar, los espectros se expresan en unidades radiométricas mediante la calibración del espectrómetro, que considera la corrección por señal oscura y la aplicación del archivo de calibración asociado a una lámpara patrón. La formulación matemática completa de esta conversión, junto con la definición de sus parámetros, se presenta en detalle en la subsección 3.2.4 (Calibración radiométrica).

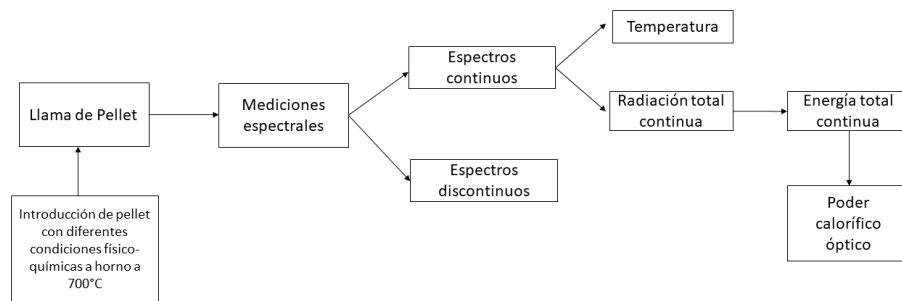
Posteriormente, se estima la temperatura a partir de los espectros mediante el método de dos longitudes de onda, seleccionando regiones del continuo libres de emisión de líneas, obteniéndose una curva temporal  $T(t)$  para cada combustión. Luego, para separar el continuo de las contribuciones discretas, se aplica un algoritmo de corrección de línea base. En este trabajo se seleccionó AirPLS, ya que no requiere información *a priori* para la estimación de la línea base y ha sido utilizado de forma exitosa en estudios de combustión.

A partir de esta separación, se obtienen dos componentes complementarias del espectro: una componente continua (asociada a la energía térmica de emisión) y una componente discreta (dominada por las líneas/bandas de emisión). Con la componente continua, se integra el área bajo la curva del continuo espectral mediante el método del trapecio, obteniendo la curva de radiación continua total en el tiempo, denominada TCR. Esta curva permite cuantificar la radiación continua por unidad de área liberada durante el tiempo de llama del pellet, y se almacena como parte de la base de datos para análisis posteriores. A continuación, TCR se integra durante el tiempo de llama (método del trapecio) para obtener la energía total continua (TCE), considerando la definición operacional utilizada en esta tesis (incluyendo el factor de área del detector y la emisividad estimada). Finalmente, la energía total continua se normaliza por la masa del pellet, obteniendo el poder calorífico óptico (OCP).

En paralelo, la componente discreta se utiliza para cuantificar la intensidad espectral de las emisiones de sodio y potasio. Para ello, se evalúan las regiones espectrales centradas en 589,4 nm (Na) y en 766,5 nm y 770,1 nm (K), obteniendo un descriptor temporal de intensidad para cada especie. Estas intensidades se emplean como trazadores químicos del proceso de combustión,

complementando las métricas continuas (TCR, TCE y OCP) y permitiendo analizar cambios en la liberación relativa de especies alcalinas bajo distintas marcas y condiciones de humedad.

Con esta metodología, se introducen nuevas métricas radiométricas orientadas al monitoreo continuo de la combustión de pellets. En particular, estas métricas permiten observar variaciones físico-químicas que pueden afectar el rendimiento y la calidad de distintas marcas, aportando una base cuantitativa para su comparación bajo condiciones controladas. En este contexto, el OCP se utiliza como una métrica integradora que permite categorizar el rendimiento energético del combustible a partir de su respuesta óptica durante la combustión. Posteriormente, esta métrica se compara con el poder calorífico neto (HOC) determinado previamente para cada pellet mediante calorimetría, evaluando su concordancia y su potencial como estimador óptico del contenido energético del combustible.

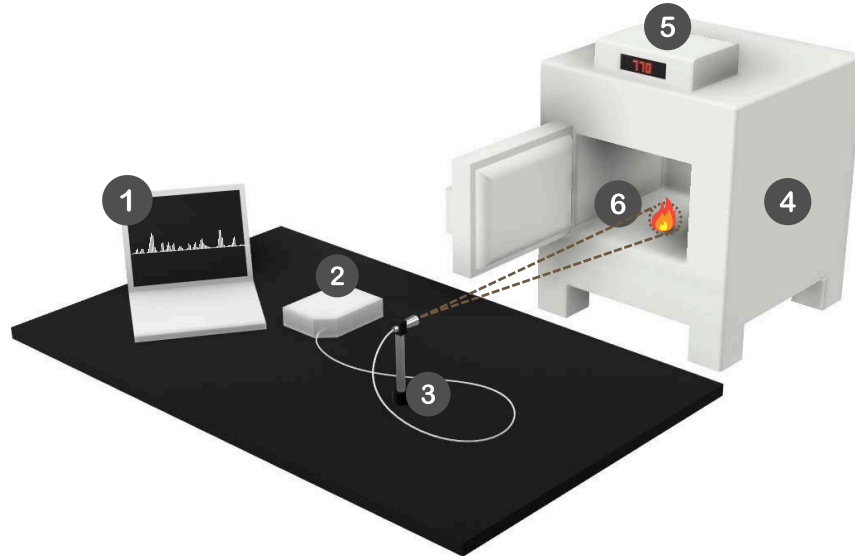


**Fig. 3.1:** Esquema general del flujo de datos y algoritmos para el cálculo de las nuevas métricas radiométricas (desde espectros calibrados hasta TCR, TCE y OCP).

### 3.2.3. Descripción set-up experimental

Para la estimación de los nuevos parámetros radiométricos se utilizó la configuración mostrada en la Fig. 3.2, aplicada de forma consistente a todas las muestras experimentales. El montaje incluye un horno mufla como cámara térmica, un controlador de temperatura PID, un espectrofotómetro HR4000 y un sistema de recolección óptica basado en fibra óptica y lente colimador. La fibra se conecta al espectrómetro y, en el extremo de observación, se acopla al lente colimador, el cual se orienta hacia la zona de combustión dentro del horno. Esta geometría define el campo de visión del sistema y permite registrar espectros representativos de

la llama bajo condiciones reproducibles. La estación de trabajo se emplea para la adquisición y almacenamiento de los datos espectrales, además de ejecutar el procesamiento descrito en la Sección 3.2.2.



**Fig. 3.2:** Esquema del montaje experimental utilizado para la espectroscopía de emisión durante la combustión. **(1)** Estación de trabajo para adquisición y almacenamiento de datos; **(2)** Espectrómetro de alta resolución calibrado radiométricamente para medir irradiancia absoluta; **(3)** Ensamble de fibra óptica con lente colimador (la línea discontinua indica el campo de visión, FOV); **(4)** Horno mufla eléctrico; **(5)** Controlador de temperatura PID; y **(6)** Muestra de pellet en combustión al interior de la cámara térmica.

Paralelamente, se cuantificaron las emisiones de material particulado generadas durante la combustión de pellets a distintas humedades utilizando un Temtop M2000, registrando  $PM_{2,5}$ ,  $PM_{10}$  y la concentración numérica de partículas.

### 3.2.4. Procesamiento de señales

#### Calibración radiométrica en irradiancia absoluta

Los espectros adquiridos por el espectrómetro se convirtieron a unidades físicas mediante una calibración radiométrica en irradiancia espectral absoluta. Este procedimiento se realizó de

manera on-line durante la adquisición, aprovechando que el software del instrumento permite aplicar directamente el archivo de calibración asociado a la configuración óptica utilizada. La conversión se efectuó mediante la ecuación

$$I_p(\lambda, t) = C_p(\lambda) \frac{S_p(\lambda, t) - D_p(\lambda)}{T \cdot A \cdot \Delta\lambda}, \quad (3.1)$$

donde  $I_p(\lambda, t)$  corresponde al espectro calibrado en irradiancia espectral absoluta [ $\mu\text{W}/(\text{cm}^2 \cdot \text{nm})$ ],  $S_p(\lambda, t)$  es el espectro medido (en cuentas) para la muestra,  $D_p(\lambda)$  es el espectro oscuro (en cuentas),  $T$  es el tiempo de integración (s),  $A$  es el área efectiva de colección ( $\text{cm}^2$ ) definida por la geometría óptica empleada, y  $\Delta\lambda$  es la extensión espectral por canal (cuántos nanómetros representa cada píxel del detector). El factor  $C_p(\lambda)$  es el vector de calibración (en  $\mu\text{J}/\text{cuenta}$ ) y es *específico* para la óptica de muestreo utilizada (fibra, lente colimador y su alineación).

### Obtención del vector de calibración

El vector de calibración  $C_p(\lambda)$  se obtuvo a partir de una fuente patrón de irradiancia (lámpara HL-2000-CAL, Ocean Optics) y su respectivo archivo de referencia. Para ello, se adquirió el espectro de la lámpara con la misma configuración instrumental y geométrica utilizada en los experimentos, registrando la señal en cuentas  $E_{rc}(\lambda) = S_p(\lambda) - D_p(\lambda)$ . A partir de la Ec. (3.1), despejando  $C_p$  se obtiene:

$$C_p(\lambda) = \frac{I_{\text{ref}}(\lambda) T \cdot A \cdot \Delta\lambda}{E_{rc}(\lambda)}, \quad (3.2)$$

donde  $I_{\text{ref}}(\lambda)$  corresponde a la irradiancia espectral de referencia entregada por el certificado/archivo de calibración de la lámpara, y  $E_{rc}(\lambda)$  es la respuesta medida del sistema en cuentas para dicha lámpara. Dado que el vector de referencia de la lámpara y el eje espectral del espectrómetro no necesariamente poseen la misma discretización,  $I_{\text{ref}}(\lambda)$  se interpola al eje de longitudes de onda del instrumento antes de aplicar la Ec. (3.2).

En términos simples, el vector  $C_p(\lambda)$  actúa como un factor multiplicativo que transforma cuentas en unidades físicas bajo la misma configuración óptica y parámetros de adquisición, quedando la irradiancia espectral absoluta como:

$$I_p(\lambda, t) = C_p(\lambda) E_{rc}(\lambda, t), \quad E_{rc}(\lambda, t) = \frac{S_p(\lambda, t) - D_p(\lambda)}{T \cdot A \cdot \Delta\lambda}. \quad (3.3)$$

En resumen, la Fig. 3.3 muestra un ejemplo ilustrativo del procedimiento de calibración tomado de [141]. En dicho ejemplo, se reemplazan en la Ec. (3.1) los espectros adquiridos en cuentas  $S_p$  (Fig. 3.3a), se aplica la resta de oscuridad y la normalización correspondiente, y luego se multiplica por el vector de calibración  $C_p(\lambda)$  obtenido desde la lámpara HL-2000-CAL (Fig. 3.3b), obteniéndose como resultado los espectros calibrados en irradiancia absoluta  $I_p$  (Fig. 3.3c). Se enfatiza que la Fig. 3.3 se incluye únicamente con fines de explicación del proceso de calibración; los espectros mostrados corresponden al caso de estudio reportado en [141], mientras que los resultados experimentales de combustión de pellets presentados en esta tesis se muestran y discuten en el capítulo de resultados.

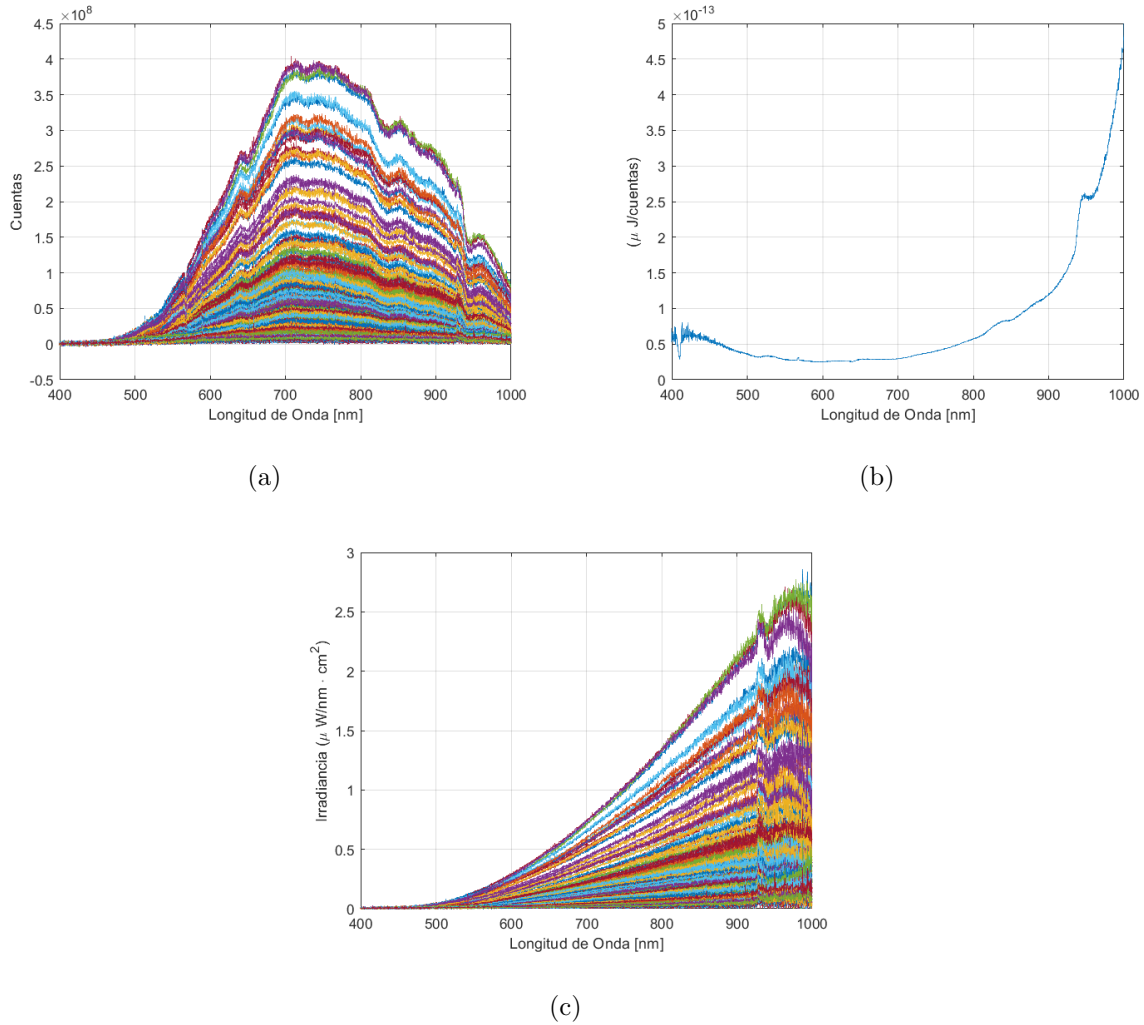
### 3.3. Correlación de parámetros

Concluidas las mediciones radiométricas, se evaluó la asociación estadística entre las métricas obtenidas a partir del espectro de emisión y las variables complementarias medidas durante la combustión. En particular, se calculó el coeficiente de correlación de Pearson entre los parámetros radiométricos (p. ej., TCR, temperatura de llama e intensidades espectrales de Na y K) y las variables no radiométricas relacionadas con emisiones, tales como  $PM_{2,5}$ ,  $PM_{10}$  y la concentración numérica de partículas.

Este análisis se utilizó como una aproximación inicial para describir el comportamiento conjunto de las variables y detectar relaciones lineales relevantes entre la dinámica óptica de la llama y los indicadores de calidad del aire. En consecuencia, las correlaciones obtenidas permiten identificar qué métricas radiométricas tienden a variar en conjunto con cambios en las emisiones de material particulado, proporcionando evidencia preliminar sobre posibles vínculos entre la respuesta espectral, las condiciones del combustible (marca y humedad) y las medidas experimentales de referencia.

### 3.4. Estimación del poder calorífico neto

Una vez obtenidos los parámetros radiométricos y la caracterización físico-química de cada marca y condición de humedad, se estimó el poder calorífico neto (HOC) a partir de dos enfoques



**Fig. 3.3:** Ejemplo ilustrativo del proceso de calibración radiométrica aplicado a espectros de combustión (adaptado de [141]). (a) Matriz de espectros obtenida sin calibrar ( $S_p$ ). (b) Vector de Calibración ( $C_p$ ). (c) Matriz de entrenamiento de espectros calibrados con ruido ( $I_p$ ), obtenidos de la ecuación (3.1).

complementarios, utilizando como referencia las mediciones obtenidas mediante calorimetría.

### 3.4.1. Modelo lineal basado en OCP

Como primer enfoque, se ajustó un modelo lineal que relaciona el poder calorífico óptico (OCP) con el poder calorífico neto medido por calorimetría (HOC). La hipótesis subyacente es que OCP, al integrar la energía radiométrica continua emitida durante la combustión y

normalizarla por la masa del pellet, captura una fracción representativa del contenido energético del combustible, permitiendo aproximar HOC mediante una relación afín.

El modelo se formuló como

$$\widehat{\text{HOC}} = a \cdot \text{OCP} + b, \quad (3.4)$$

donde  $a$  y  $b$  corresponden a la pendiente y la ordenada al origen, respectivamente. Los parámetros  $(a, b)$  se estimaron mediante mínimos cuadrados ordinarios (OLS), minimizando la suma de cuadrados de los residuos entre valores medidos por calorimetría y predicciones del modelo.

Con el fin de evaluar la estabilidad de la relación OCP–HOC bajo variaciones de biomasa y contenido de humedad, el ajuste se realizó de dos formas: (i) de manera estratificada por especie (o marca) y condición de humedad, y (ii) de manera global utilizando el conjunto total de datos como referencia comparativa. En todos los casos, el desempeño del modelo se cuantificó mediante el coeficiente de determinación  $R^2$  y mediante métricas de error frente a los valores del calorímetro: el error absoluto medio (MAE) y la raíz del error cuadrático medio (RMSE), definidos como

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \text{HOC}_i - \widehat{\text{HOC}}_i \right|, \quad \text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \text{HOC}_i - \widehat{\text{HOC}}_i \right)^2}. \quad (3.5)$$

Estas métricas permiten evaluar, respectivamente, el error promedio en magnitud y la penalización de errores grandes, facilitando la comparación entre ajustes por subconjuntos y el ajuste global.

### 3.4.2. Regresión por mínimos cuadrados parciales.

Para cada marca y condición de humedad se adquirieron espectros durante la combustión en el intervalo VIS–NIR. Con el objetivo de preservar la mayor cantidad de información espectral, la regresión se construyó directamente a partir de los espectros (tras el recorte al rango de análisis), empleando un modelo de mínimos cuadrados parciales (PLS) con vector respuesta el HOC de referencia medido por calorimetría.

Con el fin de trabajar en un régimen representativo y reducir la influencia de transitorios asociados a la ignición y al agotamiento del combustible, los espectros empleados en la regresión se extrajeron desde la zona media del proceso de combustión. Para cada ensayo se definió un

instante de referencia  $t_0$  correspondiente a la mitad del intervalo de combustión analizado, y se seleccionó una ventana temporal centrada en  $t_0$  compuesta por  $W = 100$  espectros consecutivos: 50 espectros previos y 50 espectros posteriores a  $t_0$ . En términos de índices temporales discretos, la ventana utilizada puede expresarse como

$$\mathcal{W}(t_0) = \{t_0 - 50, t_0 - 49, \dots, t_0 - 1, t_0, t_0 + 1, \dots, t_0 + 49\},$$

asegurando simetría alrededor de  $t_0$  y evitando sesgos por seleccionar únicamente etapas tempranas o tardías de la combustión.

Durante la combustión de biomasa sólida, la emisión óptica no es constante: suele ser mayor en la fase de llama viva (combustión de volátiles) y disminuye durante el secado y la etapa de carbonización. Por esta razón, la ventana centrada en  $t_0$  se seleccionó para privilegiar un régimen estable y con mayor radiación térmica continua, reduciendo la influencia de transitorios de ignición y de agotamiento del combustible. En la práctica, esta selección se ubica típicamente en torno al 30–60 % del tiempo total de combustión analizado, donde se observa una mayor relación señal/ruido para los rasgos espectrales asociados al contenido energético del combustible.

Dado que los espectros consecutivos presentan alta correlación temporal, el análisis se realizó a nivel de *bloques* de longitud fija  $W$  (en este trabajo  $W = 100$  espectros). Cada bloque  $b$  se consideró una muestra independiente, y la predicción final por bloque se calculó como el promedio de las predicciones espectrales dentro del bloque:

$$\hat{y}_b = \frac{1}{W} \sum_{i \in b} \hat{y}_i.$$

Esta definición evita que espectros fuertemente correlacionados queden simultáneamente en entrenamiento y validación, lo que inflaría artificialmente el desempeño (*data leakage*).

La validación del modelo se estructuró en dos niveles. Primero, se definió una partición externa *train/test* a nivel de bloque (prueba ciega), utilizando aproximadamente un 60 % de los bloques para entrenamiento y un 40 % para prueba:

$$\mathcal{B} = \mathcal{B}_{\text{tr}} \cup \mathcal{B}_{\text{te}}, \quad \mathcal{B}_{\text{tr}} \cap \mathcal{B}_{\text{te}} = \emptyset,$$

donde típicamente  $|\mathcal{B}_{\text{tr}}| = 12$  bloques (1200 espectros) y  $|\mathcal{B}_{\text{te}}| = 8$  bloques (800 espectros) por condición. El conjunto  $\mathcal{B}_{\text{te}}$  se reservó como prueba ciega y no se utilizó para seleccionar el número de variables latentes.

Segundo, el número de variables latentes  $A$  del modelo PLS se seleccionó aplicando validación cruzada estratificada *k-fold solo* sobre  $\mathcal{B}_{\text{tr}}$ . Se consideró un valor nominal de  $K = 10$  pliegues; no obstante, para mantener estratificación por condición, se utilizó:

$$K = \min\left(10, \min_c |\mathcal{B}_{\text{tr}}^{(c)}|\right),$$

donde  $\mathcal{B}_{\text{tr}}^{(c)}$  corresponde a los bloques de entrenamiento disponibles para la condición  $c$ . Para cada  $A$ , se obtuvieron predicciones fuera-de-pliegue (*out-of-fold*) a nivel de bloque y se calculó:

$$\text{RMSE}_{\text{CV}}(A) = \sqrt{\frac{1}{|\mathcal{B}_{\text{tr}}|} \sum_{b \in \mathcal{B}_{\text{tr}}} (y_b - \hat{y}_b^{\text{CV}}(A))^2}.$$

En paralelo, se consideró el comportamiento de la varianza acumulada explicada por el modelo en función de  $A$  como criterio complementario de parsimonia. En base a ambos criterios, se fijó el número de variables latentes en  $A = 6$  para los experimentos reportados.

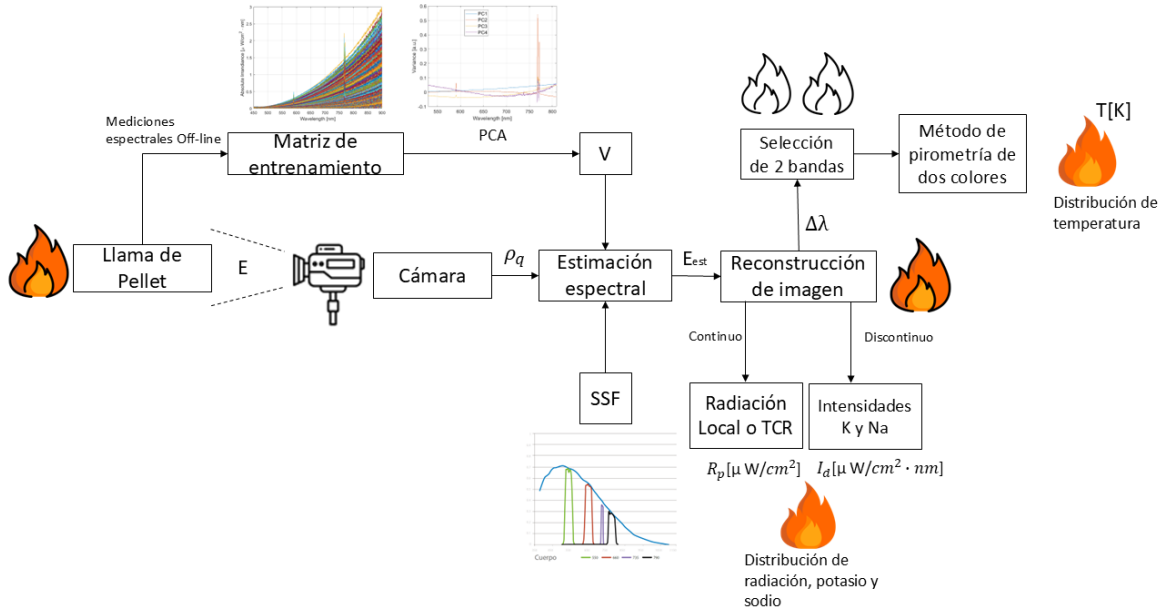
Finalmente, el modelo PLS con  $A = 6$  se reentrenó utilizando todos los bloques de  $\mathcal{B}_{\text{tr}}$  y se evaluó sobre el conjunto de prueba ciega  $\mathcal{B}_{\text{te}}$ . El desempeño predictivo en test se reportó mediante RMSE, MAE, MAPE y el coeficiente predictivo:

$$\begin{aligned} \text{RMSE}_{\text{te}} &= \sqrt{\frac{1}{|\mathcal{B}_{\text{te}}|} \sum_{b \in \mathcal{B}_{\text{te}}} (y_b - \hat{y}_b)^2}, & \text{MAE}_{\text{te}} &= \frac{1}{|\mathcal{B}_{\text{te}}|} \sum_{b \in \mathcal{B}_{\text{te}}} |y_b - \hat{y}_b|, \\ \text{MAPE}_{\text{te}} &= \frac{100}{|\mathcal{B}_{\text{te}}|} \sum_{b \in \mathcal{B}_{\text{te}}} \left| \frac{y_b - \hat{y}_b}{y_b} \right|, & R_{\text{pred}}^2 &= 1 - \frac{\sum_{b \in \mathcal{B}_{\text{te}}} (y_b - \hat{y}_b)^2}{\sum_{b \in \mathcal{B}_{\text{te}}} (y_b - \bar{y}_{\text{te}})^2}. \end{aligned}$$

### 3.5. Método de Maloney–Wandell

Para implementar el algoritmo de recuperación espectral de Maloney–Wandell en imágenes de combustión de biomasa, con el objetivo de generar mapas espaciales de temperatura, radiación continua y descriptores asociados a Na y K, se diseñó y ejecutó un protocolo de mediciones experimentales que integra adquisición sincronizada, calibración radiométrica y posprocesamiento. La Fig. 3.4 muestra el esquema general del procedimiento, desde la adquisición de espectros e imágenes hasta la obtención de los mapas estimados.

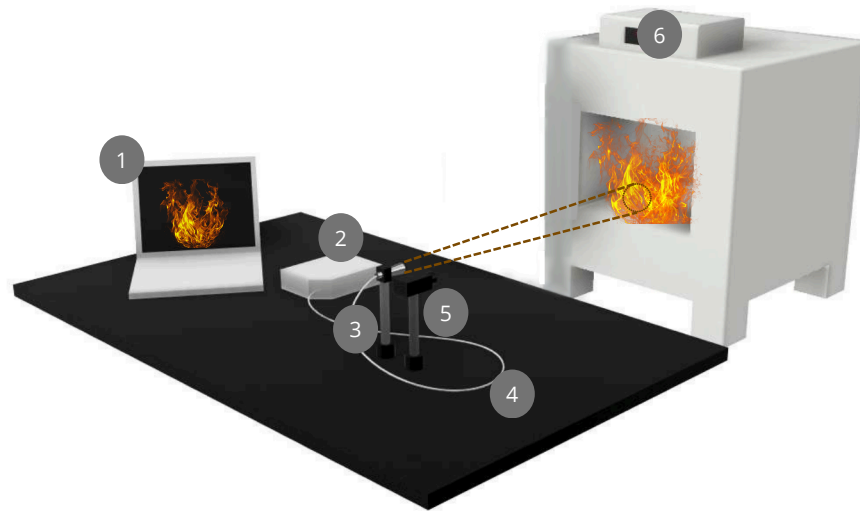
Para realizar la estimación espectral, se utilizó la configuración experimental que se muestra en la Fig. 3.5. La llama de biomasa se generó a partir de pellets de *Pinus radiata*, confinados



**Fig. 3.4:** Esquema general del procedimiento de recuperación espectral con Maloney–Wandell aplicado a combustión de biomasa: adquisición de espectros e imágenes, construcción de base espectral, recuperación espectral y cálculo de mapas.

en una estufa de pellets Bosca Hera+ de 9 kW. La escena se registró de manera independiente con dos cámaras: una tricromática Basler acA1920–150uc (hasta 150 fps, sensor CMOS) y una multispectral Parrot Sequoia con cuatro canales (Green,  $\lambda_c = 550$  nm,  $\Delta\lambda = 40$  nm FWHM; Red,  $\lambda_c = 660$  nm,  $\Delta\lambda = 40$  nm FWHM; Red Edge,  $\lambda_c = 735$  nm,  $\Delta\lambda = 10$  nm FWHM; y NIR,  $\lambda_c = 790$  nm,  $\Delta\lambda = 40$  nm FWHM). En paralelo, se utilizó un espectrofotómetro HR4000 (Ocean Insight Inc.) con resolución espectral de 0,25 nm, acoplado a una fibra óptica y a una lente colimadora que define el ángulo sólido de observación. La adquisición se realizó desde un computador portátil (Pylon 6 para Basler y software Parrot para Sequoia), mientras que el posprocesamiento se implementó en MATLAB.

Aunque en este trabajo no se utiliza una cámara hiperespectral *line-scan* o *snapshot* convencional, el uso del algoritmo de Maloney–Wandell permite construir una representación equivalente a una imagen hiperespectral. En particular, para cada píxel  $(x, y)$  de la imagen capturada por la cámara, el método estima un espectro  $\hat{I}(x, y, \lambda)$  en un conjunto de longitudes de onda dentro del rango de interés. Al repetir este proceso en todos los píxeles de la región de lla-



**Fig. 3.5:** Esquema del montaje experimental utilizado para estimación espectral con el algoritmo de Maloney–Wandell. **(1)** Estación de trabajo para adquisición y almacenamiento de datos; **(2)** Espectrómetro HR4000 calibrado radiométricamente; **(3)** Ensamble de fibra óptica con lente colimadora (la línea discontinua indica el campo de visión, FOV); **(4)** Mesa óptica; **(5)** Cámaras de adquisición (Basler RGB o Parrot Sequoia multispectral); y **(6)** Estufa a pellet utilizada como cámara de combustión controlada.

ma, se obtiene un arreglo tridimensional  $\hat{I}(x, y, \lambda)$ , conocido como *cubo hiperespectral*, donde las dos primeras dimensiones corresponden a la información espacial y la tercera dimensión corresponde a la información espectral. Esta representación permite calcular mapas espaciales de variables derivadas (temperatura, radiación continua, intensidades de Na/K) directamente desde el espectro recuperado por píxel.

Para construir la matriz de entrenamiento se utilizó como combustible una marca comercial de pellets de *Pinus radiata* (Pellet B), con un poder calorífico referencial de  $17\,640\text{ kJ kg}^{-1}$  según especificación comercial. Dado que la llama presenta variaciones temporales en forma e intensidad, se definió una región de observación representativa hacia la cual se orientó el sistema espectrofotométrico (medición puntual), mientras que las cámaras registraron simultáneamente

la llama completa (medición espacial). La frecuencia de adquisición fue de 50 fps para la cámara Basler y de 1 fps para la cámara Sequoia; en ambos casos se adquirieron 100 imágenes, con cuantificación de 8 bits para la Basler y 14 bits para la Sequoia. A partir de este experimento se conformó la matriz de entrenamiento con un total de 3560 espectros calibrados.

Una vez construida la matriz de entrenamiento, se realizaron mediciones de combustión de pellets con diferentes contenidos de humedad, empleando la misma base espectral para la reconstrucción en ambas cámaras. Esta decisión se sustenta en que el espectrofotómetro entrega una caracterización espectral puntual que permanece representativa para el conjunto de condiciones evaluadas en esta etapa, permitiendo comparar mapas bajo distintas humedades con un marco común de recuperación.

Posteriormente, con los datos experimentales, se llevó a cabo el posprocesamiento para aplicar el algoritmo de Maloney–Wandell. A partir de la matriz de entrenamiento se obtuvieron los vectores base mediante PCA y se incorporó la sensibilidad espectral proporcionada por el fabricante para cada canal de las cámaras. Para restringir el análisis a la región emisiva, se aplicó el enmascaramiento de la llama definido en la Sección 2.9 (GFC), eliminando píxeles que no corresponden a combustión.

Finalmente, una vez aplicada la recuperación espectral sobre las imágenes, se obtuvieron mapas espaciales de las variables de interés. La temperatura se estimó mediante el método de dos longitudes de onda seleccionando bandas del continuo recuperado, mientras que la radiación continua (TCR) se calculó a partir de la integración del espectro continuo estimado por píxel. Adicionalmente, se cuantificaron descriptores de intensidad asociados a Na y K evaluando ventanas espectrales centradas en 589,4 nm (Na) y en 766,5 nm y 770,1 nm (K), lo que permitió visualizar su distribución espacial relativa en la llama. Dado que las adquisiciones se realizan en secuencia durante el proceso de combustión, estos mapas pueden analizarse también de forma temporal, construyendo series  $X(t)$  para cada variable (por ejemplo, temperatura media de la región de llama, TCR integrada espacialmente o intensidad media de Na/K), con el fin de estudiar su evolución a lo largo del tiempo de llama bajo distintas condiciones experimentales.

### Control de calidad para la matriz de entrenamiento

Debido a la naturaleza dinámica de la combustión, en ciertos instantes el campo de visión del espectrofotómetro puede capturar parcialmente fondo caliente o regiones con baja emisión efectiva. Para evitar que estos registros afecten la matriz de entrenamiento, se aplicó un criterio de control de calidad basado en el nivel global de emisión: si un espectro presenta una emisión por debajo de un umbral definido, se descarta del conjunto de entrenamiento. Este filtrado permite mantener una base espectral representativa de la llama y mejora la estabilidad de la recuperación espectral en las imágenes.

## 3.6. Descripción componentes utilizados

A continuación se deja una tabla de referencia 3.1 con los distintos componentes usados con su correspondiente marca y modelo.

**Tabla 3.1:** Tabla de los distintos componentes con su correspondiente marca y modelo

Componentes	Marca	Modelo
Notebook	Lenovo	Legion 5 15ARH05H
Notebook	Toshiba	-
Cámaras	Basler	1920-150uc
	Parrot	Sequoia
Espectrofotómetro	Oceanoptics	HR4000
Fibra Óptica	Oceanoptics	QP400-2-VIS-NIR
Lente Colimador	Oceanoptics	74-UV
Balanza de precisión	-	-
Pie de metro digital	-	-
Calorímetro	Parr	6050
Analizador Termogravimétrico (TGA)	Perkin Elmer	STA 6000

También, se deja una tabla (3.2) con los principales parámetros de las 3 cámaras usadas.

**Tabla 3.2:** Detalles técnicos de las distintas cámaras usadas

Marca de la Cámara	Modelo	Resolución (H × V)	Sensor	Tamaño del sensor (óptico)	Tecnología del sensor	Tamaño de píxel [ $\mu\text{m}^2$ ]	Frecuencia de imagen [fps]	Potencia de Consumo (típico)	Peso (típico)
Basler	acA1920-150uc	1920×1200	Python 2000	2/3"	CMOS	4.8 × 4.8	150	3.9 W	< 80 g
Parrot	Sequoia	1280×960 (MS) 4608×3456 (RGB)	MS: 4× CMOS mono, obturador global RGB: CMOS color, rolling shutter	1/3" (MS) 1/2.3" (RGB)	CMOS CMOS	3.75 × 3.75 (MS) 1.34 × 1.34 (RGB)	1 -	≈5 W (típico); ≤12 W (pico)	≈72 g

**Tabla 3.3:** Características técnicas de los sensores de medición empleados en la metodología experimental.

Sensor	Tipo	Rango espectral	Resol. espectral	FOV	Sistema óptico
Ocean Insight HR4000	Espectrómetro de fibra	200–1100 nm	0,25 nm (FWHM)	~25°	Fibra 400 $\mu\text{m}$ + lente col. 74-UV
Parrot Sequoia	Cámara multiespectral	550, 660, 735, 790 nm	10–40 nm (FWHM bandas)	62° H, 49°	Lentes integrados
Basler acA1920-150uc	Cámara tricromática (RGB, alta vel.)	400–700 nm	N/A (3 canales)	Depende del lente	Objetivo C-Mount, píxel 4,8 $\mu\text{m}$

### 3.7. Descripción y propiedades de los pellets comerciales

Para los experimentos se utilizaron pellets de cinco marcas comerciales, cada una asociada a distintas especies o productos de árboles. Con el objetivo de evitar posibles conflictos de interés, en este trabajo se utilizarán pseudónimos para identificar las marcas. Así, se denominará como **Pellet A** a una marca vinculada al pino oregón, **Pellet B** a una asociada al pino radiata, **Pellet C** a una relacionada con cáscara de avellana, **Pellet D** a una correspondiente a lenga y **Pellet E** a otra también vinculada al pino radiata. Algunas de las características técnicas proporcionadas por los fabricantes de estos pellets se resumen en la Tabla 3.4.

A continuación, se presentan los principales resultados obtenidos durante el desarrollo experimental de esta tesis. Con el objetivo de mantener una presentación clara y estructurada, los resultados se han organizado en dos partes en los capítulos 4 y 5, según las fuentes de información empleadas: espectros adquiridos directamente mediante espectrofotometría VIS-NIR y datos obtenidos a partir de imágenes multiespectrales reconstruidas mediante el método de Maloney-Wandell.

Tabla 3.4: Parámetros de los distintos pellets encontrados en el mercado.

Marca	Especie o Producto	Humedad	Densidad	Poder Calorífico
Pellet A	Pino Oregón <i>Pseudotsuga menziesii</i>	< 7%	750 kg/m <sup>3</sup>	19044,2 (kJ/kg)
Pellet B	Pino Radiata <i>Pinus radiata</i>	6%	690 kg/m <sup>3</sup>	17640 (kJ/kg)
Pellet C	Cáscara de avellana europea <i>Corylus avellana</i>	< 8,6 ± 0,11 %	682,07 ± 1,57 kg/m <sup>3</sup>	17280 (kJ/kg)
Pellet D	Lenga <i>Nothofagus pumilio</i>	4,47%	706 kg/m <sup>3</sup>	18900 (kJ/kg)
Pellet E	Pino Radiata <i>Pinus radiata</i>	6–8%	650–700 kg/m <sup>3</sup>	18618,8 (kJ/kg)

# Capítulo 4

## Estimación de parámetros radiométricos y poder calorífico

En el capítulo 4, se incluyen los análisis realizados sobre los espectros originales, abordando la estimación de parámetros radiométricos propuestos —radiancia total continua (TCR), energía total continua (TCE) y poder calorífico óptico (OCP)— y su relación con variables térmico-químicas de interés, como el poder calorífico (HOC) y la humedad (considerando variaciones de humedad por marca de pellet). Se reportan resultados de correlación entre parámetros, ajustes por regresión lineal y por mínimos cuadrados parciales, así como análisis comparativos entre especies y condiciones de combustión. Con este enfoque, se introducen variables radiométricas que habilitan una herramienta de monitoreo continuo de la llama de pellets, capaz de evidenciar variaciones físico-químicas que impactan el rendimiento y la calidad de las distintas marcas; ello permite su categorización para una selección más favorable de uso y, en última instancia, la mejora del rendimiento, la optimización operativa y la vida útil de las calderas.

En el capítulo 5, se presentan los resultados derivados del proceso de recuperación espectral a partir de imágenes multiespectrales, los cuales permiten evaluar la viabilidad de estimar parámetros radiométricos y térmicos a partir de información espectral reconstruida. El objetivo es consolidar una herramienta de monitoreo óptico que combine los datos in situ con la reconstrucción espectral para supervisar continuamente la llama, obtener mapas de temperatura y radiación, identificar variaciones en las emisiones de Na/K y, en conjunto, apoyar diagnósticos

operativos y decisiones de control.

## 4.1. Descripción parámetros obtenidos en el laboratorio

En la Tabla 4.1 se resume la caracterización fisicoquímica de los pellets comerciales evaluados, diferenciados por marca y especie (nombre común y nombre científico). Se reporta la masa por pellet (media  $\pm$  desviación estándar), la humedad y la densidad aparente, junto con el poder calorífico determinado por calorimetría (reportado en kJ/kg) y la composición próxima obtenida mediante análisis termogravimétrico (TGA), incluyendo materia volátil, cenizas y carbón fijo.

En términos globales, la humedad abarcó desde 5,91 % hasta 15,52 %, mientras que la densidad aparente varió entre 389 y 727 kg/m<sup>3</sup> y el poder calorífico entre 16398,8 y 18582,8 kJ/kg. Para todas las marcas se observa la tendencia esperada de disminución de la densidad aparente y del poder calorífico a medida que aumenta la humedad, lo que entrega un contexto cuantitativo para interpretar el desempeño de combustión y las métricas ópticas presentadas en las secciones siguientes.

**Tabla 4.1:** Parámetros de pellets comerciales utilizados en este estudio, diferenciados por marca, especie, masa, humedad, densidad, poder calorífico y composición próxima.

Marca	Especie o Producto	Masa (g)	Humedad (%)	Densidad (kg/m <sup>3</sup> )	Poder Calorífico (kJ/kg)	Volátiles (%)	Cenizas (%)	Carbón fijo (%)
Pellet A	Pino Oregón <i>Pseudotsuga menziesii</i>	0,65 $\pm$ 0,04	8,55	719	18067,8	86,39	6,11	0,68
		0,65 $\pm$ 0,04	11,84	577	17157,5	83,11	2,02	8,20
		0,64 $\pm$ 0,04	14,15	504	16652,1	78,92	1,67	12,48
Pellet B	Pino Radiata <i>Pinus radiata</i>	0,66 $\pm$ 0,04	7,68	727	17930,0	80,91	0,23	13,29
		0,67 $\pm$ 0,03	11,96	557	17636,0	84,41	6,42	1,48
		0,66 $\pm$ 0,06	14,22	445	17171,6	83,05	5,84	1,64
Pellet C	Cáscara de avellana <i>Corylus avellana</i>	0,66 $\pm$ 0,04	6,05	622	18141,2	91,91	9,00	6,96
		0,66 $\pm$ 0,05	11,75	499	17623,7	69,41	0,02	19,97
		0,66 $\pm$ 0,05	14,91	389	16818,8	72,51	4,73	12,84
Pellet D	Lenga <i>Nothofagus pumilio</i>	0,63 $\pm$ 0,04	6,49	702	17641,5	77,87	1,14	14,50
		0,65 $\pm$ 0,04	10,28	599	16930,3	83,99	1,99	8,12
		0,64 $\pm$ 0,03	13,40	490	16398,8	86,39	6,11	0,68
Pellet E	Pino Radiata <i>Pinus radiata</i>	0,66 $\pm$ 0,04	5,91	703	18582,8	80,10	1,85	12,14
		0,66 $\pm$ 0,04	11,15	515	17520,0	80,56	2,30	8,02
		0,64 $\pm$ 0,06	15,52	455	16439,0	80,84	1,67	8,08

## 4.2. Fundamentos de métricas radiométricas

### 4.2.1. Método de dos longitudes de onda para estimación de temperatura

Este método es bastante utilizado para hacer mediciones de temperatura con una precisión aceptable. Fue propuesto por Campbell en 1925 [142] y utiliza las mediciones en dos longitudes de onda, inicialmente obtenidas mediante filtros de banda angosta, lo cual será reemplazado en el presente trabajo por las mediciones obtenidas digitalmente mediante el radiómetro.

En primer lugar, definimos la emisividad monocromática, como la proporción de radiación térmica emitida por un objeto a una diferencia de temperatura determinada. Esta radiación no necesita un medio para propagarse ya que es electromagnética. El coeficiente de emisividad monocromática  $E_\lambda$  es un número adimensional que establece la relación de un objeto para irradiar energía térmica con su capacidad de irradiar energía si este fuese un cuerpo negro, de acuerdo a,

$$E_\lambda = \frac{I_\lambda}{I_{b\lambda}} \quad (4.1)$$

donde  $I_\lambda$  es la intensidad de radiación espectral de un cuerpo y  $I_{b\lambda}$  es la intensidad de radiación espectral del cuerpo negro. Cuando, se esta presente a un cuerpo negro, el coeficiente  $E_\lambda = 1$ . En cambio, para un objeto real, el coeficiente es menor. De acuerdo a esto y considerando una llama percibida por un observador y la radiación que ésta emite, va a ser dependiente de la longitud de onda  $\lambda$ , la temperatura  $T$  y denominaremos  $\omega$  como las cantidades de hollín y radicales. Con esto, se puede expresar la Ecuación (4.1) como,

$$I_\lambda(\lambda, T, \omega) = E_\lambda(\lambda, T, \omega) \cdot I_{b\lambda}(\lambda, T). \quad (4.2)$$

La Ecuación (4.2) muestra que la radiación espectral de la llama es proporcional a la radiación que emitiría un cuerpo negro a la temperatura y longitud de onda respectiva mediante la emisividad monocromática. Según Ngendakumana et al (1993) [143], para determinar la emisividad de una llama se puede asumir que la llama se encuentra en un equilibrio termodinámico, por lo tanto se aplica la ley de Kirchhoff de Radiación Térmica, la cual enuncia que en equilibrio

térmico, la emitancia (o emisividad) es igual a su absorbancia.

$$E_\lambda = A_\lambda = 1 - e^{-K_\lambda L} \quad (4.3)$$

donde  $A_\lambda$  es la absorbancia monocromática,  $K_\lambda$  es el coeficiente de absorbancia monocromática y  $L$  es el espesor de la llama en dirección del observador.

Por otro lado, a partir de la ley de Bouguer, se tiene que la radiación espectral  $I_\lambda$  a lo largo de una trayectoria dada, se atenúa exponencialmente cuando pasa a través de un medio absorbente de dispersión, es decir,

$$\frac{I_\lambda}{I_{\lambda 0}} = e^{-K_\lambda L} \quad (4.4)$$

siendo  $I_{\lambda 0}$  la intensidad en el origen de la trayectoria. En Gaydon et al (1960) [144] se muestra que el coeficiente de absorbancia se puede expresar en función de  $K_\lambda = k/\lambda^\alpha$ , donde  $k$  es el coeficiente de extinción y se formula como  $\beta = k \cdot L$ , donde  $\beta$  es el factor de absorbancia, por lo tanto la emisividad, expresada en la Ecuación 4.3, al substituir directamente estas variables, se puede formular como

$$E_\lambda = 1 - e^{-\frac{\beta}{\lambda^\alpha}} \quad (4.5)$$

donde los parámetros  $\beta$  y  $\alpha$  se encuentran en los rangos

$$0,7 < \beta < 1,1$$

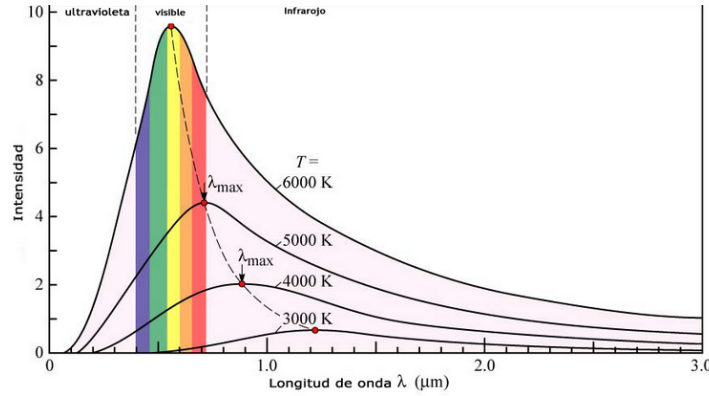
$$0,65 < \alpha < 1,43$$

Siendo  $\alpha = 1,39$  para el gas licuado del petróleo (LPG) [53].

Además, la ley de Planck, establece que la energía emitida o captada por un cuerpo como radiación electromagnética es múltiplo de una constante  $h$  por la frecuencia  $f$  de radiación. Luego la expresión para la intensidad de radiación emitida por un cuerpo negro es la siguiente:

$$I_{b\lambda} = \frac{c_1}{\lambda^5 \left( e^{\frac{c_2}{\lambda T}} - 1 \right)} \quad (4.6)$$

donde  $c_1$  y  $c_2$  son conocidas como constante de Planck, las cuales equivalen a  $c_1 = 8\pi hc^2 = 1,4997 \times 10^{-15} [Wm^2]$  y  $c_2 = hc/k = 1,438 \times 10^{-2} [mK]$  [145]. En la Fig. (4.1) se aprecia el



**Fig. 4.1:** Radiación espectral de un cuerpo negro para varias temperaturas. (Fuente: [131])

comportamiento de la ley de Planck para diferentes temperaturas de un cuerpo negro.

Ahora, reemplazando la emisividad obtenida (Ecuación 4.5) y la ley de Planck (Ecuación 4.6) en la Ecuación (4.2), nos queda

$$I_{\lambda}(T) = [1 - e^{-\frac{\beta}{\lambda^{\alpha}}}] \cdot \left[ \frac{c_1}{\lambda^5 \left( e^{\frac{c_2}{\lambda T}} - 1 \right)} \right] \quad (4.7)$$

Considerando la ley de desplazamiento de Wien que permite expresar cuantitativamente los cambios que se producen con las variaciones de temperatura en el espectro de un cuerpo, y puede ser representada en la siguiente ecuación como

$$\lambda_{m\acute{a}x} T \geq 2,898 \times 10^{-3} [mK] \quad (4.8)$$

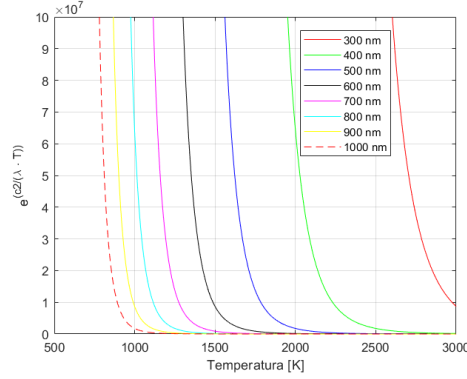
Así, se puede aproximar la Ecuación (4.7) según la relación establecida en la Ecuación (4.8), quedando

$$e^{\frac{c_2}{\lambda T}} \gg 1 \quad (4.9)$$

se puede apreciar esto con mayor claridad en la siguiente figura

En la Figura 4.2 se contemplan longitudes de onda inferiores a 1000 nm, dado que el método de dos longitudes de onda incorpora este criterio. Esto se debe a que, posterior a esa longitud de onda, la radiación de la llama exhibe diferencias significativas. Se observa que el valor mínimo se registra a los 1000 nm, alcanzando un valor de 120.9 para la relación. A partir de este criterio, se puede reducir la ley de radiación de Planck a,

$$I_{b\lambda} = \frac{c_1}{\lambda^5} e^{\frac{c_2}{\lambda T}} \quad (4.10)$$



**Fig. 4.2:** Gráfico de  $e^{\frac{c_2}{\lambda T}}$  en función de su longitud de onda y temperatura. (Fuente propia)

Dado que la radianza espectral de una llama  $I_\lambda$  es más pequeña que la de un cuerpo negro  $I_{b\lambda}$  a la misma temperatura, se puede asumir que de la Ecuación (4.5),  $E_\lambda \leq 1$ , con lo que se puede aproximar a,

$$E_\lambda \approx -\frac{\beta}{\lambda^\alpha} \quad (4.11)$$

Así, la radianza espectral  $I_\lambda$  está dada por,

$$I_\lambda(T) = -\frac{\beta c_1}{\lambda^{\alpha+5}} e^{\frac{c_2}{\lambda T}} \quad (4.12)$$

La ecuación posee dos incógnitas, la temperatura  $T$  (variable que se busca), y el factor  $\beta$ . Dado que  $\beta = k_s L_s$  añade una incógnita más a la ecuación, donde  $k_s$  depende de cuánto hollín hay en un instante y  $L_s$  del espesor de la llama en el instante en el que se está midiendo ésta, variando en el tiempo sobre todo en una llama fluctuante. Por lo que, teniendo el espectro de una llama, estos factores serán los mismos para cualquier longitud de onda. Entonces se realiza una razón entre dos intensidades de radiación espectral, eliminando estas variables de la ecuación y pudiendo así tener a la temperatura  $T$  como la única incógnita del problema. Por lo que de la Ecuación de intensidad (4.12) se realiza una razón entre las longitudes de onda  $\lambda_1$  y  $\lambda_2$ , quedando,

$$\frac{I_{\lambda_1}(T)}{I_{\lambda_2}(T)} = \frac{-\frac{\beta c_1}{\lambda_1^{\alpha+5}} e^{\frac{c_2}{\lambda_1 T}}}{-\frac{\beta c_1}{\lambda_2^{\alpha+5}} e^{\frac{c_2}{\lambda_2 T}}} \quad (4.13)$$

y despejando la temperatura  $T$ , nos queda que

$$T = \frac{c_2 \left( \frac{1}{\lambda_2} - \frac{1}{\lambda_1} \right)}{\ln \left( \frac{I_{\lambda_1}(T) \cdot \lambda_1^{\alpha+5}}{I_{\lambda_2}(T) \cdot \lambda_2^{\alpha+5}} \right)} \quad (4.14)$$

Esta Ecuación (4.14), sera la utilizada para la estimación de temperatura para nuestros espectros de llama de biomasa de los diferentes pellets.

### 4.2.2. Radiación total continua

El modelo matemático para los espectros de llama  $E_m$ , medidos por un sensor óptico como un espectrofotómetro viene dado por la suma de un componente de radiación continuo o de banda ancha  $E$ , además de componentes discontinuos  $E_d$  y un ruido aditivo  $n$ , como se presenta en la ecuación (4.15):

$$E_m(\lambda, t) = E(\lambda, t) + E_d(\lambda, t) + n, \mu W/nm \cdot cm^2 \quad (4.15)$$

donde  $\lambda$  es la longitud de onda y  $t$  es un tiempo discreto (relacionado con el tiempo de integración de la medición óptica)[118].

El componente discontinuo  $E_d$  está típicamente relacionado con la formación de radicales libres, como  $OH^*$  centrado a 309 nm,  $CH^*$  centrado a 432 nm y  $C_2^*$  centrado a 516 nm. La intensidad de la concentración discontinua de estos radicales representan variables ópticas comúnmente aplicadas en el diagnóstico de combustión basado en espectros de llama de alta resolución [146, 147].

El componente continuo  $E$  es el que posee la mayor parte de la información sobre la energía liberada de la llama [148]. De esta manera, si el componente continuo está calibrado, nombrado como  $\hat{E}$  en  $\mu W/cm^2 \cdot nm$ , lo cual es en esencia, la radiación espectral del objetivo y recopilada por un sistema óptico calibrado.

El término aditivo  $n$  resume los efectos de ruido aleatorio blanco no correlacionado, principalmente dado por el ruido de la lectura electrónica, la corriente oscura del sensor y la carga no esencial, como la carga inducida por el reloj.

De esta manera, los espectros calibrados de llamas  $\hat{E}$ , se pueden definir como la radiación total continua (TCR) que estará asociada a la cantidad de energía que puede capturar el sensor

y esta definida por la siguiente ecuación:

$$TCR(t) = \int_{\lambda_{min}}^{\lambda_{max}} \hat{E}(\lambda, t) d\lambda, \mu W/cm^2, \quad (4.16)$$

donde  $\lambda_{min}$  y  $\lambda_{max}$  representan los límites iniciales y finales respectivamente de las longitudes de onda medidas.

### 4.2.3. Energía total continua

Cuando se realiza la monitorización de la combustión en partículas incandescentes con un espectrofotómetro VIS-NIR, se puede apreciar que la mayor información espectral está contenida en el espectro continuo. Debido a esto se hace importante una correcta separación de espectro con el algoritmo AirPLS, ya que no requiere información a priori para la estimación de la línea base, tiene un bajo costo computacional y arroja pequeños errores de estimación [122]. La aplicación de este algoritmo ha sido ocupada de forma exitosa por diversos estudios en combustión [149, 121], por lo tanto, nos basamos en estos estudios para su aplicación. Una vez obtenido los espectros continuos, procedemos a ocupar la Ecuación (4.16) entre los 450 a 850 [nm] durante el tiempo de combustión de la llama, obteniendo la curva TCR en  $\mu W/cm^2 s$ . Esto nos permite medir la energía liberada y el tiempo de llama de la madera. Una variable importante a considerar es la energía que se irradia durante el tiempo de combustión de la llama, ya que el tiempo de la quema de biomasa depende de la energía almacenada que posea, por lo tanto una buena forma de cuantificar esto, es a partir de la Ecuación (4.17), donde podemos obtener que:

$$TCE = A_p \epsilon \cdot \int_{t_{inicio}}^{t_{final}} TCR(t) dt, \mu J, \quad (4.17)$$

Donde, se integra la curva TCR durante el tiempo de llama, siempre que esta se multiplique por el área del detector ( $A_p$ ), obteniendo la energía total continua (TCE) en  $\mu J$ .

### 4.2.4. Poder calorífico óptico

Con la energía total continua (TCE) y los parámetros físicos como masa y volumen calculados en cada uno de los pellets combustionados, es posible estimar el poder calorífico óptico mediante

la Ecuación (4.18).

$$OCP = \frac{TCE}{Masa_{pellet}}, \mu J/Kg \quad (4.18)$$

Esto, nos permite tener una referencia con respecto a la energía total liberada en un cierto volumen o masa. Debido, a que la mayoría de las marcas de pellets miden el poder calorífico con respecto a su masa, en este estudio el poder calorífico óptico se mediría con respecto a la masa de los pellets combustionados.

### 4.2.5. Emisividad

En continuidad con el cálculo de OCP expuesto en la sección precedente, resulta necesario estimar la emisividad espectral efectiva de la llama, pues esta magnitud es el factor de proporcionalidad entre la radiación continua que recoge el sistema óptico y la que emitiría un cuerpo negro a la misma temperatura. Siguiendo el tratamiento radiométrico de Arias et al. [150], la recuperación de  $\varepsilon(\lambda)$  se realiza comparando exclusivamente el continuo del espectro corregido por línea base con la emisión de referencia de cuerpo negro, e incorporando explícitamente el ángulo sólido del tren óptico. En nuestro montaje, con apertura numérica de la fibra  $NA = 0,22$ , el ángulo sólido efectivo es

$$\Omega_{OF} = \pi (NA)^2 \approx \pi (0,22)^2 \simeq 0,152 \text{ sr.}$$

De este modo, la definición operativa que empleamos es:

$$\varepsilon(\lambda) = \frac{I_c(\lambda)}{B_\lambda(\lambda, \hat{T}) \Omega_{OF}}, \quad (4.19)$$

donde  $I_c(\lambda)$  es el continuo del espectro calibrado (obtenido tras sustracción de línea base mediante airPLS),  $B_\lambda(\lambda, \hat{T})$  es la radianza espectral de cuerpo negro evaluada a la temperatura efectiva  $\hat{T}$  ya estimada por el método de dos colores, y  $\Omega_{OF}$  conecta la potencia espectral recogida con la radianza físicamente emitida. La corrección de línea de base es un paso fundamental. Primero se eliminan las líneas atómicas (Na, K) para no contaminar el cociente; dichas líneas se estudian aparte como indicadores químicos. La emisividad, en cambio, se calcula exclusivamente desde la envolvente térmica continua del espectro.

Para la referencia de cuerpo negro utilizamos la ley de Wien, consistentes con nuestros espectros [ $\mu\text{W}/(\text{nm} \cdot \text{cm}^2 \cdot \text{sr})$ ]:

$$B_\lambda(\lambda, T) = \frac{c_1}{\lambda^5} \exp\left(-\frac{c_2}{\lambda T}\right) \times 10^{-7} \left[ \frac{\mu\text{W}}{\text{nm} \cdot \text{cm}^2 \cdot \text{sr}} \right], \quad (4.20)$$

con  $c_1 = 1,176 \times 10^{-16} \text{ W m}^2 \text{ sr}^{-1}$  y  $c_2 = 1,438 \times 10^{-2} \text{ m K}$ . El factor  $10^{-7}$  garantiza la coherencia dimensional al convertir de la forma SI (W, m, sr) a  $\mu\text{W}$ , nm y  $\text{cm}^2$ .

La estimación de  $\varepsilon(\lambda)$  se restringe al intervalo VIS-NIR donde la emisividad efectiva es suave. En particular, la evidencia reportada por Arias et. al [150] y Marin et. al[121] (descrita para concentrados de cobre) indica que entre 600 y  $\sim 760$  nm la emisividad permanece prácticamente constante (comportamiento cuasi-gris), lo que respalda la elección de pares cercanos para dos colores, minimiza la sensibilidad a pequeñas incertidumbres de calibración y reduce el sesgo por variaciones espectrales de  $\varepsilon$ . Por debajo de  $\sim 500$ – $550$  nm la caída de sensibilidad instrumental y el aumento relativo del ruido deterioran la estabilidad del cociente, mientras que por encima de  $\sim 900$  nm se aproxima el borde de respuesta del detector y se complica el control de fondo.

En combustión de biomasa, la emisividad efectiva de la llama se comporta casi “gris” en el visible:  $\varepsilon(\lambda)$  permanece aproximadamente constante en  $0,55$ – $0,80 \mu\text{m}$ , con aumentos suaves hacia el NIR y variaciones temporales asociadas a la liberación de volátiles y a la estratificación térmica. Durante la etapa de volátiles la radiación continua crece por la formación/oxidación de precursores de hollín y partículas termo-luminosas; la forma espectral en VIS cambia poco (el efecto principal es un aumento de magnitud), y en la fase de combustión fija/char  $\varepsilon$  alcanza un máximo y luego decrece al disminuir la carga particulada y la temperatura del penacho. En términos operativos, mezclas ligeramente ricas y menor humedad tienden a elevar  $\varepsilon$ , mientras que humedades altas la atenúan; el intervalo  $600$ – $760$  nm resulta el más estable para promediar y seguir  $\varepsilon(t)$  con baja sensibilidad espectral [151, 152, 153, 154].

En síntesis, la formulación de las métricas radiométricas TCR, TCE y OCP, junto con los esquemas de estimación de temperatura de llama e intensidades espectrales de Na y K, da cumplimiento al Objetivo específico 1, al establecer el marco teórico necesario para interpretar los espectros de emisión de la combustión de pellets y para sustentar los análisis de categorización de calidad y de relación con el material particulado presentados en las secciones siguientes.

### 4.3. Resultados variables radiométricos

Los resultados de esta sección contribuyen al Objetivo específico 2, ya que presentan la estimación de las métricas radiométricas TCR, TCE y OCP, junto con la temperatura de la llama e intensidades de Na y K, para distintas marcas de pellet y contenidos de humedad. Estas variables constituyen la base para la categorización de la calidad del combustible y para los análisis de correlación con el material particulado y de estimación del poder calorífico desarrollados en las secciones siguientes.

#### 4.3.1. Procesamiento espectral y caracterización de emisiones de sodio y potasio

El análisis de resultados comienza con el estudio del espectro de emisión visible registrado durante la combustión controlada de las distintas muestras de pellets. En la Fig. 4.3, se muestra un espectro típico correspondiente a una muestra de la marca Pellet B (*Pinus Radiata*), donde se observan claramente las discontinuidades espectrales asociadas a la presencia de sodio (Na) y potasio (K), localizadas en 589,4 nm y 766,5 nm, respectivamente.

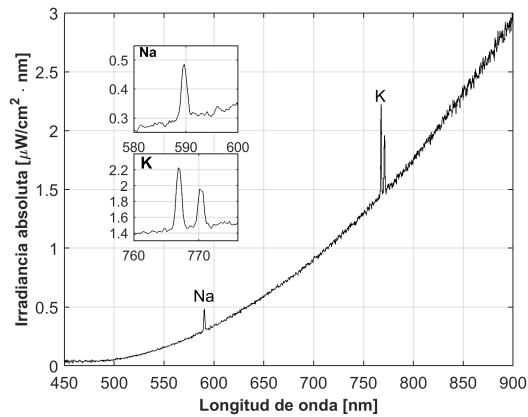
Este análisis de las discontinuidades asociadas a las emisiones de sodio (Na) y potasio (K) forma parte del Objetivo específico 2, ya que estas intensidades de línea se consideran métricas radiométricas complementarias para caracterizar la llama y apoyar la categorización de la calidad del combustible bajo distintas condiciones de humedad.

Estas discontinuidades motivan el uso de un método de separación espectral que permita distinguir entre las componentes continuos y discretos del espectro. Para ello, se aplicó el algoritmo AirPLS sobre las matrices espectrales obtenidas experimentalmente. En la Fig. 4.4 (a) se presenta una matriz espectral representativa, mientras que las Fig. 4.4 (b) y (c) muestran los resultados del procesamiento, con la separación en espectros continuo y discontinuo, respectivamente.

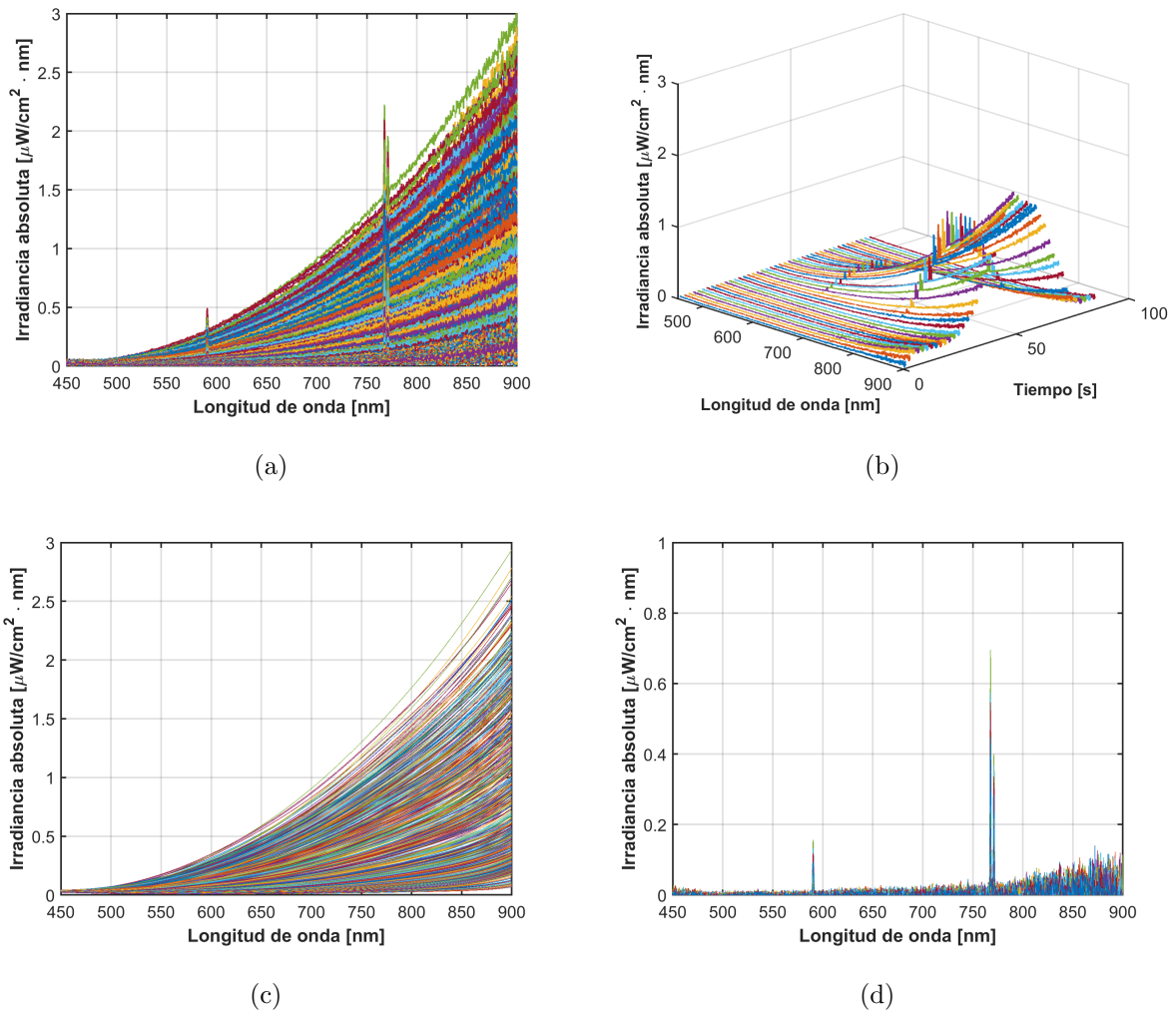
El enfoque en el espectro discontinuo permite identificar la presencia de especies iónicas específicas, lo cual es relevante para la caracterización térmico-química de la combustión de biomasa. Este análisis resulta especialmente útil para estimar el momento de inicio y fin de la

llama. En particular, se considera que la aparición de potasio en el espectro con una intensidad superior a  $0,05 \mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$  indica el encendido de la llama.

En la Fig. 4.5, se presenta la evolución temporal de las intensidades relativas de Na y K durante el proceso de combustión. Este análisis permite caracterizar la dinámica de emisión de estos elementos, lo que resulta fundamental para su posterior uso como variables explicativas en modelos de regresión o clasificación espectral.



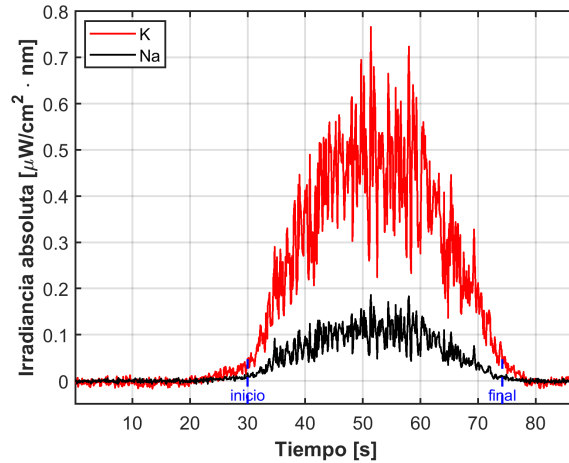
**Fig. 4.3:** Espectro típico de emisión visible con picos de sodio (Na) y potasio (K) para pellet B (*Pinus Radiata*).



**Fig. 4.4:** Matriz espectral de llama en el rango visible para una muestra de pellets (a) Matriz 2-D de espectros calibrados a lo largo de toda la quema; (b) Vista submuestreada 3-D cada 20 espectros a través del tiempo. Aplicación del algoritmo AirPLS para obtener los espectros continuo (c) y discontinuo (d).

### 4.3.2. Radiación total continua (TCR)

En la emisión espectral registrada durante la combustión de biomasa, la mayor parte de la información relevante se encuentra en el componente continuo del espectro. Para separar este componente de las señales puntuales de emisión (espectro discontinuo), se aplicó el algoritmo AirPLS, como se muestra en la Fig. 4.4(b). Cada espectro corresponde a un instante del proceso de combustión y está determinado por el tiempo de integración del espectrofotómetro.



**Fig. 4.5:** Evolución temporal de las intensidades relativas de Na y K. La línea punteada indica el inicio de combustión.

A partir de estos espectros continuos se calculó la Radiación Total Continua (TCR) en función del tiempo, utilizando la expresión definida previamente en la ecuación 4.16. Este cálculo permite visualizar la energía irradiada por la biomasa durante la combustión, como se observa en la Fig. 4.6. La figura muestra el perfil TCR para una muestra individual de pellet B (*Pinus Radiata*), donde es posible identificar un patrón característico de combustión: la emisión comienza cerca de los 27 segundos, alcanza su punto máximo alrededor de los 48 segundos, y luego desciende progresivamente hasta extinguirse. Este tipo de análisis permite estudiar la dinámica de liberación energética en el tiempo, capturando tanto la fase de encendido como la de decaimiento.

Posteriormente, la Fig. 4.7 muestra este análisis aplicado a todas las muestras y condiciones evaluadas, revelando diferencias asociadas a las propiedades fisicoquímicas de cada pellet.

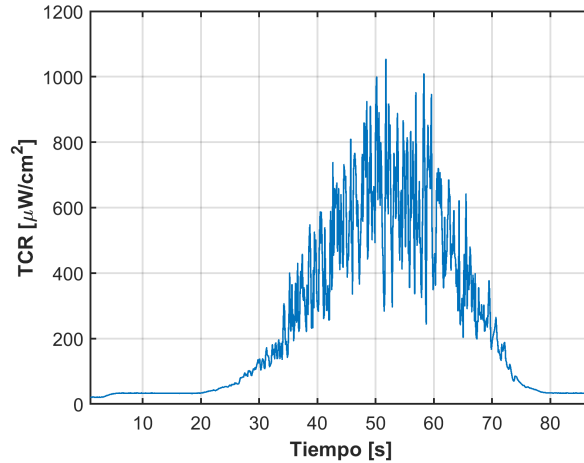
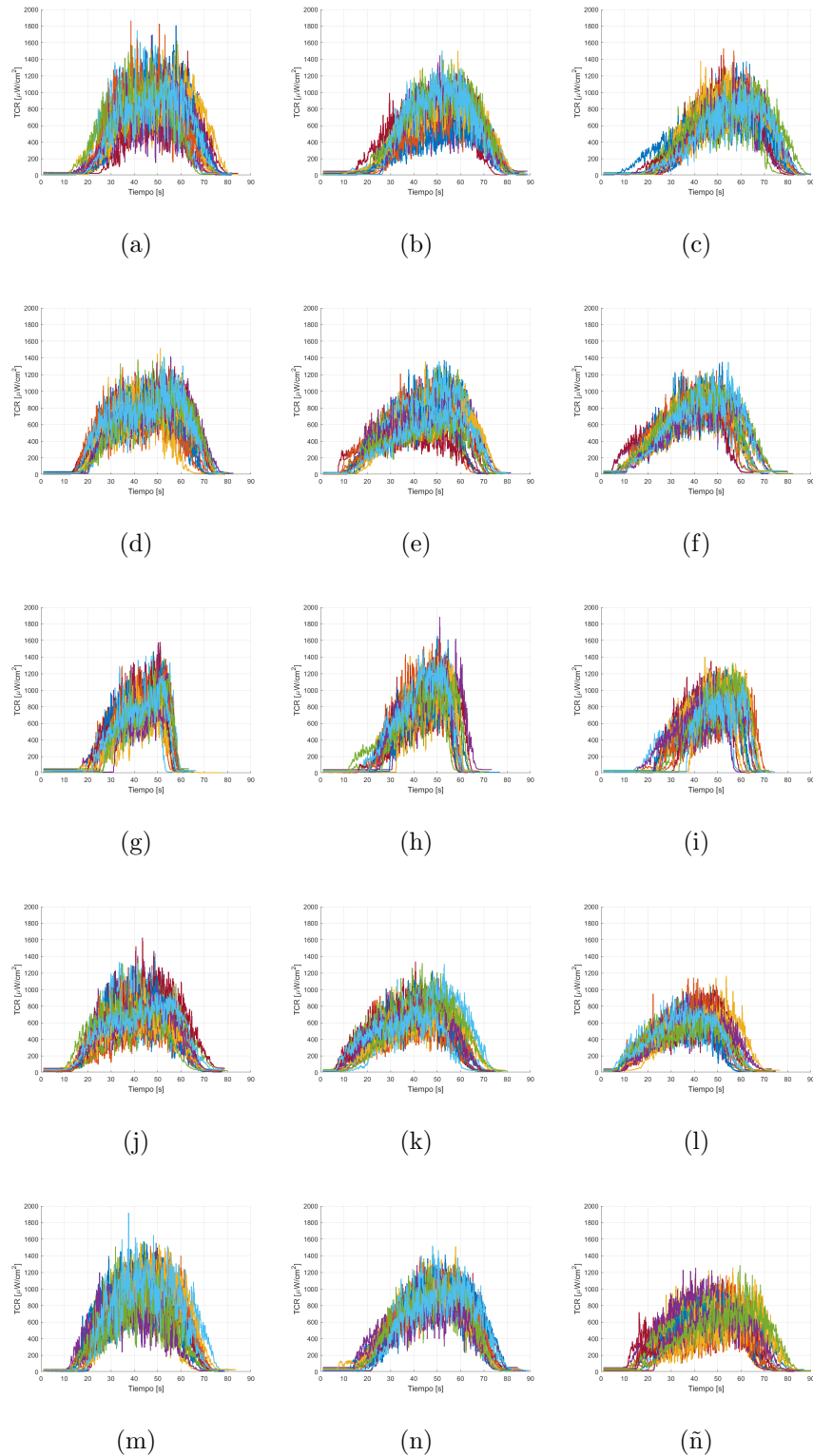


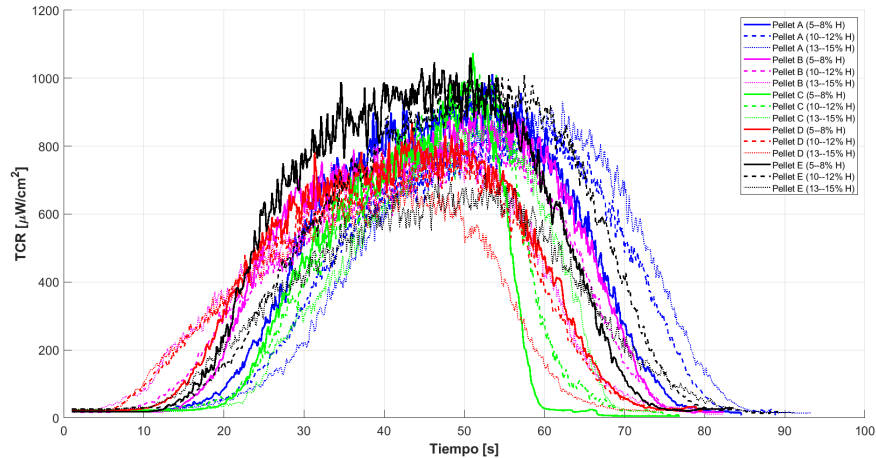
Fig. 4.6: TCR vs Tiempo de muestra de pellet B.

Como se muestra en la Fig. 4.7, para cada una de las marcas de pellets analizadas, la intensidad de las curvas TCR tiende a disminuir a medida que aumenta el contenido de humedad de la biomasa. Esta tendencia se repite de forma consistente en las distintas condiciones evaluadas, lo que sugiere una posible relación entre la humedad y el comportamiento radiométrico durante la combustión. Cada muestra presenta un patrón característico de quema, con pendientes específicas en la fase de incremento y descenso, alcanzando el máximo de radiación continua en diferentes momentos del proceso. Estos resultados se resumen en la Fig. 4.8, donde se representa la curva promedio de TCR para cada combinación de marca y condición. Los valores promedio y desviaciones estándar del TCR se presentan en la columna correspondiente de la Tabla 4.2.

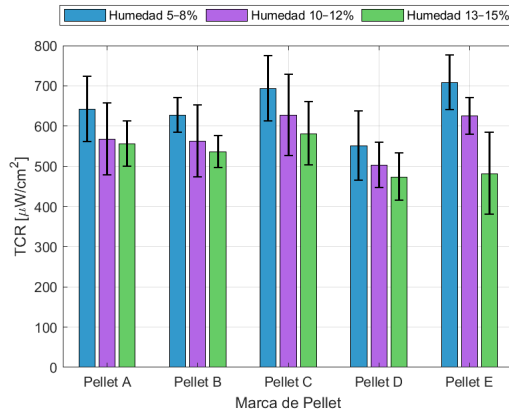
Para cuantificar la diferencia presentada por las distintas marcas y condiciones en la Fig. 4.7, se muestra el siguiente histograma, con su respectivo promedio y error Fig. 4.9



**Fig. 4.7:** TCR promedio en función del tiempo para distintas marcas y humedades de pellets. Cada fila muestra: (a–c) Pellet A: 8.55 %, 11.84 %, 14.15 %; (d–f) Pellet B: 7.68 %, 11.96 %, 14.22 %; (g–i) Pellet C: 6.05 %, 11.75 %, 14.91 %; (j–l) Pellet D: 6.49 %, 10.28 %, 13.40 %; (m–o) Pellet E: 5.91 %, 11.15 %, 15.52 %.



**Fig. 4.8:** Curvas TCR promedio para cada combinación de marca y condición. Se observa la evolución típica del comportamiento radiométrico durante la combustión, diferenciada por color y tipo de línea según marca y condición.



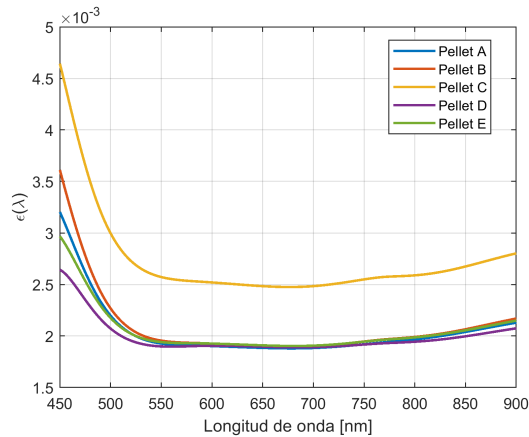
**Fig. 4.9:** Histograma de TCR promedio con su respectiva desviación estándar para cada combinación de marca y condición. Se diferencia por color según marca y condición de humedad.

### 4.3.3. Emisividad, Energía Total Continua (TCE) y Poder Calorífico Óptico (OCP)

Una vez obtenidas todas las curvas de TCR a lo largo del tiempo de combustión de cada muestra de biomasa, se hizo necesario cuantificar la energía total irradiada durante dicho proceso. Para ello, se calculó la integral de la curva TCR respecto al tiempo y se multiplicó por el

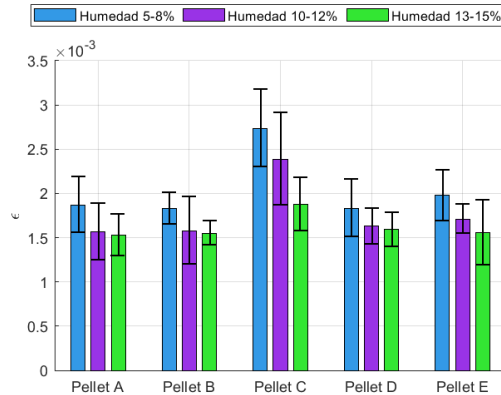
área del detector, luego se multiplica por la emisividad, obteniendo así la variable óptica TCE (en  $\mu J$ ), la cual representa la energía total emitida durante la combustión. Los valores de TCE calculados para cada muestra se resumen en la Tabla 4.2, columna *TCE*. Se puede observar en la Fig. 4.12 el comportamiento de los valores de TCE antes de ser multiplicados por la emisividad con respecto a las diferentes condiciones y marcas de pellets.

Se observa en la Fig. 4.10 que la emisividad se mantiene aproximadamente constante en el intervalo 500–900 nm, en concordancia con la literatura, lo que respalda el uso del método de dos longitudes de onda. Asimismo, las curvas correspondientes a pellets de madera presentan valores similares entre sí, mientras que el pellet de cáscara de avellana exhibe una emisividad mayor. Finalmente, la Fig. 4.11 muestra la variación de la emisividad según la condición de humedad, donde se repite el mismo patrón descrito. Los valores de emisividad calculados para cada muestra se resumen en la Tabla 4.2, columna  $\epsilon$ .

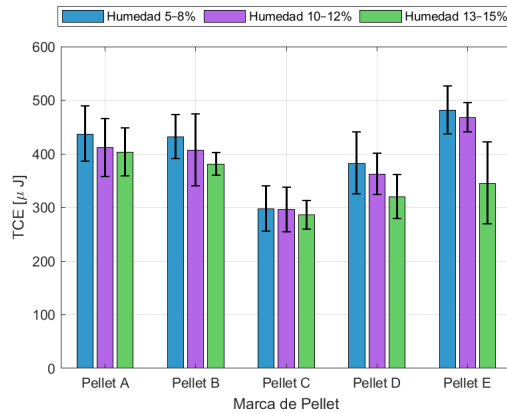


**Fig. 4.10:** Comportamiento de la emisividad con respecto a su longitud de onda de las diferentes marcas de pellets.

Con estos resultados, y a partir de la ecuación 4.18, se procedió al cálculo del parámetro óptico OCP (Optical Calorific Power, en  $\mu J/kg$ ), el cual permite estimar un índice de poder calorífico desde una perspectiva óptica. A diferencia del poder calorífico tradicional, que se obtiene mediante métodos termoquímicos, el OCP relaciona la energía ópticamente emitida (TCE) con la masa del combustible, proporcionando una medida del rendimiento energético radiado por unidad de masa. Esta variable es clave para establecer comparaciones entre diferentes tipos de biomasa en función de su comportamiento radiométrico durante la combustión. En la Fig. 4.13,



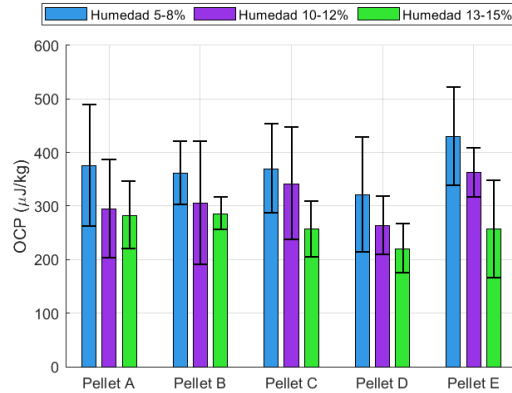
**Fig. 4.11:** Histograma de la emisividad promedio con su respectiva desviación estándar para cada combinación de marca y condición. Se diferencia por color según marca y condición.



**Fig. 4.12:** Histograma de TCE promedio con su respectiva desviación estándar para cada combinación de marca y condición. Se diferencia por color según marca y condición.

se puede ver el comportamiento que tiene esta variable con respecto a las diferentes marcas y condiciones. Los valores de OCP calculados para cada muestra se resumen en la Tabla 4.2, columna *OCP*.

Esta nueva variable propuesta promete ser una herramienta útil, ya que nos permite cuantificar el cambio energético de la llama en función de su masa, esto podría categorizar según su rendimiento/calidad el pellet de forma mucho más rápida y sencilla.



**Fig. 4.13:** Histograma de OCP promedio con su respectiva desviación estándar para cada combinación de marca y condición. Se diferencia por color según marca y condición.

#### 4.3.4. Tiempo de combustión, Temperatura e intensidades K y Na

A partir de los espectros continuos obtenidos durante la combustión, se determinó el tiempo de combustión por muestra y condición (Fig. 4.14) y se estimó la temperatura de la llama mediante la Ec. 4.14. Esta última constituye una aproximación óptica de la temperatura efectiva de la emisión, al ponderar la distribución de energía en función de la longitud de onda. En la Fig. 4.15 se observa que la temperatura permanece relativamente estable a lo largo del proceso, con baja variabilidad; esta estabilidad se corrobora al comparar entre marcas y niveles de humedad (Fig. 4.16). Los valores promedio y sus desviaciones estándar se resumen en la Tabla 4.2, columna *Temp.*

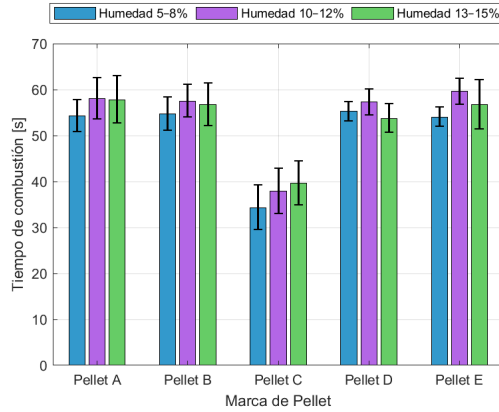


Fig. 4.14: Tiempo de combustión de las distintas marcas y humedades de los pellets

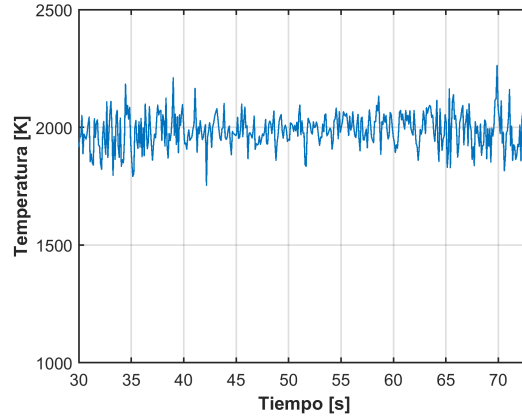
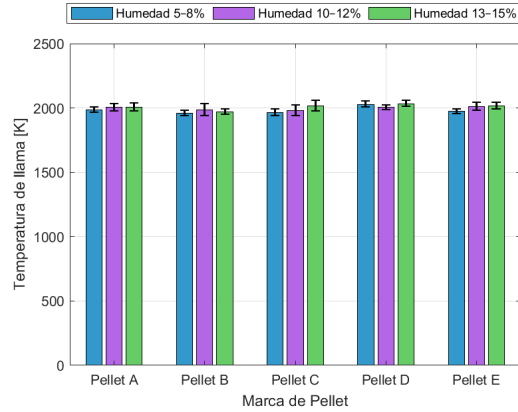
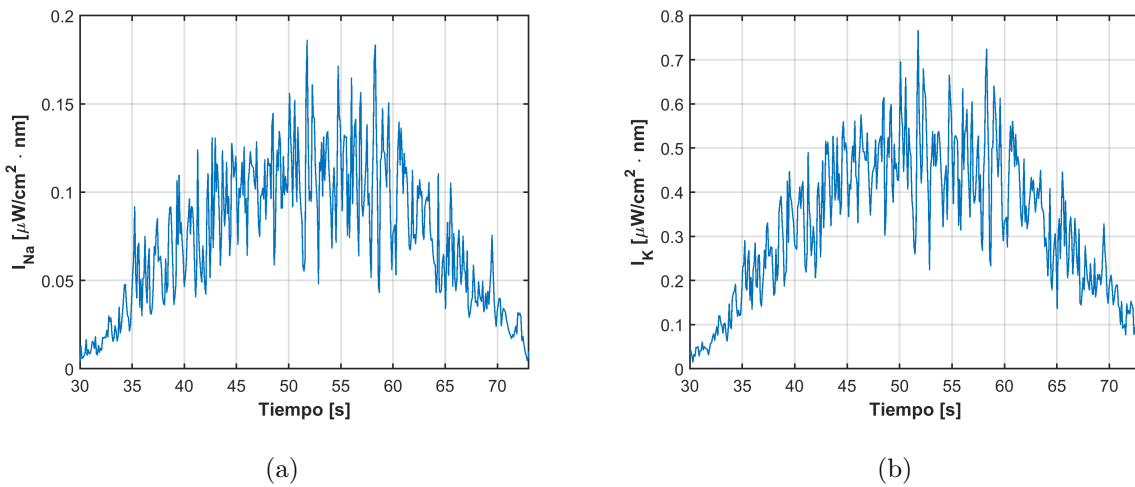


Fig. 4.15: Temperatura durante el tiempo de combustión de la muestra de pellet

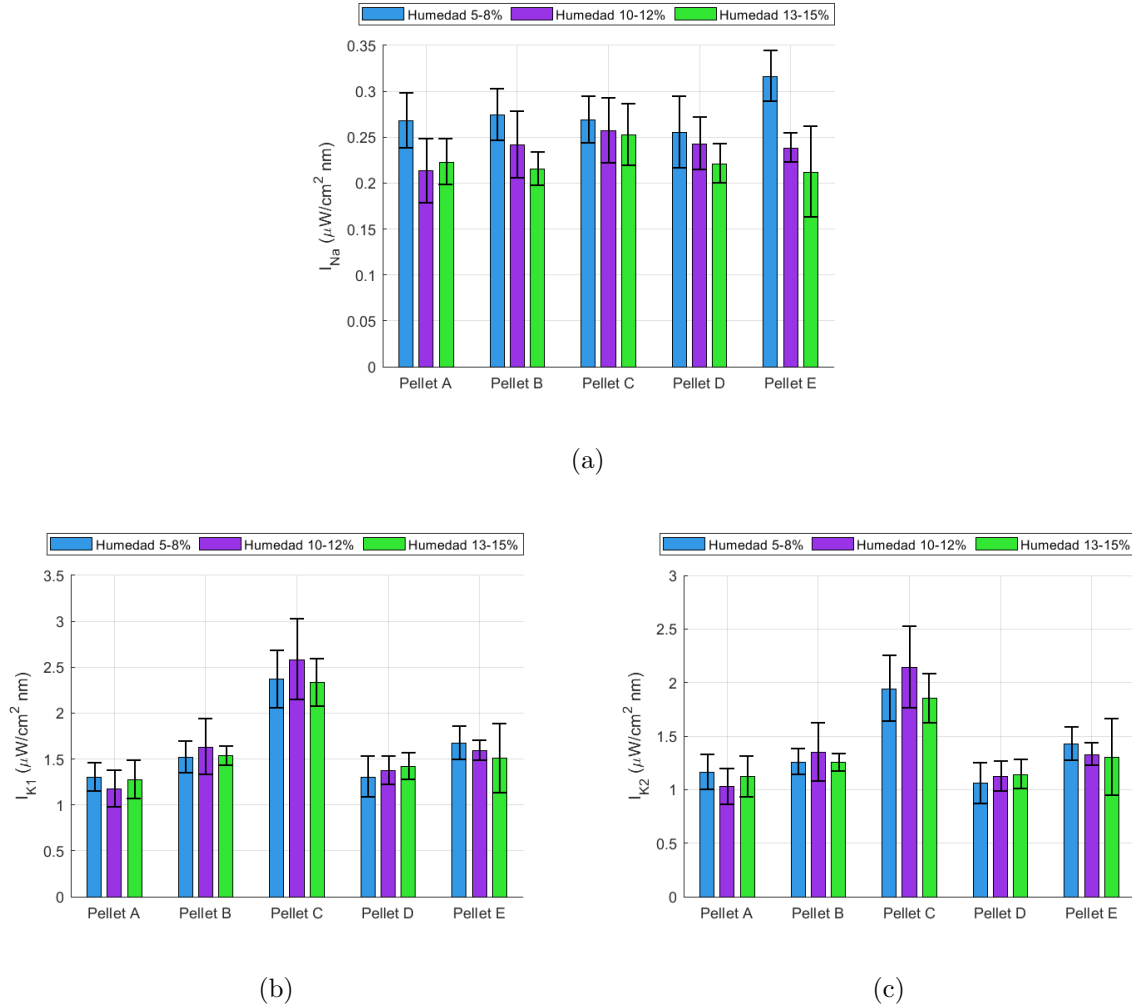
A partir del algoritmo *airPLS* se separó el continuo del contenido discreto del espectro; con este último se obtuvo la evolución temporal de las intensidades de sodio (Na) y potasio (K) (Fig. 4.17). Ambas señales exhiben variabilidad en el tiempo y presentan un ascenso marcado al inicio de la combustión, lo que proporciona un hito temporal coherente con el tiempo de combustión estimado y útil para la determinación de *TCR*. Al analizar la distribución por condiciones de humedad (Fig. 4.18), se observa que la intensidad de Na disminuye sistemáticamente al aumentar la humedad, mientras que la de K se mantiene, en promedio, relativamente constante. Los promedios y desviaciones estándar se resumen en la Tabla 4.2, columna  $I_{Na}$ ,  $I_{K1}$ ,  $I_{K2}$ .



**Fig. 4.16:** Histograma de temperatura promedio con su respectiva desviación estándar para cada combinación de marca y condición. Se diferencia por color según marca y condición.



**Fig. 4.17:** Intensidades de compuestos ionicos durante el tiempo de combustión, (a) Intensidad de Sodio y (b) Intensidad de potasio.



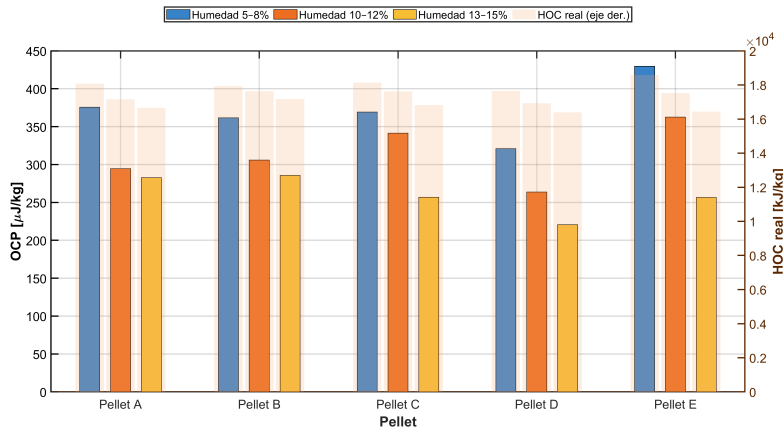
**Fig. 4.18:** Histograma de concentraciones de sodio y potasio promedio con su respectiva desviación estándar para cada combinación de marca y condición. Se diferencia por color según marca y condición.

#### 4.3.5. Análisis de parámetros radiométricos

Una vez estimadas las principales variables ópticas derivadas del procesamiento espectral, radiación continua total (TCR), energía continua total (TCE), poder calorífico óptico (OCP), temperatura de llama e intensidades relativas de sodio (Na) y potasio (K), se analizó su comportamiento para comparar el desempeño de combustión entre marcas y niveles de humedad. En particular, estas métricas permiten describir el estado térmico–radiométrico de la llama y su variación bajo condiciones físico-químicas contrastadas, proporcionando una base cuantitativa

para evaluar diferencias de rendimiento entre combustibles.

Como métrica integradora, el OCP permite resumir la emisión continua total asociada a un evento de combustión y, por tanto, facilita la categorización del rendimiento energético del pellet bajo condiciones controladas. En términos generales, al incrementar el contenido de humedad se observa una disminución de la energía radiométrica continua asociada a la llama, lo que se traduce en menores valores de OCP y en cambios concomitantes en TCR/TCE y en la dinámica de temperatura. Esta tendencia se evalúa comparando OCP con el poder calorífico neto (HOC) determinado de manera independiente mediante calorimetría, tal como se muestra en la Fig. 4.19.



**Fig. 4.19:** Comparación entre la métrica radiométrica OCP y el poder calorífico neto HOC.

Con el propósito de visualizar y comparar el comportamiento radiométrico de las muestras bajo distintas condiciones, se incluye además la Tabla 4.2, que resume los valores promedio y sus desviaciones estándar para cada marca y nivel de humedad. Este resumen facilita la evaluación cuantitativa entre condiciones, permite identificar patrones consistentes (por ejemplo, tendencias con la humedad) y sirve como base para los análisis comparativos y de correlación presentados posteriormente.

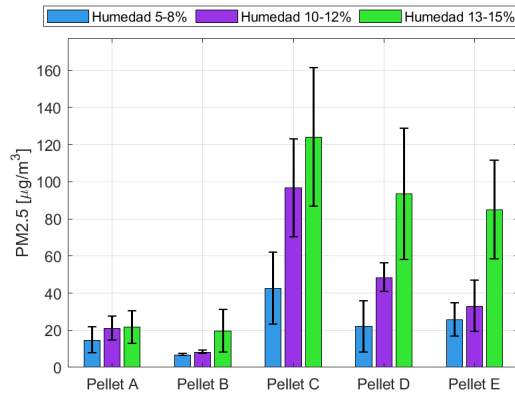
En conjunto, este análisis respalda el uso de variables espectrales como herramientas no invasivas para caracterizar y comparar el comportamiento energético de biocombustibles sólidos, con potencial de aplicación en monitoreo continuo y evaluación comparativa de calidad.

**Tabla 4.2:** Resumen de parámetros radiométricos para pellets comerciales. H: humedad (%); TCR: radiación total continua ( $\mu\text{W}/\text{cm}^2$ ); TCE: energía total continua ( $\mu\text{J}$ ); OCP: poder calorífico óptico ( $\mu\text{J}/\text{kg}$ );  $T_c$ : tiempo de combustión (s); T: temperatura (K);  $\epsilon$ : emisividad ( $10^{-3}$ );  $I_{Na}$ ,  $I_{K1}$  e  $I_{K2}$ : intensidades espectrales de Na y K ( $\mu\text{W}/\text{nm}\cdot\text{cm}^2$ ). Valores promedio  $\pm$  desviación estándar.

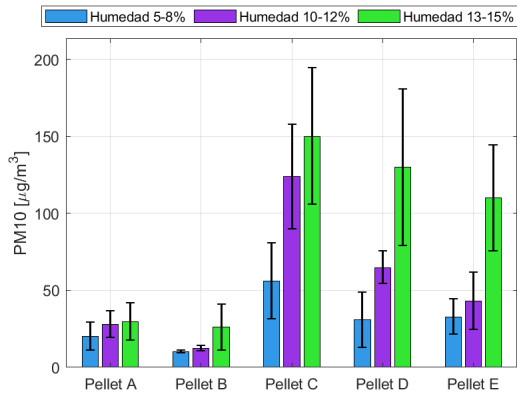
Marca	Especie/Prod.	H	TCR	TCE	OCP	$T_c$	T	$\epsilon$	$I_{Na}$	$I_{K1}$	$I_{K2}$
Pellet A	Pino Oregón	8,55	641,61 $\pm$ 81,16	437,01 $\pm$ 51,36	375,68 $\pm$ 113,08	54,24 $\pm$ 3,47	1984,93 $\pm$ 20,25	1,87 $\pm$ 0,32	0,27 $\pm$ 0,03	1,35 $\pm$ 0,15	1,22 $\pm$ 0,16
	<i>Pseudotsuga</i>	11,84	567,02 $\pm$ 89,47	411,59 $\pm$ 54,00	294,56 $\pm$ 91,33	58,02 $\pm$ 4,51	2003,21 $\pm$ 30,16	1,57 $\pm$ 0,32	0,21 $\pm$ 0,03	1,23 $\pm$ 0,21	1,00 $\pm$ 0,17
	<i>menziesii</i>	14,15	554,99 $\pm$ 56,33	402,75 $\pm$ 44,97	282,78 $\pm$ 62,93	57,80 $\pm$ 5,14	2004,52 $\pm$ 30,89	1,53 $\pm$ 0,23	0,22 $\pm$ 0,02	1,34 $\pm$ 0,21	1,12 $\pm$ 0,19
Pellet B	Pino radiata	7,68	626,90 $\pm$ 42,91	431,91 $\pm$ 41,38	361,50 $\pm$ 59,52	54,73 $\pm$ 3,66	1957,01 $\pm$ 20,53	1,83 $\pm$ 0,18	0,27 $\pm$ 0,03	1,54 $\pm$ 0,17	1,38 $\pm$ 0,12
	<i>Pinus</i>	11,96	562,41 $\pm$ 88,73	406,64 $\pm$ 66,83	305,85 $\pm$ 114,85	57,51 $\pm$ 3,59	1984,74 $\pm$ 47,41	1,58 $\pm$ 0,38	0,24 $\pm$ 0,04	1,63 $\pm$ 0,30	1,41 $\pm$ 0,27
	<i>radiata</i>	14,22	535,45 $\pm$ 40,07	380,61 $\pm$ 21,07	285,71 $\pm$ 30,60	56,73 $\pm$ 4,68	1969,00 $\pm$ 21,27	1,55 $\pm$ 0,13	0,22 $\pm$ 0,02	1,51 $\pm$ 0,11	1,30 $\pm$ 0,08
Pellet C	C. avellana	6,05	693,03 $\pm$ 81,06	297,08 $\pm$ 42,25	369,21 $\pm$ 83,17	34,33 $\pm$ 4,87	1964,42 $\pm$ 25,95	2,74 $\pm$ 0,44	0,27 $\pm$ 0,03	2,47 $\pm$ 0,31	1,93 $\pm$ 0,31
	<i>Corylus</i>	11,75	627,12 $\pm$ 100,90	295,73 $\pm$ 42,12	341,48 $\pm$ 104,67	37,88 $\pm$ 4,87	1978,76 $\pm$ 40,53	2,39 $\pm$ 0,52	0,26 $\pm$ 0,04	2,65 $\pm$ 0,44	2,11 $\pm$ 0,38
	<i>avellana</i>	14,91	580,97 $\pm$ 79,05	285,99 $\pm$ 26,80	256,88 $\pm$ 51,82	39,62 $\pm$ 4,82	2018,08 $\pm$ 41,80	1,87 $\pm$ 0,30	0,25 $\pm$ 0,03	2,30 $\pm$ 0,26	1,93 $\pm$ 0,23
Pellet D	Lenga	6,49	551,00 $\pm$ 86,40	382,54 $\pm$ 57,75	320,97 $\pm$ 106,50	55,24 $\pm$ 2,09	2028,11 $\pm$ 24,13	1,83 $\pm$ 0,32	0,26 $\pm$ 0,04	1,36 $\pm$ 0,22	1,13 $\pm$ 0,19
	<i>Nothofagus</i>	10,28	502,73 $\pm$ 56,91	361,72 $\pm$ 38,47	263,60 $\pm$ 54,87	57,28 $\pm$ 2,81	2003,78 $\pm$ 18,27	1,63 $\pm$ 0,20	0,24 $\pm$ 0,03	1,47 $\pm$ 0,16	1,15 $\pm$ 0,14
	<i>pumilio</i>	13,40	473,45 $\pm$ 58,94	319,91 $\pm$ 40,68	220,51 $\pm$ 46,08	53,76 $\pm$ 3,13	2033,50 $\pm$ 23,07	1,59 $\pm$ 0,20	0,22 $\pm$ 0,02	1,46 $\pm$ 0,15	1,11 $\pm$ 0,14
Pellet E	Pino radiata	5,91	708,46 $\pm$ 67,88	481,46 $\pm$ 44,91	429,72 $\pm$ 91,36	54,05 $\pm$ 2,10	1974,13 $\pm$ 18,06	1,98 $\pm$ 0,28	0,32 $\pm$ 0,03	1,79 $\pm$ 0,18	1,46 $\pm$ 0,15
	<i>Pinus</i>	11,15	624,85 $\pm$ 45,65	467,38 $\pm$ 27,32	362,47 $\pm$ 45,87	59,57 $\pm$ 2,77	2011,58 $\pm$ 30,03	1,71 $\pm$ 0,16	0,24 $\pm$ 0,02	1,65 $\pm$ 0,11	1,30 $\pm$ 0,11
	<i>radiata</i>	15,52	481,73 $\pm$ 101,34	345,08 $\pm$ 76,06	256,60 $\pm$ 91,41	56,75 $\pm$ 5,34	2013,83 $\pm$ 25,94	1,56 $\pm$ 0,36	0,21 $\pm$ 0,05	1,50 $\pm$ 0,38	1,36 $\pm$ 0,35

### 4.3.6. Obtención de parámetros no radiométricos

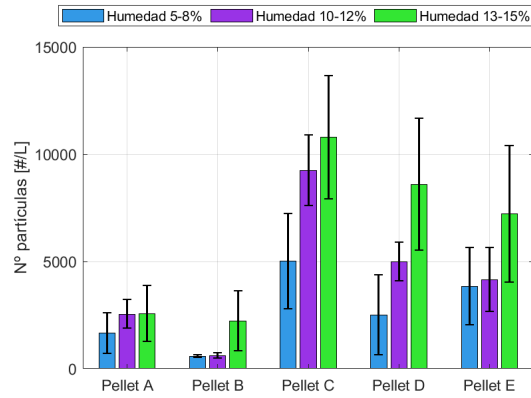
A partir de las distintas muestras de pellets (marcas y condiciones de humedad), se midieron las emisiones de material particulado en la salida de la estufa con el analizador Temtop M2000 durante 300s, una vez estabilizada la combustión. En la Fig. 4.23 se presentan los resultados para diferentes marcas y condiciones de humedad de (a) PM2.5, (b) PM10 y (c) número de partículas. Se observa una tendencia consistente al alza de las concentraciones con el incremento del contenido de humedad del pellet, en concordancia con lo reportado en la literatura. Los valores promedio y sus desviaciones estándar se resumen en la Tabla 4.3 (columnas *PM2.5*, *PM10* y *N.<sup>o</sup> de partículas*).



(a)



(b)



(c)

Fig. 4.20: (a) PM 2.5 (b) PM10 y (c) Número de partículas.

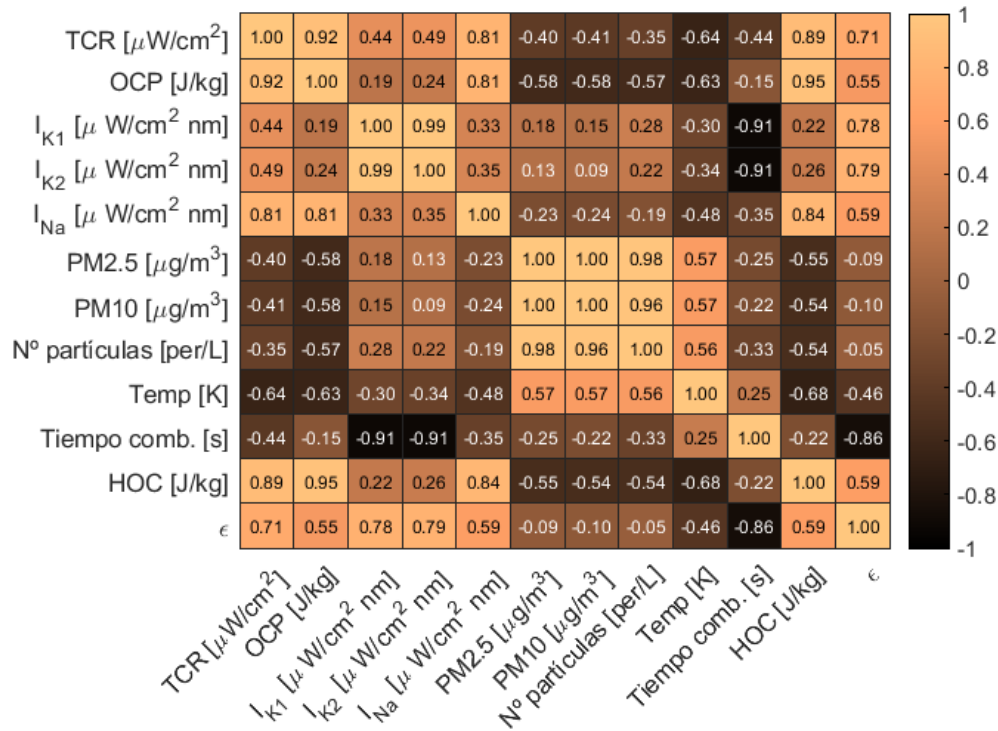
**Tabla 4.3:** Resumen de parámetros de material particulado y número de partículas para pellets comerciales: marca, humedad y valores promedio  $\pm$  error estándar.

Marca	Especie o Producto	Humedad (%)	PM2.5 [ $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ]	PM10 [ $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ]	Nº partículas [# /L]
Pellet A	Pino Oregón	8,55	14,67 $\pm$ 6,98	20,25 $\pm$ 9,06	1656,25 $\pm$ 941,62
	<i>Pseudotsuga menziesii</i>	11,84	20,98 $\pm$ 6,37	27,77 $\pm$ 8,65	2540,07 $\pm$ 674,21
		14,15	21,61 $\pm$ 8,83	29,50 $\pm$ 12,06	2562,70 $\pm$ 1308,36
Pellet B	Pino Radiata	7,68	6,81 $\pm$ 0,55	10,07 $\pm$ 0,80	572,22 $\pm$ 67,43
	<i>Pinus radiata</i>	11,96	8,21 $\pm$ 0,96	12,30 $\pm$ 1,61	602,98 $\pm$ 119,07
		14,22	19,48 $\pm$ 11,55	26,13 $\pm$ 14,93	2232,28 $\pm$ 1394,54
Pellet C	Cáscara de avellana	6,05	42,56 $\pm$ 19,32	56,12 $\pm$ 24,75	5005,89 $\pm$ 2216,86
	<i>Corylus avellana</i>	11,75	96,60 $\pm$ 26,32	123,72 $\pm$ 33,87	9246,94 $\pm$ 1633,66
		14,91	123,90 $\pm$ 37,26	150,04 $\pm$ 44,21	10786,62 $\pm$ 2861,46
Pellet D	Lenga	6,49	21,90 $\pm$ 13,77	30,86 $\pm$ 17,99	2490,46 $\pm$ 1861,58
	<i>Nothofagus pumilio</i>	10,28	48,43 $\pm$ 7,63	64,85 $\pm$ 10,59	4986,12 $\pm$ 903,22
		13,40	93,34 $\pm$ 35,35	129,91 $\pm$ 50,84	8590,47 $\pm$ 3068,19
Pellet E	Pino Radiata	5,91	25,73 $\pm$ 9,08	32,83 $\pm$ 11,33	3850,58 $\pm$ 1802,11
	<i>Pinus radiata</i>	11,15	33,01 $\pm$ 13,77	43,08 $\pm$ 18,74	4152,84 $\pm$ 1501,51
		15,52	85,00 $\pm$ 26,58	109,94 $\pm$ 34,27	7211,62 $\pm$ 3191,72

#### 4.3.7. Correlación de parámetros

Para explorar el comportamiento conjunto de las variables, se aplicó el coeficiente de correlación de Pearson entre los parámetros radiométricos y no radiométricos. Este análisis permite identificar tendencias y asociaciones relevantes, por ejemplo, entre la dinámica de la llama y las emisiones de contaminantes, así como posibles vínculos entre la respuesta óptica y las medidas de referencia (físico-químicas y ambientales). A continuación, en la Fig. 4.21 se presenta la correlación de Pearson entre los diferentes parámetros obtenidos.

La matriz de correlaciones muestra tres resultados centrales. Primero, existe una asociación muy fuerte entre los descriptores radiométricos y el poder calorífico de referencia: TCR con OCP ( $r \approx 0,92$ ), OCP con HOC ( $r \approx 0,95$ ) y TCR con HOC ( $r \approx 0,89$ ). Esto respalda que una fracción sustantiva del intercambio energético durante la combustión se expresa en el continuo visible–NIR capturado por el sistema, aun cuando esta ventana sólo cubre una parte del espectro total.



**Fig.** 4.21: Correlación de los distintos parámetros obtenidos por la combustión de las distintas marcas y humedades de pellet.

Segundo, las líneas alcalinas guardan una correlación positiva con respecto a la emisividad  $I_{K1}-\epsilon$  ( $r\approx 0,78$ ) y  $I_{K2}-\epsilon$  ( $r\approx 0,79$ ) y se muestra una relación inversa con respecto al tiempo de combustión, lo que se puede interpretar como que ha medida que aumenta el tiempo de combustión, el cual aumenta debido a la humedad del pellet, las intensidades de potasio disminuyen  $I_{K1}, I_{K2}-\text{Tiempo comb}$  ( $r\approx -0,91$ ).

Tercero, las métricas de material particulado están altamente interrelacionadas entre sí (PM2.5–PM10,  $r\approx 1$ ; PM–N° partículas,  $r\approx 0,98$ ) y presentan correlaciones inversas con el continuo radiométrico (TCR–PM2.5,  $r\approx 0,40$ ; TCR–PM10,  $r\approx 0,41$ ; TCR–N° partículas,  $r\approx 0,35$ ), el HOC sigue el mismo signo, con correlaciones negativas de mayor magnitud con PM2.5 ( $\approx 0,58$ ), PM10 ( $\approx 0,58$ ) y número de partículas ( $\approx 0,57$ ); es decir, combustiones con mayor rendimiento energético tienden a exhibir menores cargas de PM en el punto de medición. La emisividad efectiva ( $\epsilon$ ) se correlaciona positivamente con TCR ( $r\approx 0,71$ ), OCP ( $r\approx 0,55$ ) y HOC ( $r\approx 0,59$ ), en línea con la interpretación radiativa del continuo.

Los análisis de correlación presentados en esta sección se asocian directamente al Objetivo específico 2, en cuanto evalúan cómo las métricas radiométricas, la temperatura de la llama e intensidades de Na y K, se relacionan con las emisiones de material particulado para distintas marcas de pellet y niveles de humedad. Estos resultados permiten cuantificar el vínculo entre la información radiométrica de la llama y un indicador tradicional de calidad de la combustión, avanzando en el cumplimiento del objetivo general de la tesis.

## **4.4. Estimación del poder calorífico**

En esta sección se aborda el Objetivo Específico 3, correspondiente a la estimación del poder calorífico neto de referencia (HOC) de pellets de distintas marcas y contenidos de humedad mediante modelos de regresión. Para ello, se construyen y evalúan modelos de mínimos cuadrados ordinarios (OLS) sustentados en métricas radiométricas derivadas de la combustión (en particular OCP), y se comparan posteriormente con modelos de mínimos cuadrados parciales (PLS) ajustados directamente desde los espectros de emisión en el rango visible. El propósito es cuantificar en qué medida la información radiométrica de la llama permite inferir la calidad energética del combustible, utilizando como patrón los valores de HOC obtenidos por calorimetría.

Motivado por la alta asociación observada entre OCP y HOC (Fig. 4.19), se adoptan dos enfoques complementarios para estimar HOC a partir de información óptica: un ajuste lineal OCP–HOC mediante OLS (analizado tanto de forma estratificada por especie como de forma global), y un modelo PLS utilizando el espectro completo como variable predictora. A continuación se presentan los resultados del enfoque OLS.

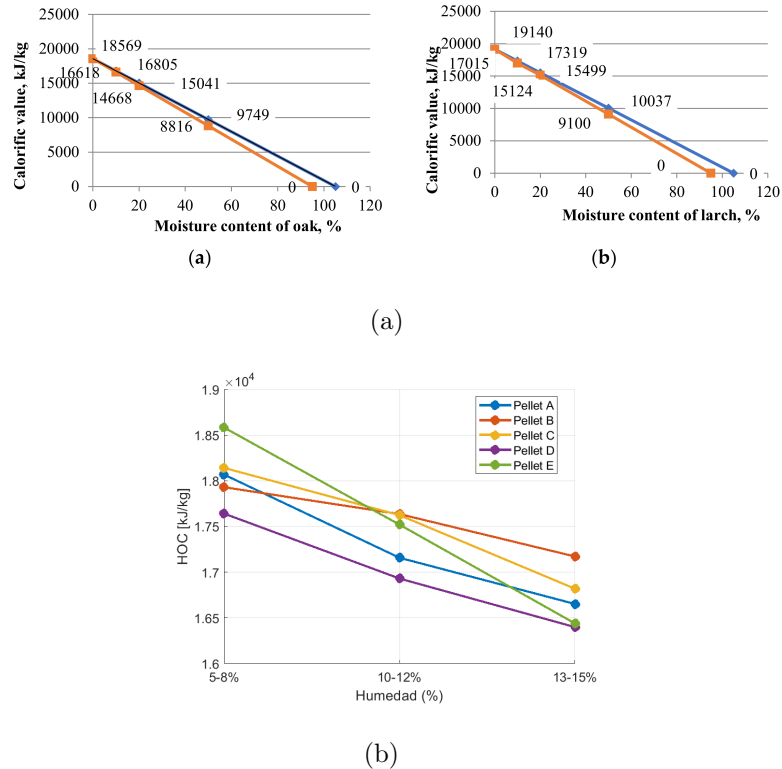
### **4.4.1. Regresión lineal (OLS) basada en OCP**

La regresión lineal se formuló utilizando OCP como predictor, por ser una métrica integradora derivada de la energía continua emitida durante el evento de combustión y normalizada por la masa del pellet. En términos operacionales, OCP resume el comportamiento radiométrico asociado al continuo de la llama y permite establecer una relación directa con el poder calorífico neto de referencia.

Con el fin de analizar la estabilidad de la relación OCP–HOC frente a diferencias de biomasa y humedad, se evaluaron dos configuraciones: un ajuste estratificado por especie y un ajuste global considerando simultáneamente todas las especies/marcas.

### Modelo estratificado por especie

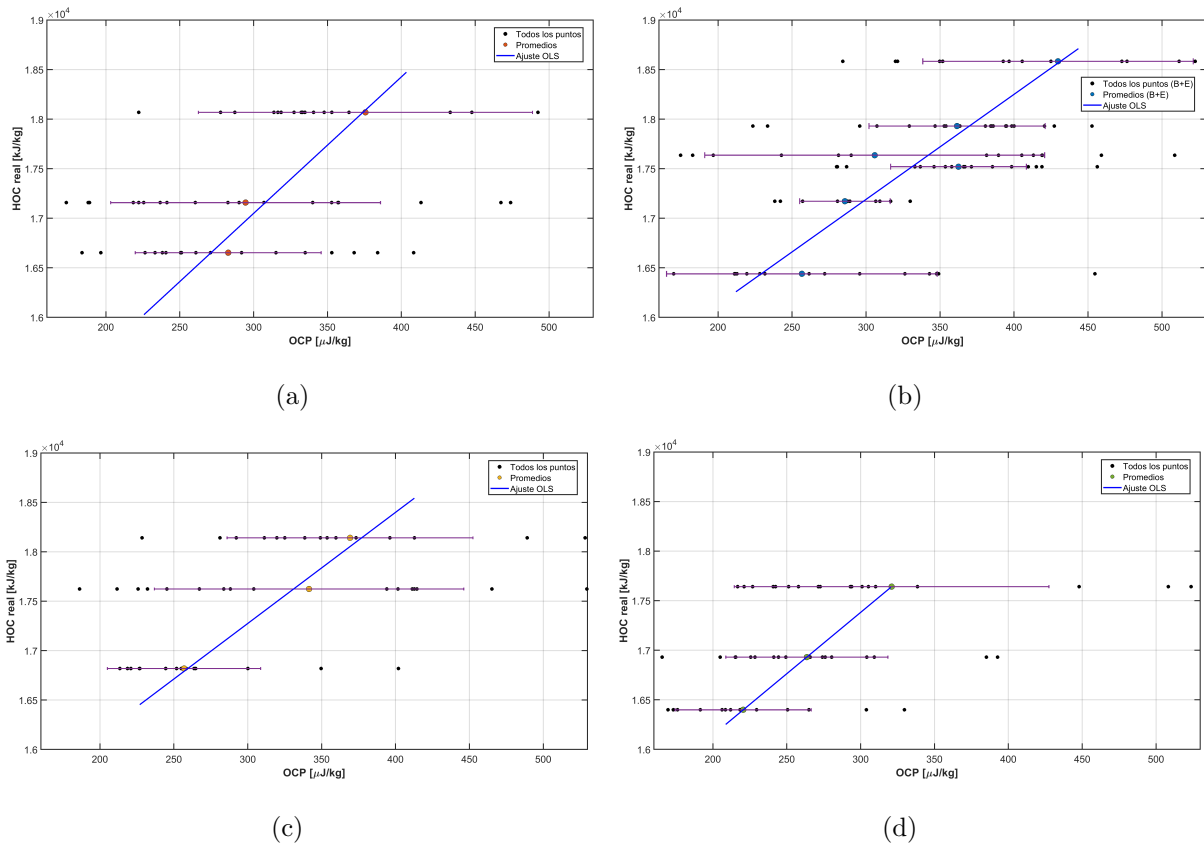
Es importante considerar que HOC no es universal: cada biomasa presenta un rango característico de poder calorífico, el cual puede variar además con condiciones fisicoquímicas tales como el contenido de humedad y la composición proximal. Esta variabilidad inter- e intra-especie se aprecia en la Fig. 4.22, donde se comparan las especies y las marcas utilizadas en esta tesis bajo diferentes condiciones de humedad.



**Fig. 4.22:** (a) Poder calorífico reportado para distintas biomazas. (b) Poder calorífico neto (HOC) medido para las marcas y condiciones de humedad consideradas en esta tesis.

Con base en lo anterior, los modelos OLS se ajustaron por especie. En particular, los pellets *Pinus radiata* (Pellets B y E) se agruparon en un mismo conjunto, mientras que *Pino oregón* (Pellet A), *Cáscara de avellana* (Pellet C) y *Lenga* (Pellet D) se modelaron por separado. Esta

estratificación permite capturar diferencias sistemáticas en la relación radiométrico–energética (OCP–HOC) atribuibles a la composición y a las propiedades fisicoquímicas de cada biomasa.

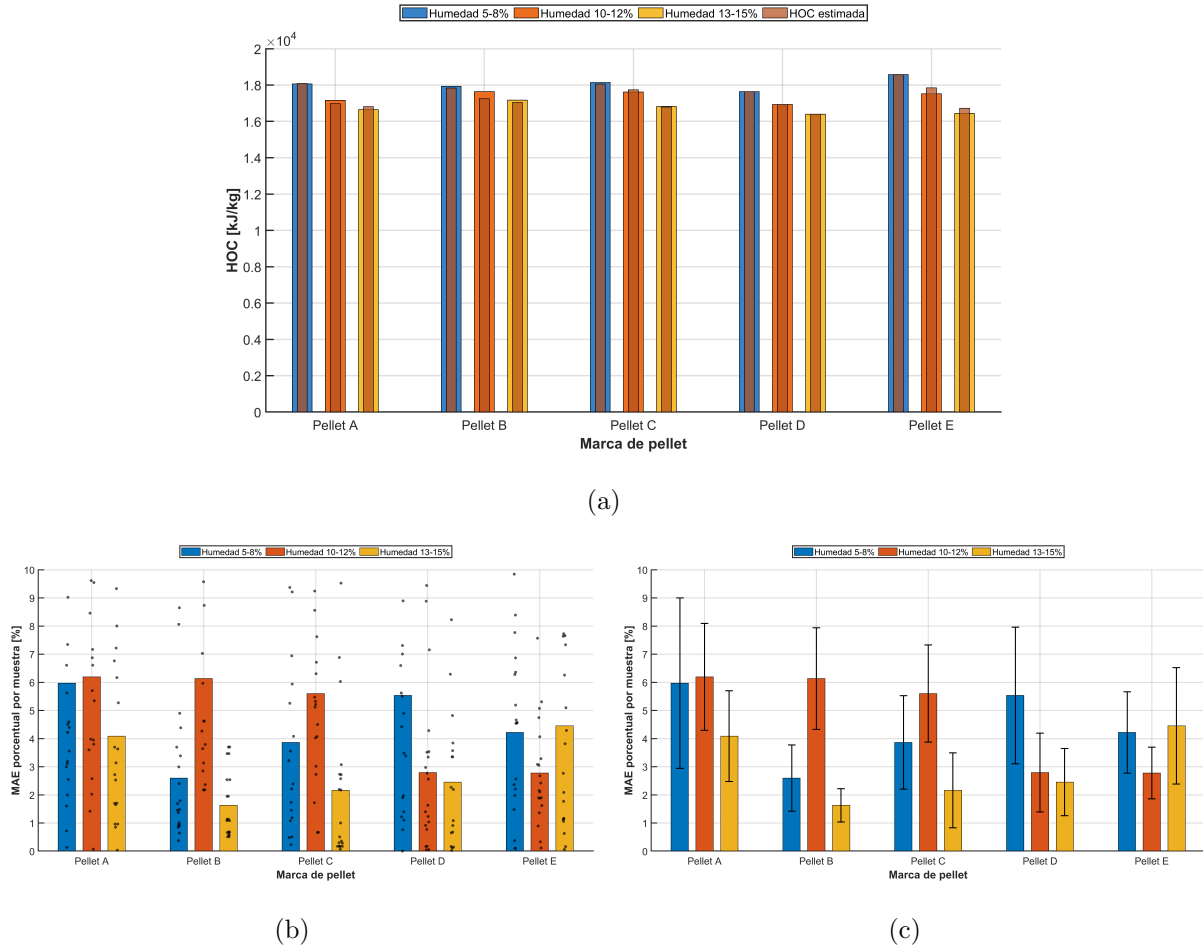


**Fig. 4.23:** Ajuste OLS por especie entre OCP y HOC: (a) *Pino oregón* (Pellet A), (b) *Pino radiata* (Pellets B+E), (c) *Cáscara de avellana* (Pellet C) y (d) *Lengua* (Pellet D).

Los modelos lineales obtenidos (Fig. 4.23) muestran un desempeño alto y consistente por especie: para *Pino oregón*  $R^2 = 0,95$  con  $y = 14,88x + 8543,76$ ; para *Pino radiata* (B+E)  $R^2 = 0,90$  con  $y = 8,54x + 12507,95$ ; para *Cáscara de avellana*  $R^2 = 0,95$  con  $y = 11,53x + 10220,56$ ; y para *Lengua*  $R^2 = 0,99$  con  $y = 15,90x + 8898,64$ .

Más allá del valor de  $R^2$ , las pendientes reflejan la sensibilidad de HOC frente a variaciones de OCP. En particular, *Lengua* y *Pino oregón* presentan respuestas más pronunciadas (pendientes del orden de 15–16), mientras que *Pino radiata* exhibe una pendiente menor ( $\sim 8,5$ ). Esto sugiere que, para un mismo incremento de OCP, el cambio esperado en HOC depende de la especie, lo cual es coherente con diferencias de composición (volátiles/cenizas) y con variaciones en la formación del continuo radiométrico entre biomásas.

Una vez ajustados los modelos por especie, se estimó  $\widehat{HOC}$  para las condiciones evaluadas y se comparó con HOC de referencia. La Fig. 4.24(a) muestra la comparación agregada por condición (promedios por marca y humedad), mientras que las Fig. 4.24(b)–(c) resumen el comportamiento del error absoluto medio en términos absolutos y porcentuales.

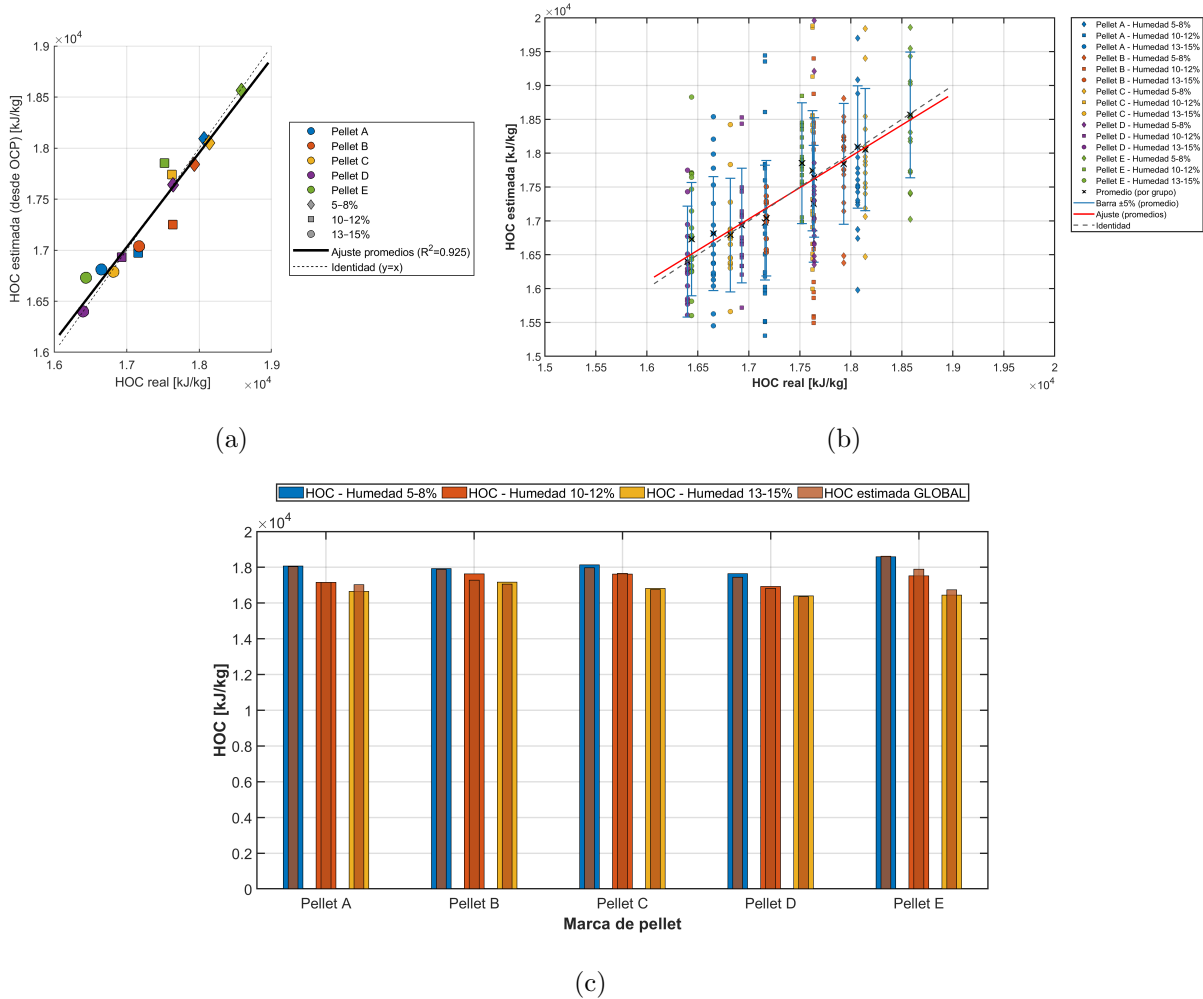


**Fig. 4.24:** Comparación entre HOC real y  $\widehat{HOC}$  estimado mediante OLS estratificado por especie. (a) Comparación por condición (promedio por marca y humedad). (b) MAE por marca (dispersión a nivel de muestra). (c) MAE porcentual por marca.

### Modelo global

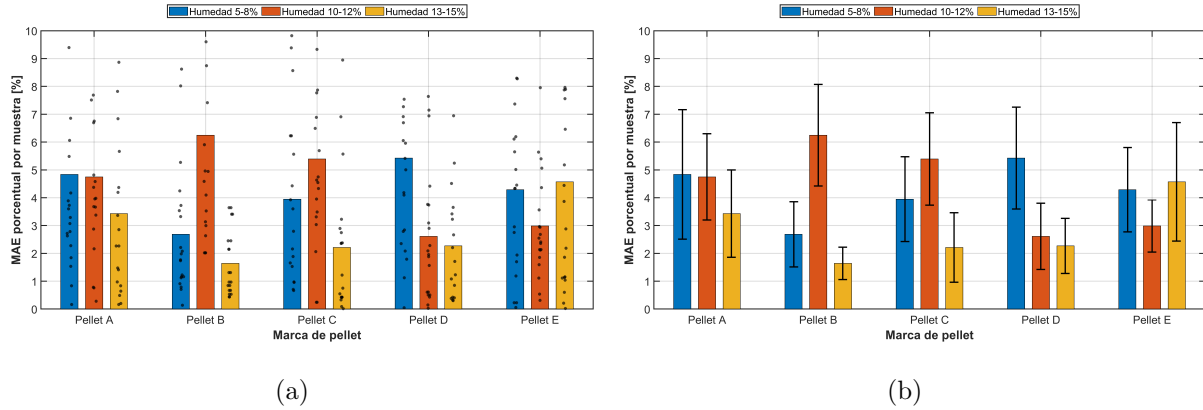
Como referencia comparativa, se ajustó además un modelo global considerando simultáneamente todas las especies y marcas. Este ajuste permite evaluar el desempeño de un único modelo lineal OCP–HOC cuando no se dispone de información de especie (o cuando se busca un esque-

ma de estimación más general). La Fig. 4.25 resume los resultados: la comparación agregada por condición, la dispersión global respecto de la recta de identidad y la comparación directa entre HOC real y estimado.



**Fig. 4.25:** Desempeño del modelo OLS global OCP–HOC. (a) Dispersión por condición (promedios por marca y humedad). (b) Dispersión global a nivel de muestra con recta de identidad. (c) Comparación agregada entre HOC real y estimado (promedio por condición).

A nivel agregado por condición, la estimación basada en el OCP promedio reproduce adecuadamente el HOC de referencia, mientras que, a nivel de muestra, la mayoría de los puntos se concentra en torno a la recta de identidad. En términos de error, la Fig. 4.26 resume el MAE porcentual del ajuste global, mostrando valores mayoritariamente acotados y una dispersión moderada muestra a muestra.



**Fig. 4.26:** Error absoluto medio porcentual (MAE %) entre HOC real y estimado mediante OLS global: dispersiones a nivel de muestra (izq.) y promedios por condición (der.).

En conjunto, los resultados confirman que la relación OCP–HOC es aproximadamente lineal y operativamente útil. La estratificación por especie mejora la precisión al capturar pendientes e interceptos especie–dependientes, mientras que el modelo global ofrece una alternativa más general con un desempeño competitivo al promediar por condición, lo que resulta relevante para escenarios de monitoreo comparativo bajo condiciones controladas.

#### 4.4.2. Regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS)

Para complementar el enfoque OLS basado en OCP, se evaluó un segundo enfoque de estimación de HOC utilizando regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS) a partir de los espectros de emisión completos en el rango visible. A diferencia del modelo lineal, que emplea un único predictor integrado, PLS explota la información distribuida a lo largo de  $\lambda$  y permite capturar relaciones multivariadas entre la forma espectral y el poder calorífico neto de referencia.

##### Construcción del conjunto de datos espectral

Para cada muestra (pellet individual), se seleccionaron  $W = 100$  espectros dentro de una ventana representativa de combustión. Considerando que todas las especies presentan tiempos de combustión superiores a 35 s (del orden de  $\geq 350$  espectros por ensayo), se utilizó como referencia el espectro ubicado en la mitad del proceso y se extrajeron 50 espectros anteriores y 50 posteriores. Esta selección busca caracterizar un régimen estable de combustión, reduciendo

la influencia de transitorios asociados a ignición y extinción.

Con el fin de evitar *data leakage*, la partición entrenamiento/prueba se realizó a nivel de muestra (bloques) y no a nivel de espectro individual. Para cada marca y condición de humedad, se definieron conjuntos de entrenamiento (60 %; 12 muestras  $\approx$  1200 espectros) y de prueba ciega (40 %; 8 muestras  $\approx$  800 espectros). En consecuencia, los espectros pertenecientes a una misma muestra no se distribuyen entre entrenamiento y prueba.

### Selección de componentes latentes y protocolo de validación

La selección del número de componentes latentes  $A$  se realizó exclusivamente sobre el conjunto de entrenamiento mediante validación cruzada  $k$ -fold, manteniendo el conjunto de prueba como test ciego en todas las etapas de ajuste y selección de hiperparámetros. En particular, se adoptó un valor nominal de  $K = 10$  pliegues.

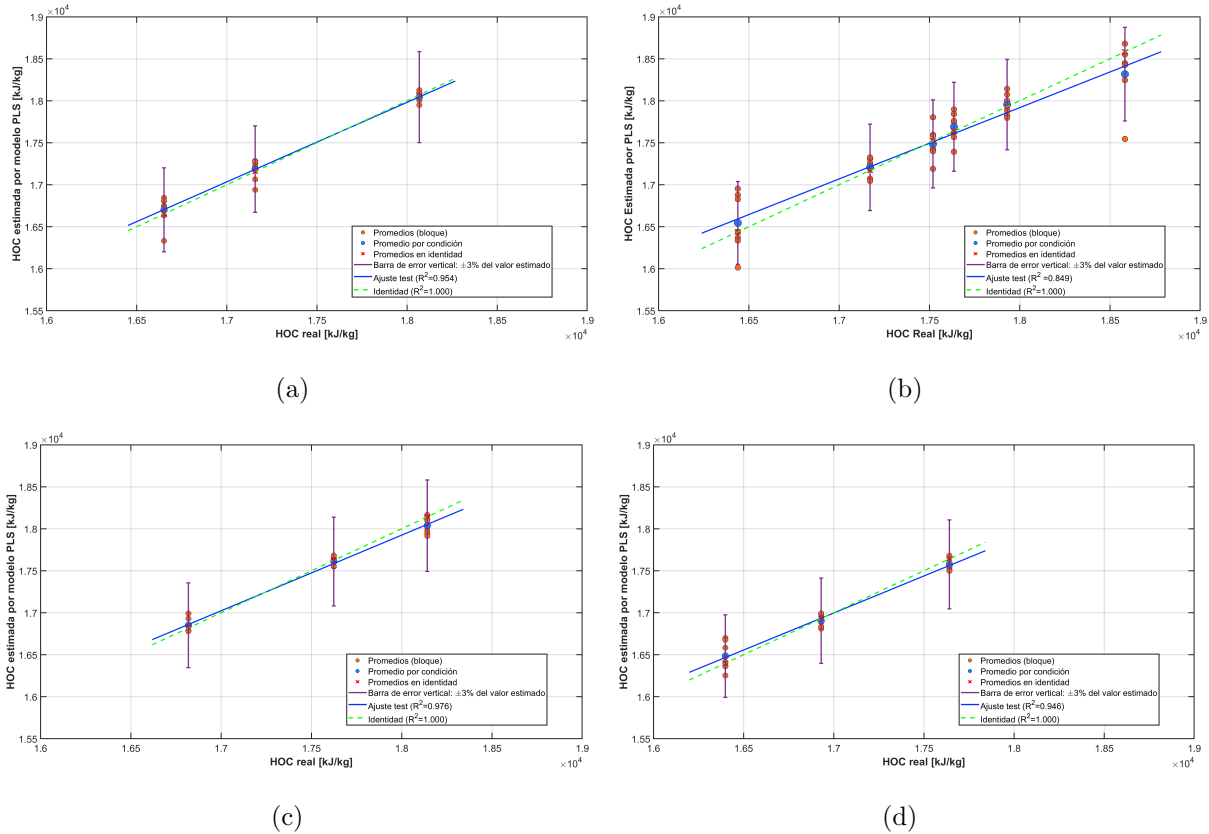
Los valores de  $\text{RMSE}_{\text{CV}}$  reportados corresponden únicamente al desempeño interno en entrenamiento (validación cruzada). En cambio, las métricas finales de desempeño predictivo se reportan sobre el conjunto de prueba ciega e incluyen  $\text{RMSE}_{\text{te}}$ ,  $\text{MAE}_{\text{te}}$ ,  $\text{MAPE}_{\text{te}}$  y  $R_{\text{pred}}^2$ . Este protocolo permite comparar de manera consistente el desempeño entre marcas, evitando sobreestimar la capacidad predictiva del modelo por reutilización de información del test.

### Modelo estratificado por especie (por marca/grupo)

En primera instancia, se ajustaron modelos PLS estratificados por especie/grupo, de forma análoga al análisis realizado con OLS. La Fig. 4.27 presenta la comparación entre HOC real y  $\widehat{\text{HOC}}$  estimado por PLS para: (a) Pellet A (*Pino oregón*), (b) grupo *Pinus radiata* (Pellets B y E), (c) Pellet C (*Cáscara de avellana*) y (d) Pellet D (*Lenga*). En estas figuras, las predicciones corresponden exclusivamente al conjunto de prueba ciega.

Con el propósito de evaluar el comportamiento del error, se analizaron las diferencias  $\text{HOC} - \widehat{\text{HOC}}$  por grupo. La Fig. 4.28 muestra los errores por marca/grupo; distribuciones centradas en torno a cero sugieren ausencia de sesgo sistemático en la estimación.

Adicionalmente, se utilizaron gráficos Q-Q para inspeccionar el comportamiento aproximadamente gaussiano de los errores. La Fig. 4.29 muestra los Q-Q plots por grupo. Si bien PLS

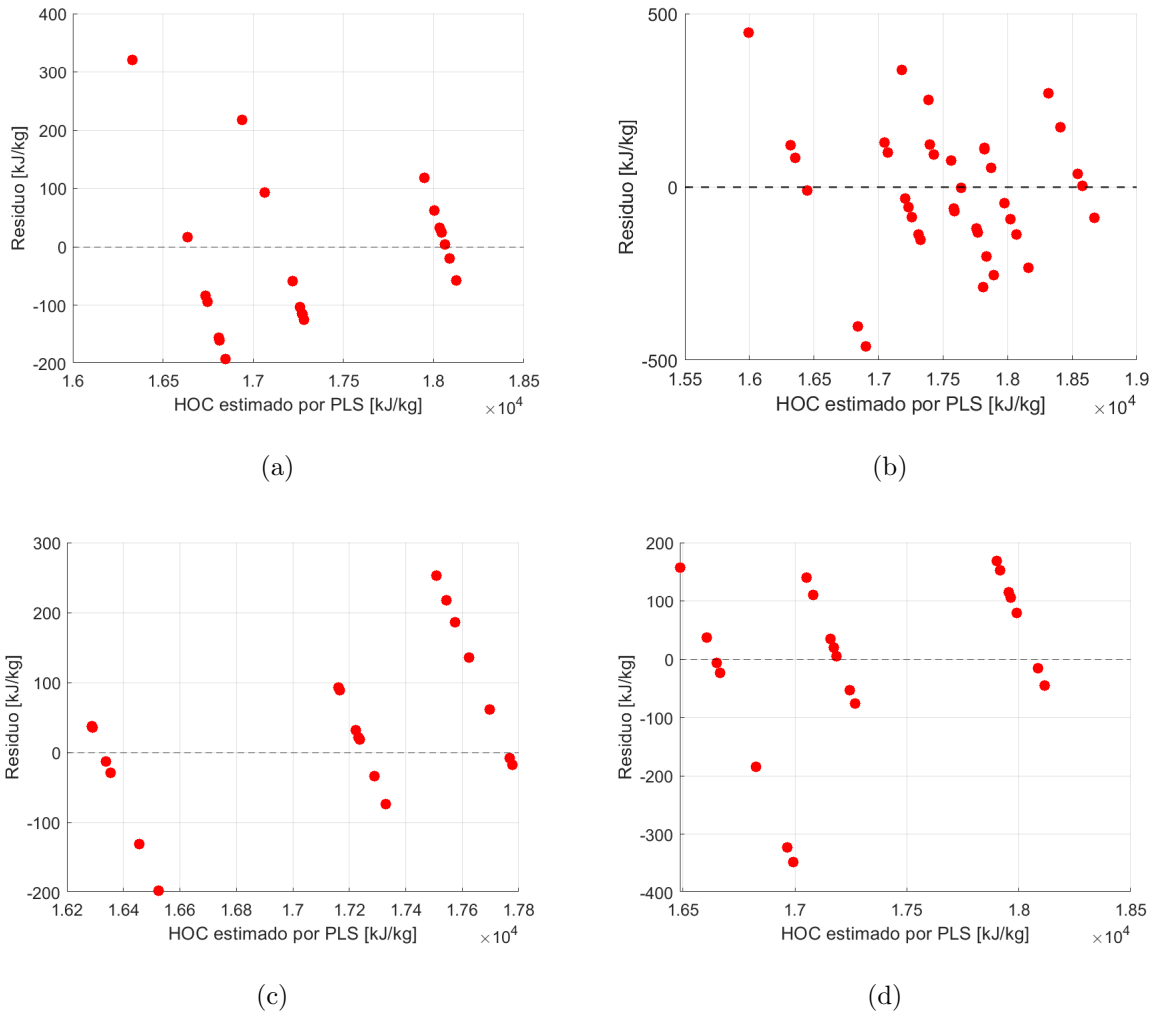


**Fig. 4.27:** Comparación entre HOC real y  $\widehat{\text{HOC}}$  estimado mediante PLS (prueba ciega): (a) Pellet A, (b) Pellets B y E, (c) Pellet C y (d) Pellet D.

no requiere estrictamente normalidad de residuos para la predicción, esta inspección resulta útil para identificar asimetrías o colas pronunciadas asociadas a sesgos, *outliers* o efectos no modelados.

Un aspecto central en PLS es la selección del número de componentes latentes  $A$ . Para cada marca/grupo, se inspeccionó la evolución de  $\text{RMSE}_{\text{CV}}$  y la varianza acumulada explicada en función de  $A$ , calculadas únicamente sobre entrenamiento. La Fig. 4.30 resume este análisis. Con fines de parsimonia y comparabilidad entre marcas, se adoptó un valor común  $A = 6$ , el cual entrega un compromiso estable entre error y complejidad y evita ajustar modelos con distinta capacidad efectiva entre grupos.

Una vez fijado  $A = 6$ , el modelo PLS se reentrenó usando la totalidad de los datos de entrenamiento y se evaluó sobre la prueba ciega. La Fig. 4.31(a) presenta la comparación por marca/condición (promedios), mientras que la Fig. 4.31(b) muestra la dispersión global HOC



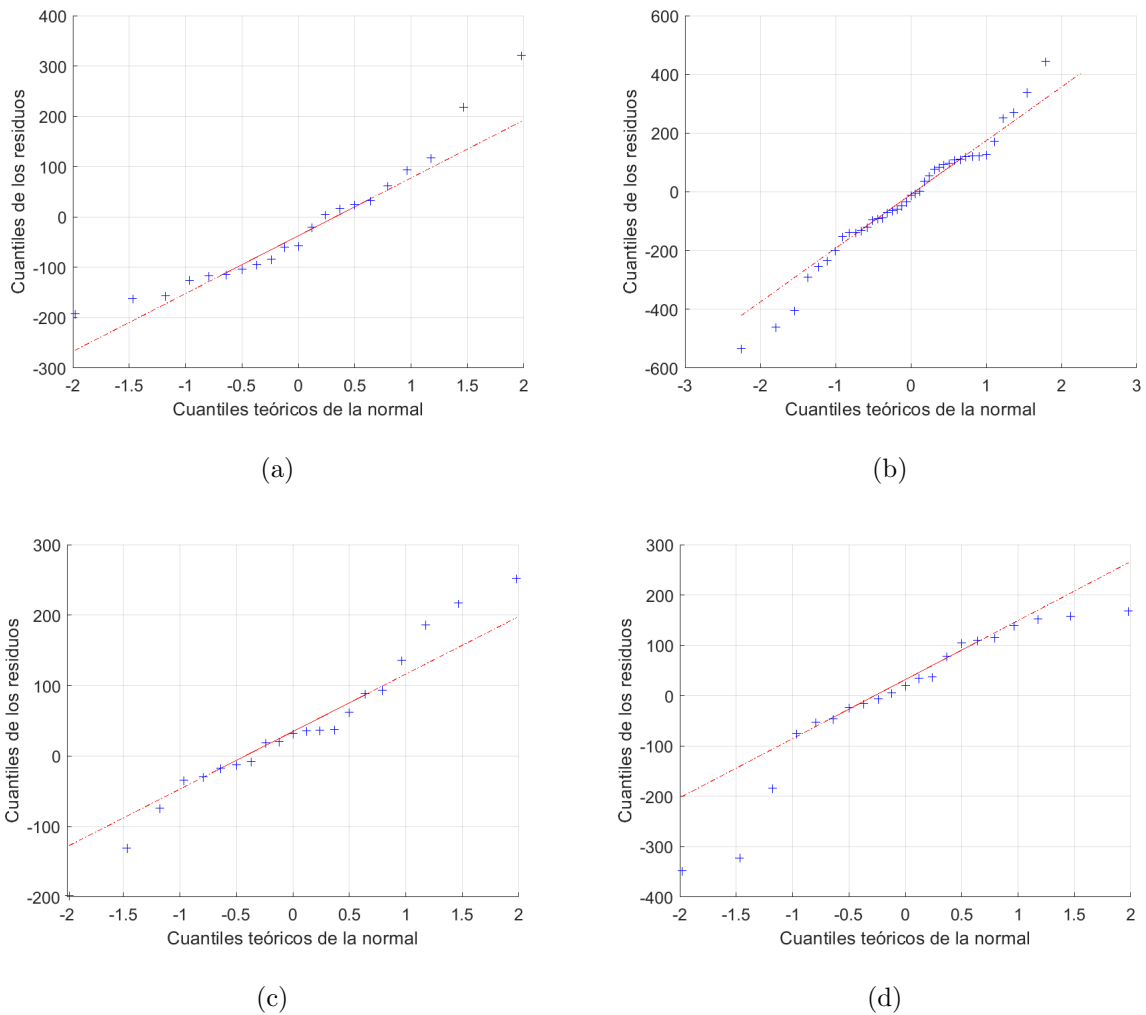
**Fig. 4.28:** Errores HOC –  $\widehat{\text{HOC}}$  por marca/grupo (prueba ciega): (a) Pellet A, (b) Pellets B y E, (c) Pellet C y (d) Pellet D.

real vs.  $\widehat{\text{HOC}}$  en test.

El error absoluto medio porcentual por marca y condición se resume en la Fig. 4.32, lo que permite visualizar la dispersión de errores entre condiciones.

### Modelo global

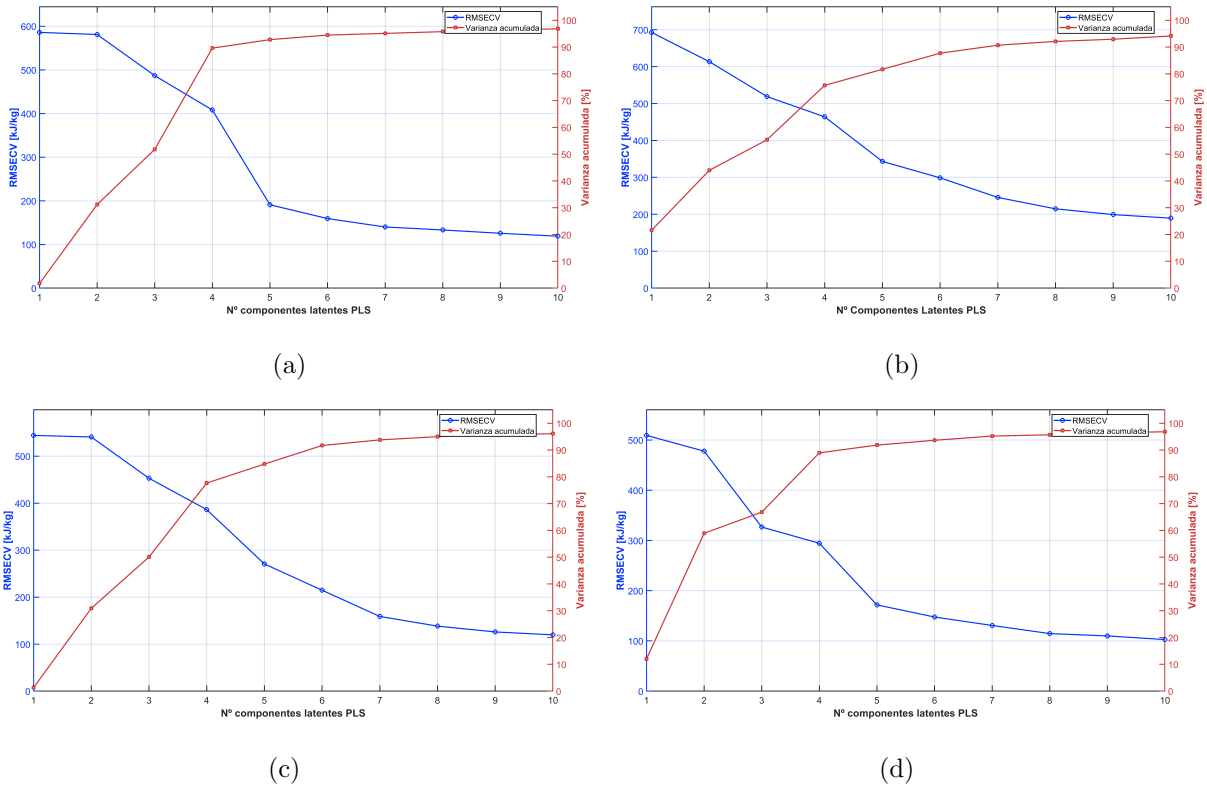
Finalmente, se entrenó un modelo PLS global considerando simultáneamente todas las marcas y condiciones de humedad. Para mantener un desempeño realista y evitar *data leakage*, se utilizó el mismo esquema de validación en dos niveles descrito previamente: una partición ex-



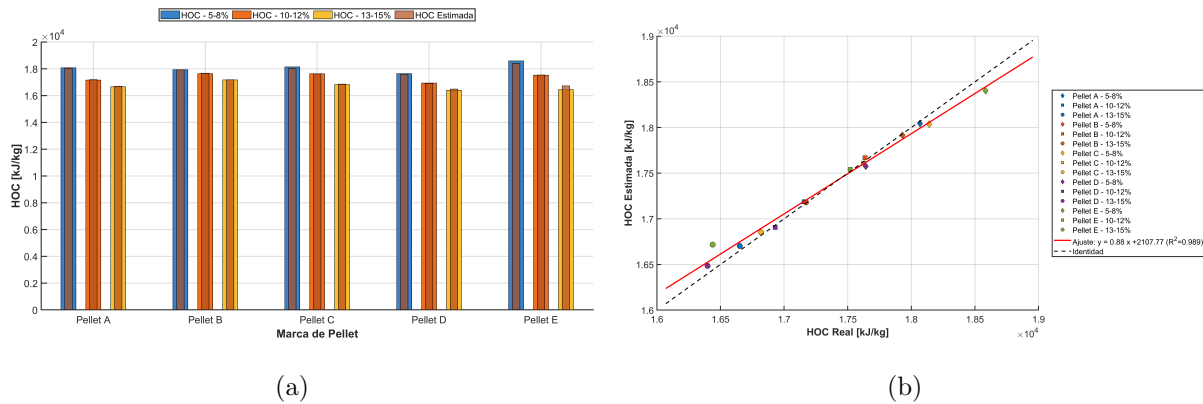
**Fig. 4.29:** Q–Q plots de los errores  $\text{HOC} - \widehat{\text{HOC}}$  (prueba ciega): (a) Pellet A, (b) Pellets B y E, (c) Pellet C y (d) Pellet D.

terna entrenamiento/prueba a nivel de bloque (prueba ciega) y una validación cruzada  $K$ -fold aplicada exclusivamente sobre entrenamiento para seleccionar  $A$ . En este caso, la validación cruzada se aplicó estratificando por marca–condición para mantener representatividad de los grupos en los pliegues.

La Fig. 4.33 muestra  $\text{RMSE}_{\text{CV}}(A)$  y la varianza acumulada explicada para el modelo global calculadas únicamente en entrenamiento. Si bien el mínimo de  $\text{RMSE}_{\text{CV}}$  se alcanzó en  $A_{\text{opt}} = 9$ , se adoptó un valor parsimonioso común  $A = 6$  para mantener consistencia con los modelos estratificados y facilitar la comparación entre enfoques.



**Fig. 4.30:** Selección de componentes por marca/grupo (entrenamiento):  $RMSE_{CV}$  y varianza acumulada en función de  $A$ . (a) Pellet A, (b) Pellets B y E, (c) Pellet C y (d) Pellet D.



**Fig. 4.31:** Resultados PLS ( $A = 6$ , prueba ciega): (a) comparación por marca/condición (promedio por condición) y (b) dispersión global HOC real vs.  $\widehat{HOC}$ .

Una vez fijado  $A = 6$ , el modelo PLS global se reentrenó utilizando la totalidad del conjunto de entrenamiento y se evaluó sobre la prueba ciega. La Fig. 4.34 resume el desempeño global en test: (a) dispersión HOC real vs.  $\widehat{HOC}$  y (b) comparación agregada por grupos.

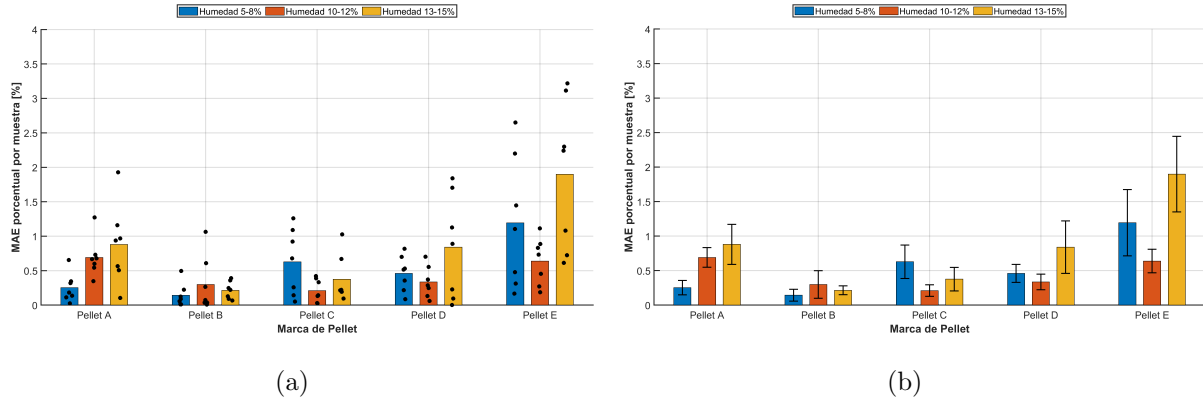


Fig. 4.32: MAE % por marca y condición para  $\widehat{HOC}$  estimado mediante PLS (prueba ciega).

Tabla 4.4: Desempeño predictivo del modelo PLS ( $A = 6$ ) por marca/grupo. Se reportan métricas sobre prueba ciega;  $RMSE_{CV}$  se utiliza únicamente como criterio interno de selección en entrenamiento.

Marca / Grupo	Protocolo	RMSE [kJ/kg]	MAE [kJ/kg]	MAPE [%]	$R^2_{pred}$
Pellet A	Test ciego	123.00	98.32	0.57	0.954
Pellet B	Test ciego	40.58	32.00	0.18	0.979
Pellet C	Test ciego	131.21	100.62	0.57	0.976
Pellet D	Test ciego	123.22	88.52	0.52	0.946
Pellet E	Test ciego	312.43	205.71	1.17	0.875
Pellet B + Pellet E	Test ciego	255.28	179.65	1.03	0.849

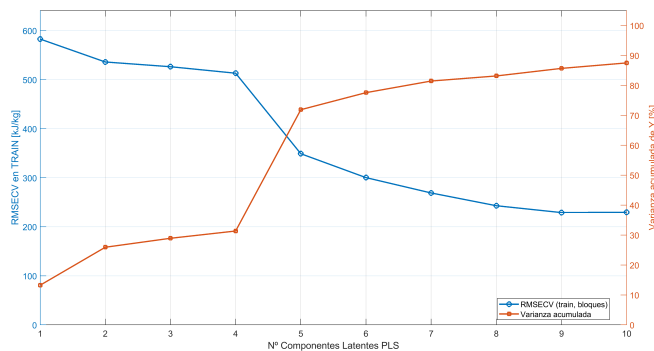
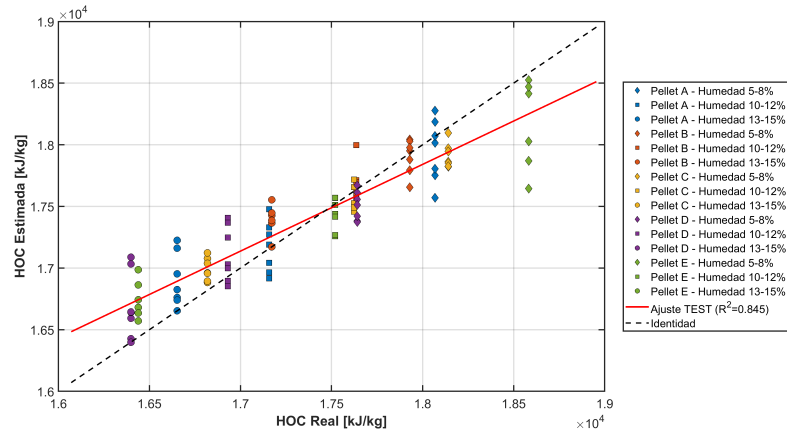
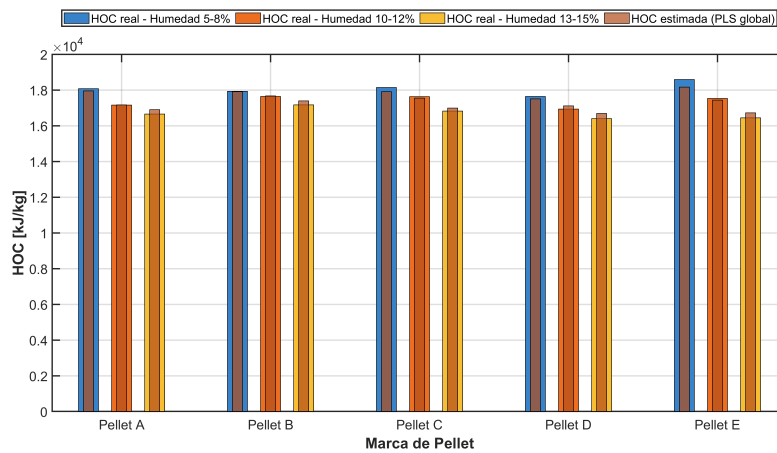


Fig. 4.33: Selección de componentes para el modelo PLS global (entrenamiento):  $RMSE_{CV}$  y varianza acumulada en función de  $A$ .



(a)



(b)

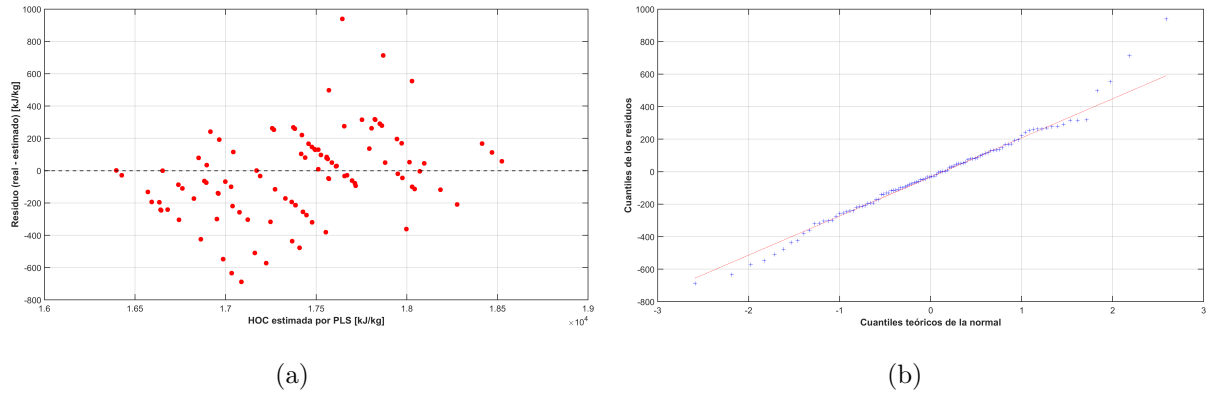
**Fig. 4.34:** Modelo PLS global (prueba ciega): (a) HOC real vs.  $\widehat{HOC}$  y (b) comparación agregada por grupos.

Los errores del modelo global y el gráfico Q-Q asociado se presentan en la Fig. 4.35. La simetría y el centrado de los errores respaldan la ausencia de sesgo sistemático relevante en el conjunto de prueba.

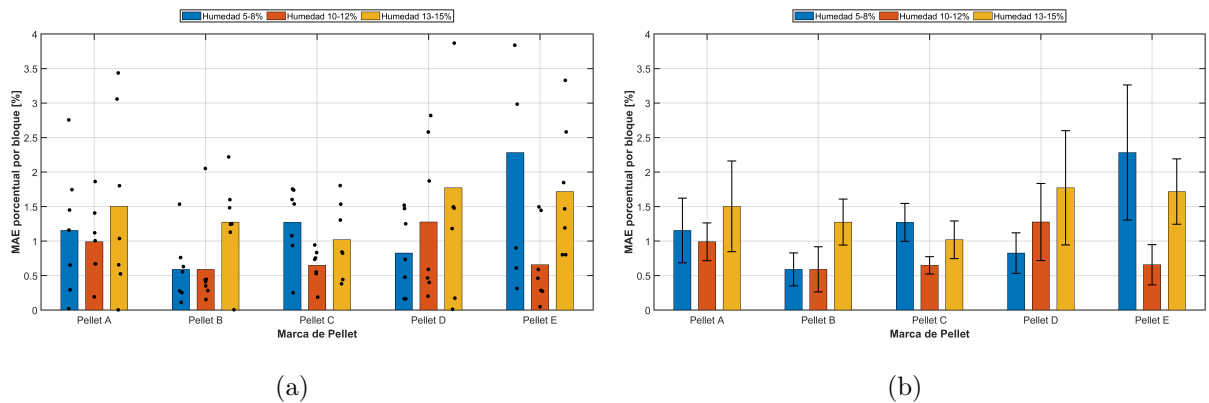
Finalmente, la Fig. 4.36 resume el MAE% en la prueba ciega. La Tabla 4.5 reporta el desempeño global del modelo PLS.

El resumen de los diferentes tipos de regresiones se puede ver en la Tabla 4.6.

En síntesis, los resultados obtenidos en esta sección permiten dar cumplimiento al Objetivo específico 3, ya que se validó la estimación del poder calorífico neto a partir de modelos OLS sustentados en las métricas radiométricas TCR, TCE y OCP y de modelos PLS construidos



**Fig. 4.35:** Modelo PLS global (prueba ciega): (a) errores y (b) Q–Q plot.



**Fig. 4.36:** MAE% del modelo PLS global (prueba ciega).

**Tabla 4.5:** Desempeño del modelo PLS global considerando todas las marcas y condiciones. La selección de *A* se realizó mediante validación cruzada *K*-fold aplicada solo sobre entrenamiento, mientras que las métricas reportadas corresponden a desempeño en prueba ciega.

Modelo	Protocolo	RMSE [kJ/kg]	MAE [kJ/kg]	MAPE [%]	$R^2_{\text{pred}}$
PLS global	Test ciego	265.49	201.07	1.16	0.845

sobre los espectros en el rango visible, demostrando una capacidad predictiva consistente. Estos hallazgos refuerzan la hipótesis de que la información radiométrica de la llama contiene parámetros suficientes para caracterizar la calidad energética del pellet bajo distintas condiciones de humedad.

**Tabla 4.6:** Resumen de MAE absoluto y porcentual para pellets comerciales: marca, especie, humedad real y valores promedio  $\pm$  desviación estándar, calculados con OLS, PLS (por especie) y PLS (modelo global).

Marca	Especie	Humedad (%)	OLS	PLS-especie	PLS-global	OLS	PLS-especie	PLS-global
			MAE (kJ/kg) Promedio	MAE (kJ/kg) Promedio	MAE (kJ/kg) Promedio	MAE (%) Promedio	MAE (%) Promedio	MAE (%) Promedio
Pellet A	Pino Oregón	8,55	1079,2 $\pm$ 547,3	45,7 $\pm$ 19,0	208,5 $\pm$ 169,4	5,97 $\pm$ 3,03	0,25 $\pm$ 0,10	1,15 $\pm$ 0,94
	<i>Pseudotsuga menziesii</i>	11,84	1062,6 $\pm$ 325,8	118,5 $\pm$ 24,5	169,8 $\pm$ 93,9	6,19 $\pm$ 1,90	0,69 $\pm$ 0,14	0,99 $\pm$ 0,55
		14,15	680,6 $\pm$ 268,6	146,6 $\pm$ 48,4	250,3 $\pm$ 219,0	4,09 $\pm$ 1,61	0,88 $\pm$ 0,29	1,50 $\pm$ 1,32
Pellet B	Pino Radiata	7,68	465,4 $\pm$ 211,0	25,8 $\pm$ 15,4	105,7 $\pm$ 85,6	2,60 $\pm$ 1,18	0,14 $\pm$ 0,09	0,59 $\pm$ 0,48
	<i>Pinus radiata</i>	11,96	1081,6 $\pm$ 318,3	52,6 $\pm$ 35,2	104,2 $\pm$ 115,0	6,13 $\pm$ 1,81	0,30 $\pm$ 0,20	0,59 $\pm$ 0,65
		14,22	279,8 $\pm$ 101,7	36,8 $\pm$ 11,0	219,0 $\pm$ 114,7	1,63 $\pm$ 0,59	0,21 $\pm$ 0,06	1,28 $\pm$ 0,67
Pellet C	Cáscara de avellana	6,05	700,7 $\pm$ 301,2	125,6 $\pm$ 49,1	230,6 $\pm$ 100,0	3,86 $\pm$ 1,66	0,71 $\pm$ 0,28	1,27 $\pm$ 0,55
	<i>Corylus avellana</i>	11,75	987,2 $\pm$ 304,4	51,6 $\pm$ 16,3	114,2 $\pm$ 44,1	5,60 $\pm$ 1,73	0,30 $\pm$ 0,09	0,65 $\pm$ 0,25
		14,91	363,9 $\pm$ 224,0	68,7 $\pm$ 34,3	171,4 $\pm$ 91,4	2,16 $\pm$ 1,33	0,42 $\pm$ 0,21	1,02 $\pm$ 0,54
Pellet D	Lenga	6,49	976,2 $\pm$ 428,1	97,4 $\pm$ 27,5	145,7 $\pm$ 104,0	5,53 $\pm$ 2,43	0,54 $\pm$ 0,15	0,83 $\pm$ 0,59
	<i>Nothofagus pumilio</i>	10,28	473,2 $\pm$ 237,2	62,6 $\pm$ 24,4	216,0 $\pm$ 189,1	2,79 $\pm$ 1,40	0,36 $\pm$ 0,14	1,28 $\pm$ 1,12
		13,40	402,1 $\pm$ 195,7	154,1 $\pm$ 70,6	290,7 $\pm$ 271,6	2,45 $\pm$ 1,19	0,93 $\pm$ 0,42	1,77 $\pm$ 1,66
Pellet E	Pino Radiata	5,91	784,2 $\pm$ 268,7	221,8 $\pm$ 89,4	424,3 $\pm$ 363,9	4,22 $\pm$ 1,45	1,19 $\pm$ 0,48	2,28 $\pm$ 1,96
	<i>Pinus radiata</i>	11,15	486,6 $\pm$ 160,6	111,9 $\pm$ 30,1	115,2 $\pm$ 101,8	2,78 $\pm$ 0,92	0,64 $\pm$ 0,17	0,66 $\pm$ 0,58
		15,52	732,1 $\pm$ 340,4	312,0 $\pm$ 90,0	282,4 $\pm$ 155,5	4,45 $\pm$ 2,07	1,90 $\pm$ 0,55	1,72 $\pm$ 0,95

## Limitaciones y consideraciones para la aplicación industrial

Tal como se discute en el Capítulo 1 en la sección de alcances y limitaciones, las métricas radiométricas propuestas en esta tesis se han obtenido en un entorno controlado de laboratorio, utilizando una estufa de pellets, un horno mufla y sensores calibrados. Bajo estas condiciones, parámetros como la distancia de observación, el tiempo de integración y el nivel de ruido de fondo se mantienen acotados, lo que favorece una alta relación señal/ruido en los espectros registrados.

En cuanto a la configuración experimental, la distancia elegida para observar la llama permite capturar un ángulo sólido suficientemente grande para abarcar la zona principal de combustión. El tiempo de integración se seleccionó como compromiso entre obtener una buena estadística temporal (gran número de espectros) y evitar la saturación del detector. Cambios moderados en el tiempo de integración escalan el número de fotones detectados y, en consecuencia, las métricas radiométricas (por ejemplo, TCR), pero no afectan la capacidad de seguimiento relativo del proceso: variaciones en la calidad del combustible o en las condiciones de combustión seguirán

reflejándose como cambios coherentes en las métricas, siempre que no se sature el sensor ni se deteriore excesivamente la relación señal/ruido. De manera similar, al aumentar la distancia de observación disminuye la irradiancia recibida y, por tanto, la intensidad del espectro, lo que degrada la relación señal/ruido; sin embargo, en el montaje utilizado el aporte radiométrico del fondo del horno es pequeño y no condiciona las mediciones.

En condiciones de operación industrial, la situación es más exigente. Las cámaras de combustión presentan una mayor turbulencia, fluctuaciones de posición y forma de la llama, variaciones de carga térmica y presencia de zonas localmente sobre- o sub-estequiométricas. Todo ello introduce inestacionariedad en el campo de radiación y en la distribución espacial de material particulado, lo que aumenta la dispersión de las métricas radiométricas y puede degradar su correlación con variables de referencia como el poder calorífico neto. Adicionalmente, es esperable la presencia de fuentes de ruido no consideradas en laboratorio, tales como reflexiones en las paredes, radiación de otras superficies calientes, ensuciamiento progresivo de las ventanas ópticas y pequeñas desalineaciones mecánicas del sistema de sensado.

En este contexto, las métricas globales como TCR y la estimación de temperatura de llama son especialmente atractivas, pues son análogas a las magnitudes que ya se monitorizan en quemadores industriales de gas o petróleo (radiación total y temperatura de llama) y pueden utilizarse para la detección de perturbaciones de operación. Combinadas con técnicas de aprendizaje profundo, estas variables podrían integrarse en esquemas de diagnóstico automático y control avanzado del proceso de combustión. Por su parte, el poder calorífico óptico (OCP) se concibe en esta tesis como una alternativa rápida y de menor costo al ensayo calorimétrico de laboratorio, orientada al estudio comparativo de lotes y marcas de pellets y a la caracterización de sus propiedades físico-químicas. A escala industrial, la vía más robusta para estimar el poder calorífico es el uso de modelos de regresión basados en espectros completos (por ejemplo, PLS a partir de espectros de combustión), que pueden operar en línea y complementarse con las métricas TCR y temperatura para la detección de perturbaciones.

En síntesis, la aplicación industrial de las métricas radiométricas propuestas requiere condiciones mínimas de operación: ventanas ópticas con sistemas de purga o limpieza que mantengan una transmitancia aproximadamente constante, estrategias de promediado temporal que mitiguen las fluctuaciones de alta frecuencia, una geometría de observación representativa de la zona

de combustión y campañas de calibración específicas en cada reactor. Bajo estos requisitos, las métricas pueden seguir siendo útiles como indicadores relativos de calidad del combustible y de cambios operacionales, aunque es esperable que la precisión alcanzable en términos de  $R^2$  y errores de predicción sea inferior a la observada en las condiciones controladas de laboratorio reportadas en este capítulo.

Del mismo modo, la evaluación comparativa con modelos supervisados avanzados y enfoques físico-informados queda fuera del alcance experimental de esta tesis y se plantea como extensión en el trabajo futuro.

## **Conclusiones del Capítulo 4**

En este capítulo se presentaron y analizaron los resultados experimentales obtenidos a partir de los espectros de emisión de la llama y de las mediciones de material particulado para distintas marcas de pellet y contenidos de humedad. Se caracterizaron las nuevas métricas radiométricas definidas en esta tesis (TCR, TCE y OCP), junto con la temperatura de la llama y las intensidades de emisión de sodio (Na) y potasio (K), mostrando su sensibilidad frente a la variación de especie, marca y humedad del combustible. La Tabla 4.2 sintetiza el comportamiento de estas variables y permite apreciar de manera comparativa cómo la información radiométrica de la llama refleja cambios en la calidad energética del pellet y en sus emisiones asociadas. Complementariamente, la Fig. 4.21 resume las correlaciones entre las métricas radiométricas y las concentraciones de material particulado, constituyendo el resultado integrador del análisis de categorización y de la relación entre dichas variables radiométricas y las emisiones, asociado al Objetivo específico 2.

Asimismo, la construcción y evaluación de modelos de regresión mediante mínimos cuadrados ordinarios (OLS), fundamentados en las métricas radiométricas TCR, TCE y OCP, y de modelos de mínimos cuadrados parciales (PLS), basados en los espectros de emisión en el rango visible, permitió estimar el poder calorífico neto de referencia para las distintas combinaciones de marca y contenido de humedad. La Tabla 4.6 resume los errores de predicción obtenidos para ambos enfoques, proporcionando una evaluación cuantitativa de su capacidad predictiva y dando cumplimiento al Objetivo específico 3. En conjunto, los resultados de este capítulo

dan cumplimiento a los Objetivos específicos 1, 2 y 3: se definen y fundamentan las métricas radiométricas propuestas, se estiman experimentalmente estas variables junto con la temperatura e intensidades de Na y K para distintas marcas y condiciones de humedad, se establecen criterios para la categorización de la calidad del pellet y la relación con el material particulado, y se valida la estimación del poder calorífico neto a partir de dichas métricas y de los espectros en el rango visible. Estos hallazgos aportan evidencia consistente a favor de la hipótesis de que la información radiométrica de la llama contiene parámetros suficientes para caracterizar la calidad energética del pellet bajo distintas condiciones de humedad.

# Capítulo 5

## Recuperación espectral

En este capítulo se presentan los resultados asociados al Objetivo específico 4, aplicando la metodología de recuperación espectral de Maloney–Wandell descrita en el Capítulo 3 para obtener información espacialmente resuelta de la llama generada por la combustión de pellets de pino radiata. A partir de las imágenes adquiridas con cámara multiespectral en el rango VIS-NIR se reconstruyen espectros por píxel, a partir de los cuales se calculan mapas bidimensionales de radiación total continua (TCR), temperatura de la llama e intensidades de emisión de sodio (Na) y potasio (K) bajo distintas condiciones de humedad del combustible. Estos resultados permiten analizar la heterogeneidad axial y radial de la combustión a través del tiempo, identificar zonas de mayor emisión continua y regiones de intensificación de las líneas de Na y K, y complementar así la caracterización radiométrica global desarrollada en el Capítulo 4.

### 5.1. Resultados preliminares

Para la obtención de los primeros resultados, se utilizó la cámara Basler acA1920-150uc, que es una cámara tricromática con un sensor CMOS y una captura de imagen de una intensidad de píxeles de 8 bits. En la Fig. 5.1, se muestra la sensibilidad espectral de esta cámara dada por el fabricante.

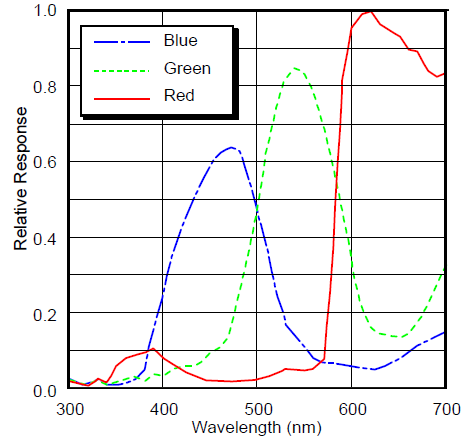


Fig. 5.1: Función sensibilidad espectral dada por el fabricante. (Fuente: [155])

### 5.1.1. Matriz de Entrenamiento y Componentes principales

Una vez realizada la calibración descrita, se obtuvo la matriz de entrenamiento para la combustión de de pellet de biomasa de la especie Pino Radiata de una marca en particular encontrada en Chile, midiendo distintos puntos de llama, obteniendo espectros variados para la llama tanto axialmente y radialmente, esta matriz es fundamental para el algoritmo de recuperación espectral.

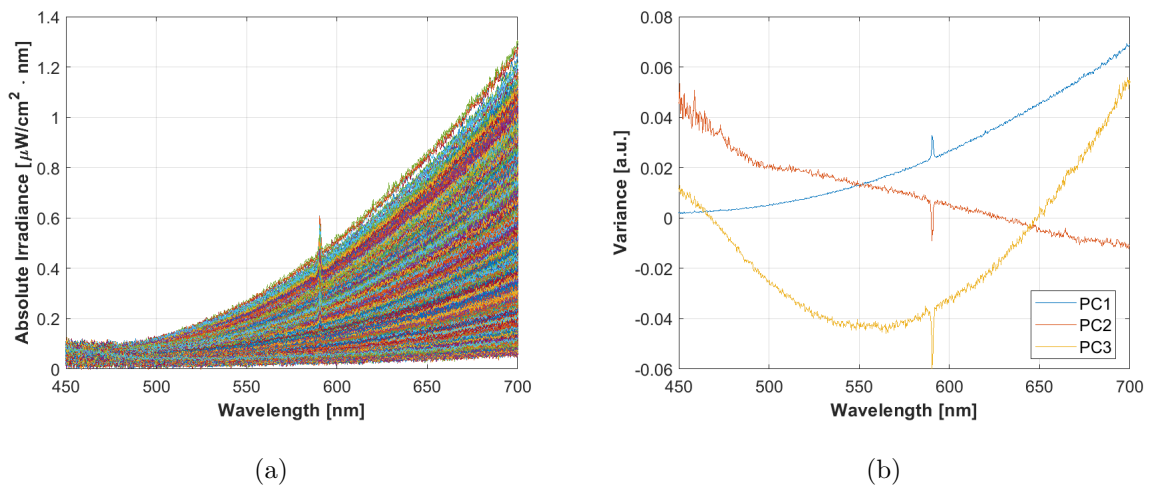
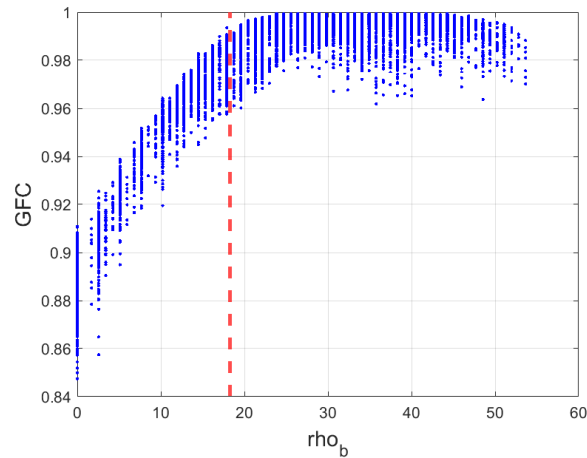


Fig. 5.2: (a) Espectros de entrenamiento medidos bajo diferentes condiciones de combustión. (b) Primeros tres componentes principales para la recuperación espectral.

A partir de las mediciones que conforman la matriz de entrenamiento mostrada en la

Fig. 5.2(a), se calculan los componentes principales mediante el Análisis de Componentes Principales (PCA), cuyos resultados se presentan en la Fig. 5.2(b). Estos componentes sirven como base para la estimación espectral, suponiendo que un espectro arbitrario puede representarse como una combinación lineal de los tres primeros componentes principales. Solo se utilizan tres componentes principales porque los sensores ópticos empleados corresponden a una cámara CMOS tricromática, que cuenta con tres canales de resolución espectral.

Una vez obtenidas las imágenes de las distintas llamas, es posible identificar píxeles que no corresponden a la llama, sino que provienen de alguna forma de ruido (por ejemplo, el fondo del horno), y estos deben ser descartados. Para ello, tras realizar la estimación espectral con el método de Maloney-Wandell, se emplea la métrica GFC en comparación con la intensidad de píxel de la imagen. En este estudio, para la cámara Basler acA 1920-150uc, que opera con intensidad de píxel de 8 bits, se observa que se encuentra parametrizada respecto a intensidades de píxel mayores o iguales a 15 para el canal azul, ya que estas superan el 96 % del GFC.



**Fig. 5.3:** Evolución del GFC en diferentes respuestas de los sensores del canal azul,  $\rho_b$ .

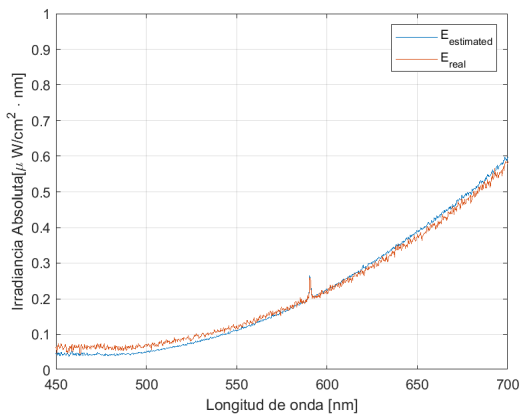
### 5.1.2. Estimación espectral

La siguiente sección presenta los resultados de una imagen de llama de biomasa procesada mediante el algoritmo de Maloney-Wandell para la estimación espectral de imágenes de llama de biomasa. En la Fig. 5.4 (a), se muestra una imagen de 8 bits de profundidad, la cual fue

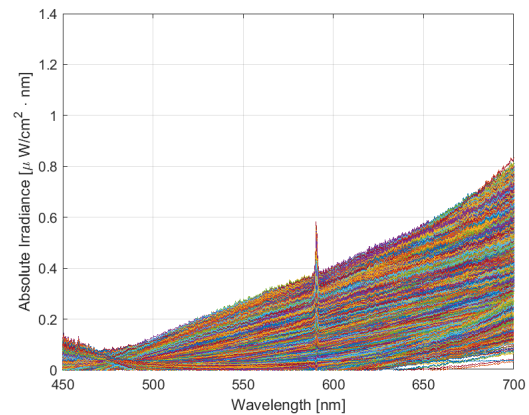
utilizada para aplicar el algoritmo de estimación espectral de Maloney-Wandell píxel a píxel. Esta operación se realizó en una región específica indicada por el recuadro rojo en la imagen. El resultado obtenido puede observarse en la Fig. 5.4 (b), donde se compara el espectro promedio estimado a partir de la región roja ( $E_{estimated}$ ) con un espectro calibrado aleatoriamente obtenido desde el espectrofotómetro ( $E_{real}$ ). En la Fig. 5.4 (c), se presenta la estimación espectral píxel a píxel de toda la llama, la cual se utiliza para estimar la temperatura de la llama mediante el método TCP y su radiación local.



(a)



(b)



(c)

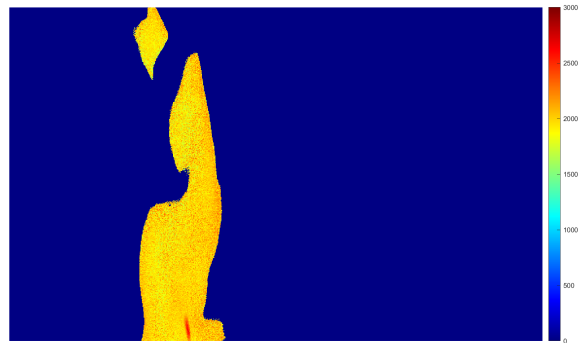
**Fig. 5.4:** (a) Imagen de llama reconvertida a 8 bits de intensidad, el cuadro rojo indica donde se midieron los espectros con el espectrofotómetro. (b) Gráfico de la estimación espectral promedio ( $E_{est1}$ ) en comparación con un espectro aleatorio medido con el espectrofotómetro. (c) Estimación espectral píxel a píxel de toda la llama

Se puede observar en la Fig. 5.4 (b) que el espectro promedio estimado ( $E_{est1}$ ) es muy

similar al espectro calibrado obtenido con el espectrofotómetro ( $E_1$ ). Esta similitud se confirma al calcular el Coeficiente de Bondad de Ajuste (GFC) entre ambos espectros, obteniendo un valor de 0.9983. Dado que el GFC es cercano a 1, se concluye que los espectros son muy similares.

### 5.1.3. Mapas de temperatura

Para generar el mapa de temperatura, primero se calcula la temperatura utilizando el método de dos longitudes de onda (descrita en la Sección 3.1.1) a partir del espectro recuperado desde la imagen de la llama. De este modo, se construye un mapa píxel a píxel de la temperatura de la llama. El mapa de temperatura de la llama de biomasa se muestran en la Fig. 5.5.

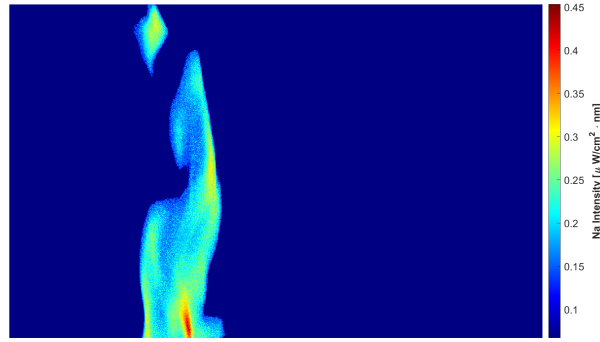


**Fig. 5.5:** Mapa de temperatura píxel a píxel de la llama de la imagen tomada con la cámara Basler acA 1920-150uc.

En la figura se aprecia que el mapa de temperatura permite distinguir distintos puntos dentro de la llama y cómo varía tanto axial como radialmente.

### 5.1.4. Mapas de sodio

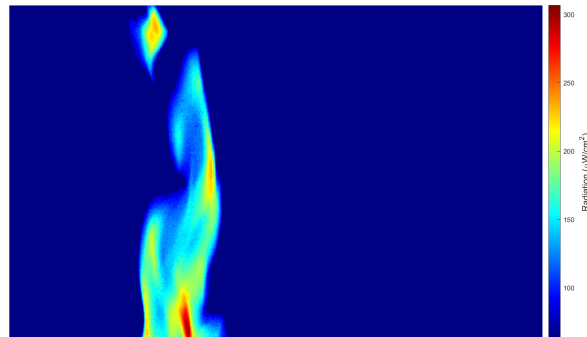
Dado que se puede estimar el espectro en la imagen de la llama, es decir, se obtiene una imagen hiperespectral de la llama de pellet, es posible construir un mapa del comportamiento del sodio en dicha llama. Este mapa se puede apreciar en la Figura 5.6. Para construir este mapa, se considera la intensidad del punto máximo de la discontinuidad en el espectro (589.4 nm).



**Fig. 5.6:** Mapa de la intensidad máxima de sodio obtenida de la recuperación espectral.

### 5.1.5. Mapas de radiación

A continuación, se presenta el mapa de radiación local obtenido a partir de los espectros recuperados de las imágenes de llama de biomasa, los cuales fueron calculados utilizando la ecuación 4.16 (descrita en la Sección 3.1.2).



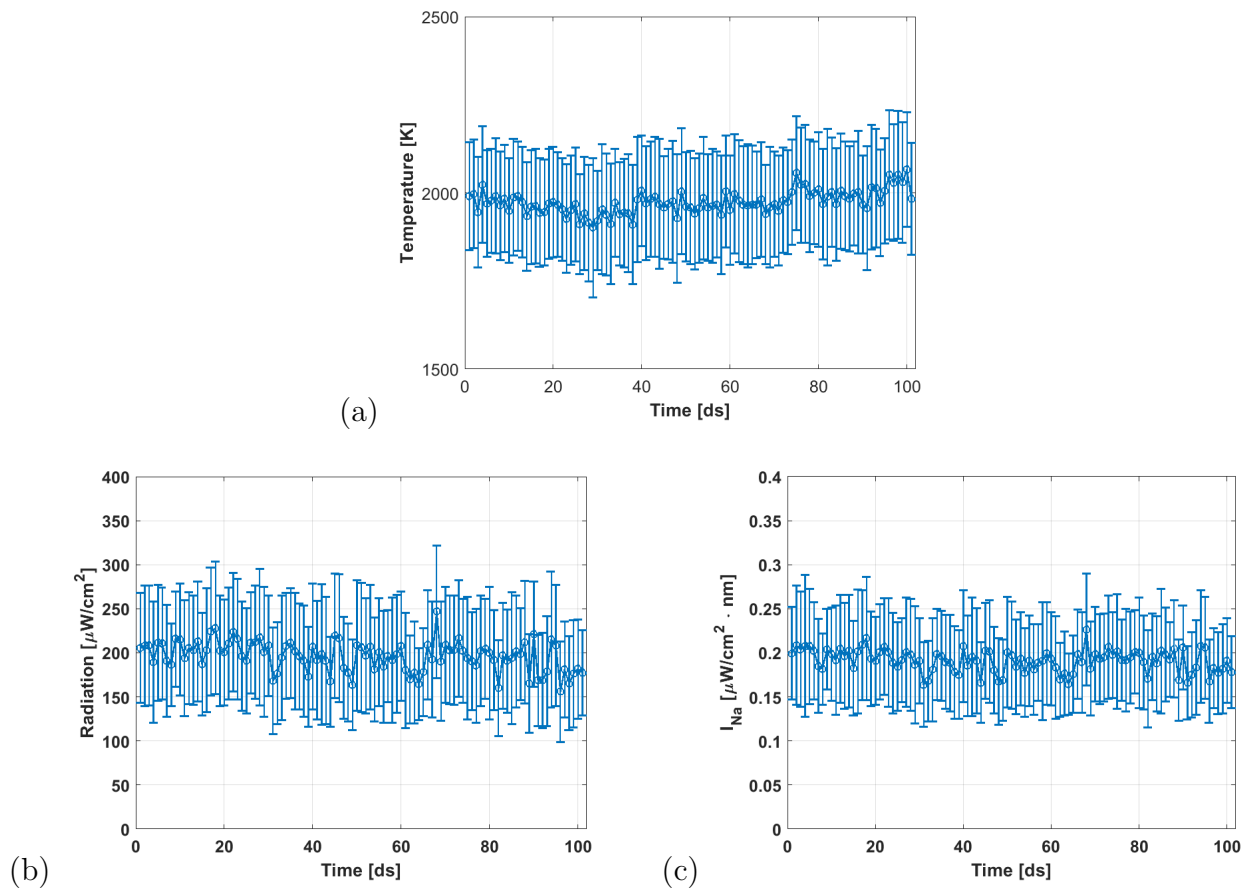
**Fig. 5.7:** Mapa de radiación local píxel a píxel de la llama de la imagen tomada con la cámara Basler acA 1920-150uc.

Se observa una diferencia clara entre las imágenes de estimación de temperatura (Fig. 5.5), de sodio (Fig. 5.6) y de radiación (Fig. 5.7). Mientras que la estimación de temperatura entrega una imagen homogénea, la radiación revela zonas más energéticas dentro de la llama, y la distribución del sodio muestra la presencia de este elemento en toda la llama. Por tanto, cuando la radiación local se mide correctamente, podría utilizarse como un indicador para optimizar el

proceso de combustión de las llamas de biomasa en pellet, y observar la distribución de sodio permitiría estudiar el comportamiento de diferentes metales alcalinos y cómo estos influyen en el material particulado.

### 5.1.6. Resultados en diferentes imágenes

Una vez realizada la recuperación espectral para nuestra imagen, utilizamos esta para ver el comportamiento de 100 imágenes correspondientes a 10 segundos de monitoización de llama, Así podemos apreciar en la Figura 5.8, el comportamiento de temperatura, radiación y el sodio.



**Fig. 5.8:** (a) Promedio de la temperatura de llama en 100 imágenes. (b) Promedio de la radiación de llama en 100 imágenes. (c) Promedio de la intensidad de Sodio en 100 imágenes

Como se muestra en la Fig. 5.8, los valores promedio de temperatura de llama, radiación e

intensidad de sodio se mantuvieron relativamente estables a lo largo del tiempo, lo que sugiere condiciones de combustión consistentes a lo largo del intervalo de 10 segundos. Estos resultados demuestran el potencial de esta técnica para la monitorización de la llama en tiempo real. Mediante la estimación continua de parámetros espectrales y térmicos, el enfoque propuesto podría utilizarse para detectar anomalías o desviaciones del comportamiento óptimo de combustión en sistemas de biomasa, lo que permite un control de la llama más eficiente y estable. Los valores promedio y las desviaciones estándar correspondientes se resumen en la Tabla 5.1.

**Tabla 5.1:** Media y desviación estándar de los parámetros estimados sobre 100 ds.

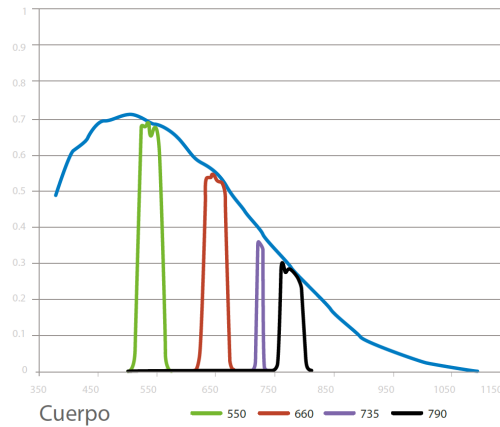
Parámetro	Media
Temperatura [K]	1973,6 ± 160,8
Radiación [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2$ ]	196,3 ± 62,8
Intensidad de sodio [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ]	0,191 ± 0,054

## 5.2. Resultados finales

A partir de los resultados preliminares, se amplió la campaña experimental incorporando pellets con humedad controlada y extendiendo el rango espectral medido. Este ajuste permite observar la intensidad del sodio (Na I, 589,4 nm), sino también el doblete del potasio (K I, 766,5 nm y 770,1 nm). Para las mediciones se utilizó la cámara multispectral Sequoia Parrot, que integra cinco sensores CMOS de silicio: cuatro canales monocromáticos centrados en 550 nm, 660 nm, 735 nm y 790 nm, además de un sensor RGB. La cuantificación radiométrica es de 14 bits por píxel. La Fig. 5.9 muestra la función de sensibilidad espectral (SSF) provista por el fabricante.

### 5.2.1. Matriz de entrenamiento y componentes principales

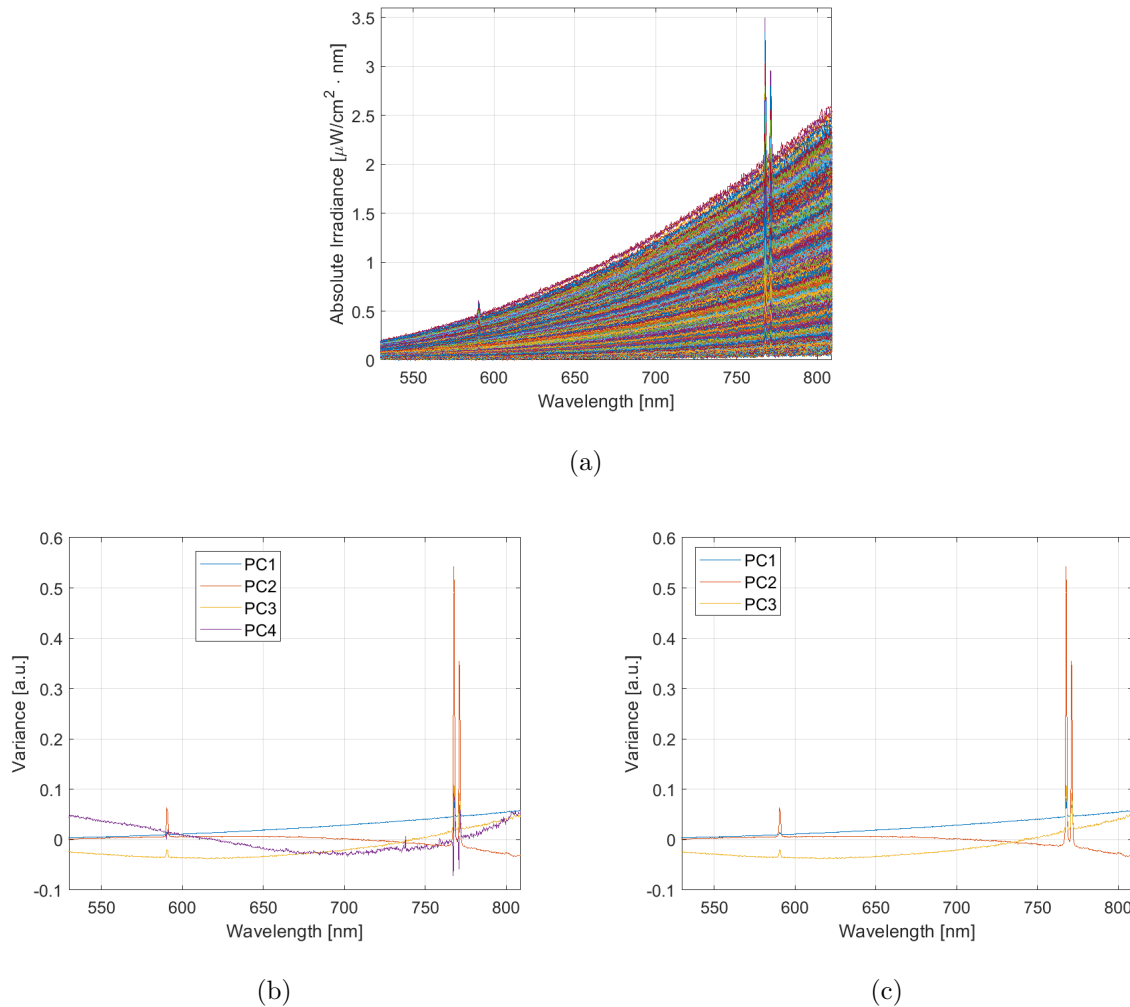
Se construyó una nueva matriz de entrenamiento para la combustión de pellets de *Pinus radiata* (marca A, Chile), muestreando múltiples posiciones axiales y radiales de la llama a fin de capturar su variabilidad espectral. Esta matriz es la base del algoritmo de recuperación



**Fig. 5.9:** Función de sensibilidad espectral (SSF) de la cámara Sequoia, según ficha técnica del fabricante. (Fuente: [156])

espectral (Fig. 5.10a).

A partir de dicha matriz se calcularon los componentes principales (PCA), mostrados en las Fig. 5.10(b)–(c). En la estimación espectral se asume que un espectro arbitrario puede aproximarse como una combinación lineal de los primeros componentes principales. En este trabajo se emplean tres componentes, en concordancia con los canales efectivos de la cámara multispectral Sequoia (centrados en 550 (CH1), 660 (CH2) y 790 (CH4) nm). La elección se sustenta empíricamente en la Tabla 5.2: la configuración CH1+CH2+CH4 con 3 PCs alcanza un  $GFC = 0.9999$  y  $RMSE = 0.1457$ , superando a las combinaciones que incluyen el canal 735 (CH3) nm (red-edge), las cuales muestran GFC menores y RMSE más altos. Además, aumentar el número de PCs por sobre tres no produce mejoras sistemáticas y, en varios casos, incrementa el RMSE, lo que indica posible amplificación del ruido. Por ello se descarta el canal de 735 nm debido a su menor respuesta relativa y banda de paso más estrecha, por lo tanto, se fija en número de  $PC = 3$  por razones de menor ruido y estabilidad, en línea con recomendaciones previas sobre el impacto de canales con SSF débil o inestable en la recuperación espectral [133].

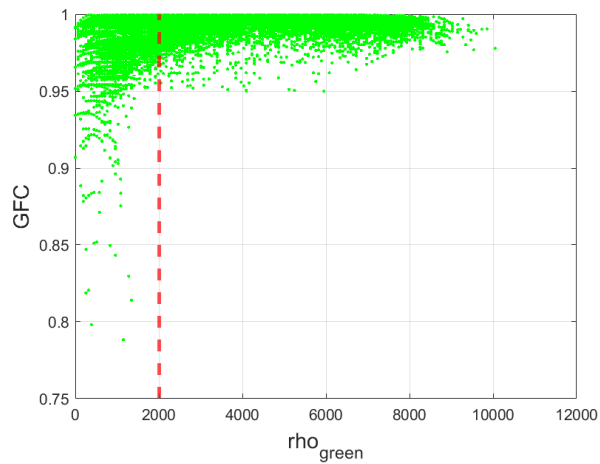


**Fig. 5.10:** (a) Espectros de entrenamiento bajo distintas condiciones de combustión. (b) Primeros cuatro componentes principales. (c) Tres componentes principales utilizados en la recuperación espectral.

Una vez obtenidas las imágenes, se identifican y eliminan los píxeles que no pertenecen a la llama (p. ej., fondo del horno u otras fuentes de ruido). Para ello, después de la recuperación espectral con el método de Maloney–Wandell, se combina la métrica GFC con la intensidad de píxel. En la cámara Sequoia (14 bits), se observó empíricamente que, en el canal verde (CH1), intensidades  $\geq 2000$  están asociadas a  $\text{GFC} > 0,95$ ; este umbral se adoptó para conservar únicamente espectros confiables. El comportamiento del GFC en función de la respuesta del sensor se muestra en la Fig. 5.11.

**Tabla 5.2:** Comparación de la precisión de la recuperación espectral según el número de componentes principales (PC) y diferentes configuraciones de canales utilizados. Se reportan el coeficiente de ajuste espectral (GFC) y el error cuadrático medio (RMSE) respecto al espectro experimental.

PC	CH1+CH2+CH3+CH4		CH1+CH2+CH4		CH1+CH2+CH3		CH2+CH3+CH4		CH1+CH3+CH4	
	GFC	RMSE	GFC	RMSE	GFC	RMSE	GFC	RMSE	GFC	RMSE
1	0,9998	0,1366	0,9998	0,1365	0,9998	0,1145	0,9998	0,7064	0,9998	0,1355
2	0,9897	0,1910	0,9896	0,1919	0,9157	0,3995	0,9995	0,7071	0,9653	0,2666
3	0,9467	0,3150	<b>0,9999</b>	<b>0,1457</b>	0,9890	0,2108	0,9994	0,7072	0,9932	0,1695
4	0,9997	0,1563	0,9974	0,1613	0,9759	0,2565	0,9984	0,7077	0,9966	0,1666
5	0,9983	0,1664	0,9950	0,1746	0,9757	0,2571	0,9965	0,7089	0,9955	0,1723
6	0,9982	0,1671	0,9834	0,2276	0,8826	0,4762	0,9941	0,7104	0,9675	0,2843
7	0,9982	0,1772	0,9696	0,2770	0,8205	0,5700	0,9938	0,7106	0,9545	0,3227
8	0,9934	0,1829	0,9661	0,2883	0,8179	0,5735	0,9886	0,7138	0,9484	0,3390

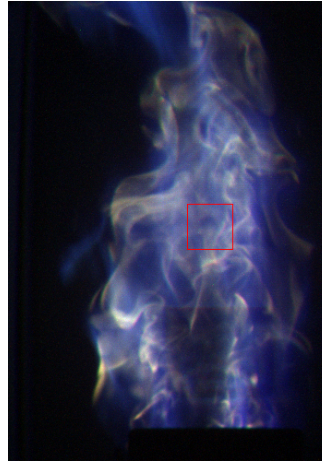


**Fig. 5.11:** Evolución del GFC en diferentes respuestas del sensor del canal verde,  $\rho_1$ .

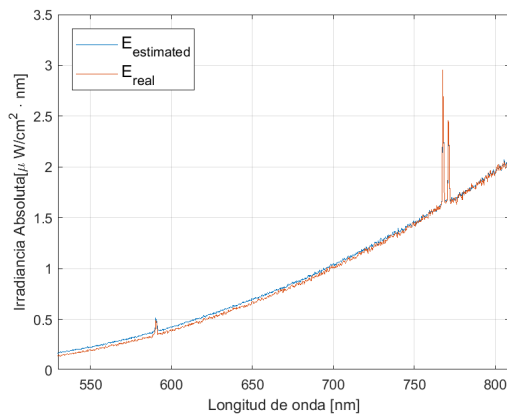
### 5.2.2. Estimación espectral

Esta subsección presenta resultados de recuperación espectral en imágenes de llama de biomasa mediante el algoritmo de Maloney–Wandell. En la Fig. 5.12(a) se muestra la imagen (14 bits) sobre la cual se aplicó el algoritmo *pixel a pixel*; la región de análisis está demarcada por el recuadro rojo. El espectro promedio estimado en dicha región,  $E_{\text{est}}$ , se compara en

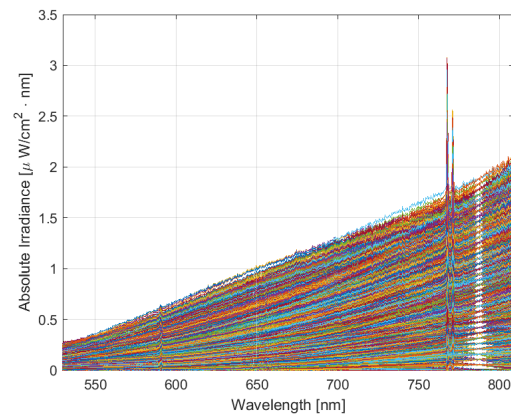
la Fig. 5.12(b) con un espectro de referencia calibrado obtenido con espectrofotómetro,  $E_{\text{ref}}$ . Finalmente, la Fig. 5.12(c) ilustra la recuperación espectral *pixel a pixel* en toda la llama, insumo utilizado para estimar la temperatura por pirometría de dos colores (TCP) y la radiación continua local (TCR).



(a)



(b)



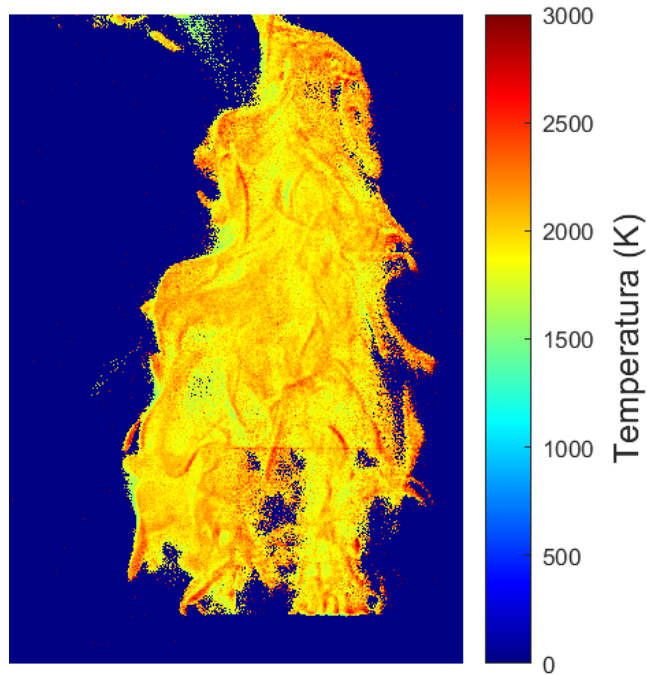
(c)

**Fig. 5.12:** (a) Imagen de llama (14 bits); el recuadro rojo indica la región usada para referencia espectral. (b) Comparación entre el espectro promedio estimado  $E_{\text{est}}$  y el espectro de referencia medido con espectrofotómetro  $E_{\text{ref}}$ . (c) Recuperación espectral *pixel a pixel* en toda la llama.

La Fig. 5.12(b) muestra la alta concordancia entre  $E_{\text{est}}$  y  $E_{\text{ref}}$ . El Coeficiente de Bondad de Ajuste (GFC) calculado entre ambos es 0,9997, valor cercano a 1 que confirma la similitud espectral y respalda la validez de la recuperación empleada.

### 5.2.3. Mapas de temperatura

Para generar el mapa de temperatura, primero se calcula la temperatura utilizando el método de dos longitudes de onda (descrita en la Sección 3.1.1) a partir del espectro recuperado desde la imagen de la llama. De este modo, se construye un mapa píxel a píxel de la temperatura de la llama. El mapa de temperatura de la llama de biomasa se muestran en la Fig. 5.13.

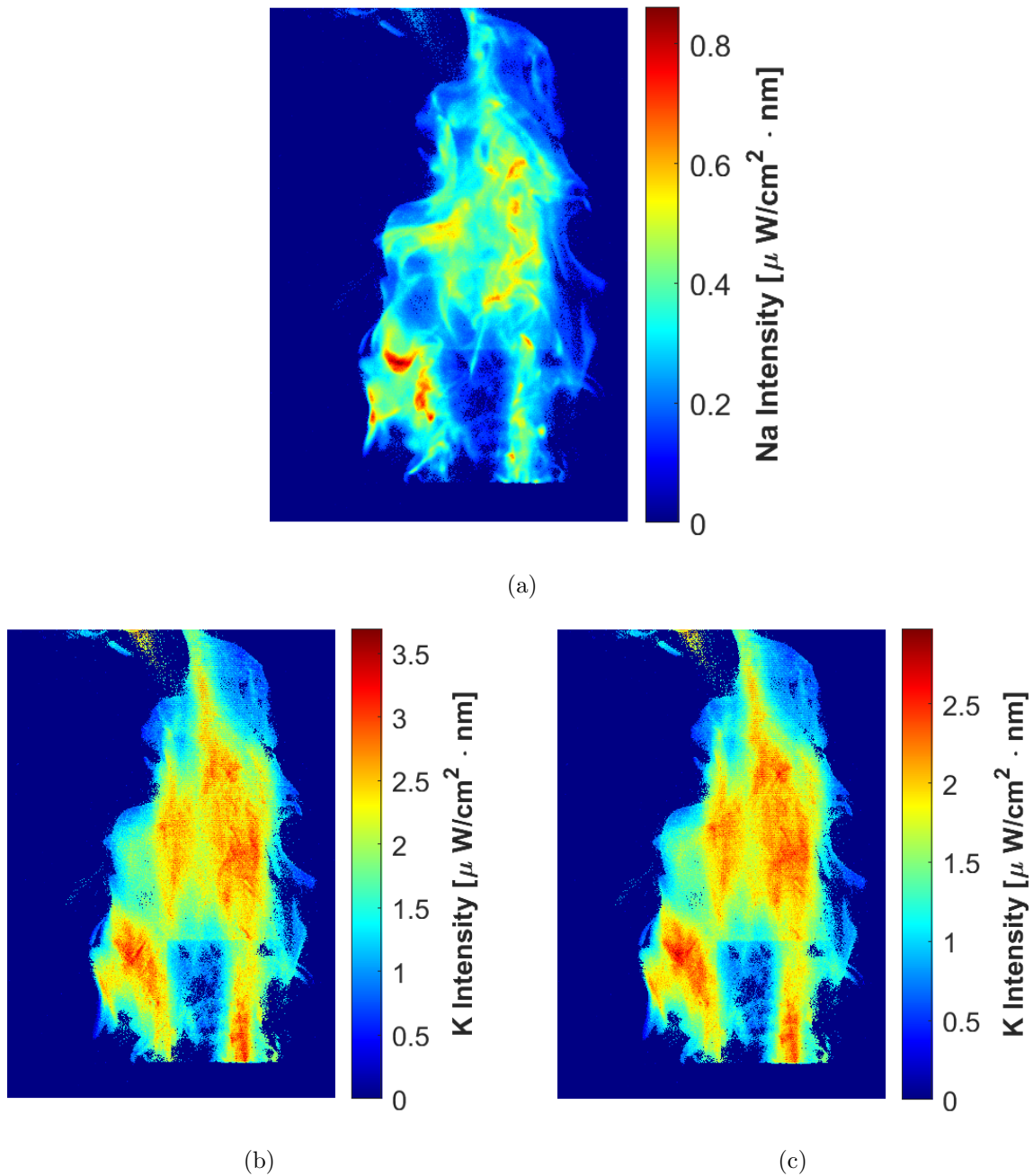


**Fig. 5.13:** Mapa de temperatura píxel a píxel de la llama de la imagen tomada con la cámara Sequoia Parrot.

En la figura se aprecia que el mapa de temperatura permite distinguir distintos puntos dentro de la llama y cómo varía tanto axial como radialmente.

### 5.2.4. Mapas de intensidades

A partir de la recuperación espectral píxel a píxel se obtiene un cubo hiperespectral de la llama, lo que permite cartografiar la emisión de especies alcalinas. En particular, se construyeron mapas de intensidad para el sodio (NaI, 589,4 nm) y para el doblete de potasio (KI, 766,5 nm y 770,1 nm). Para cada línea se extrajo, en cada píxel, la intensidad en el máximo del perfil, generando así mapas espaciales comparables entre longitudes de onda.

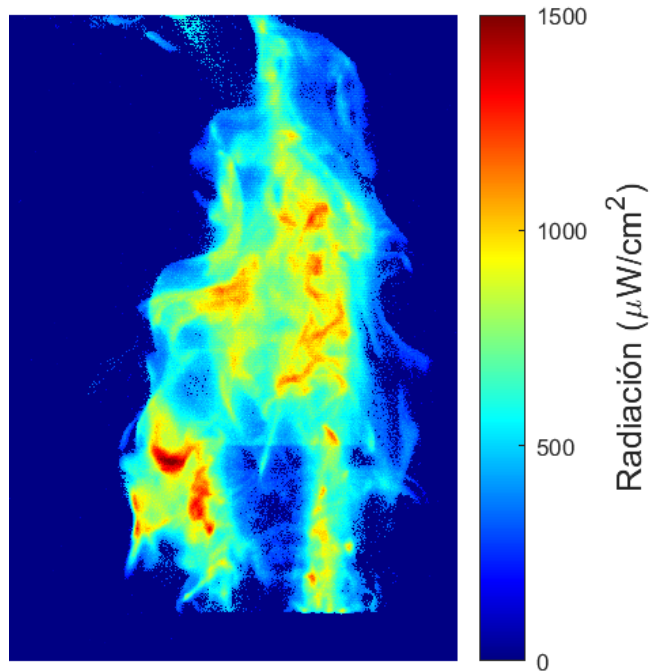


**Fig. 5.14:** Mapas de intensidad estimada: (a) NaI 589,4 nm; (b) KI 766,5 nm; (c) KI 770,1 nm. La escala de color corresponde a intensidad espectral calibrada [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ].

En los mapas se observan variaciones espaciales de la intensidad tanto en dirección axial como radial. Estos resultados permiten visualizar la distribución relativa de las emisiones asociadas a Na y K en la llama.

### 5.2.5. Mapas de radiación

A continuación se presenta el mapa de radiación local (TCR) obtenido a partir de los espectros recuperados de las imágenes de la llama de biomasa. La TCR se calculó con la Ec. 4.16 (Sección 3.1.2) para cada píxel del campo de visión (Fig. 5.15).



**Fig. 5.15:** Mapa de radiación local píxel a píxel de la llama, estimado a partir de los espectros reconstruidos (cámara Sequoia Parrot).

Se observa una diferencia clara entre las imágenes de estimación de temperatura (Fig. 5.13), de los iones liberados (Fig. 5.14) y de radiación (Fig. 5.15). Mientras la estimación de temperatura tiende a mostrar un campo más homogéneo, la radiación local (TCR) resalta zonas de mayor emisión dentro de la llama, y los mapas de intensidades iónicas (Na y K) evidencian la presencia de estas especies a lo largo del volumen luminoso. En este contexto, una medición consistente de TCR puede considerarse un indicador útil para el seguimiento y eventual optimización del proceso de combustión; por su parte, la cartografía de Na y K ofrece una base descriptiva para estudiar la distribución de metales alcalinos y su posible relación con el contenido energético, así como para explorar su vinculación con procesos de ensuciamiento y corrosión en los conductos de evacuación de las estufas.

### 5.3. Resultados en diferentes condiciones de humedad

Para este experimento, se utilizó el pellet B (Pino Radiata) con las condiciones de humedad descritas en la Tabla 4.1. Las cuales se combustionaron en una estufa BOSCA Hera+ y se observaron con la cámara sequoia, obteniendo imágenes como se pueden observar en la Fig. 5.16

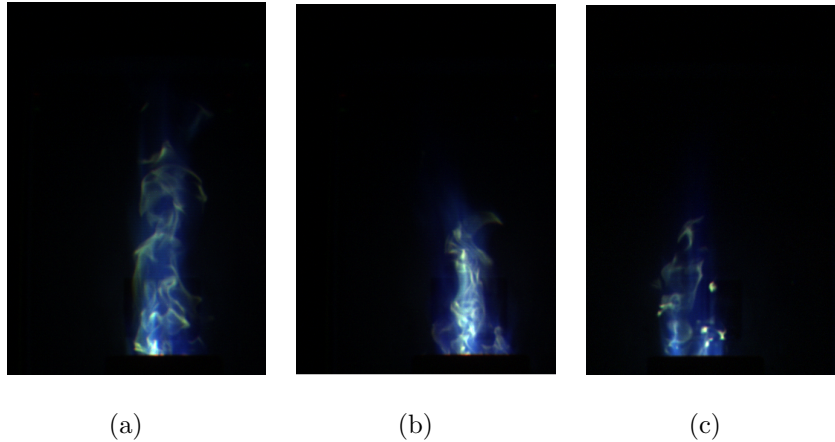
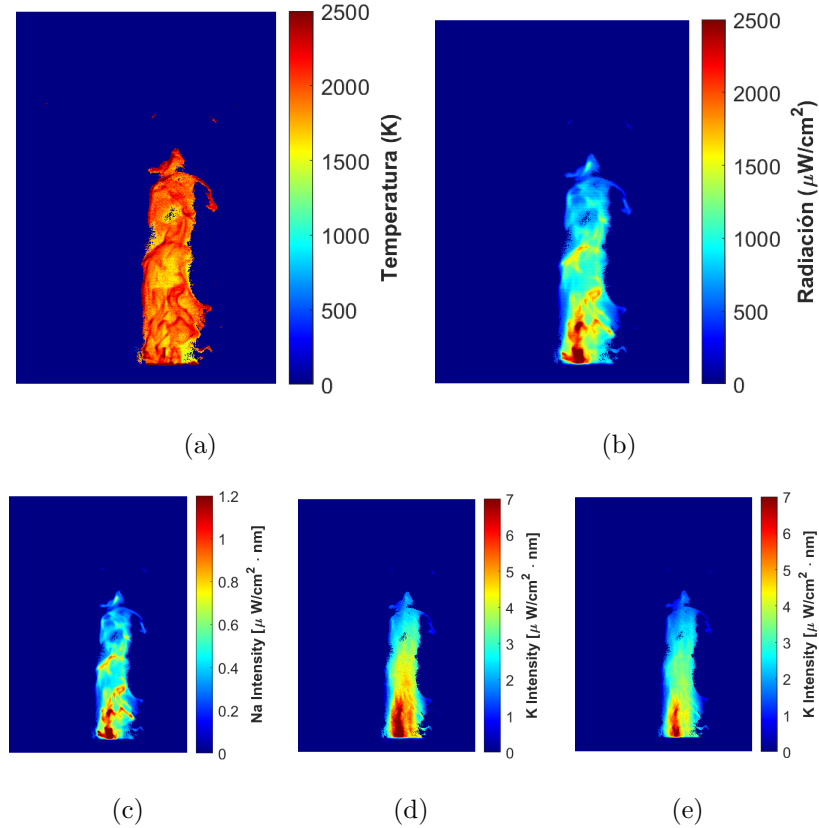


Fig. 5.16: Imágenes de las distintas humedades de pellet

#### 5.3.1. Humedad 7,68 %

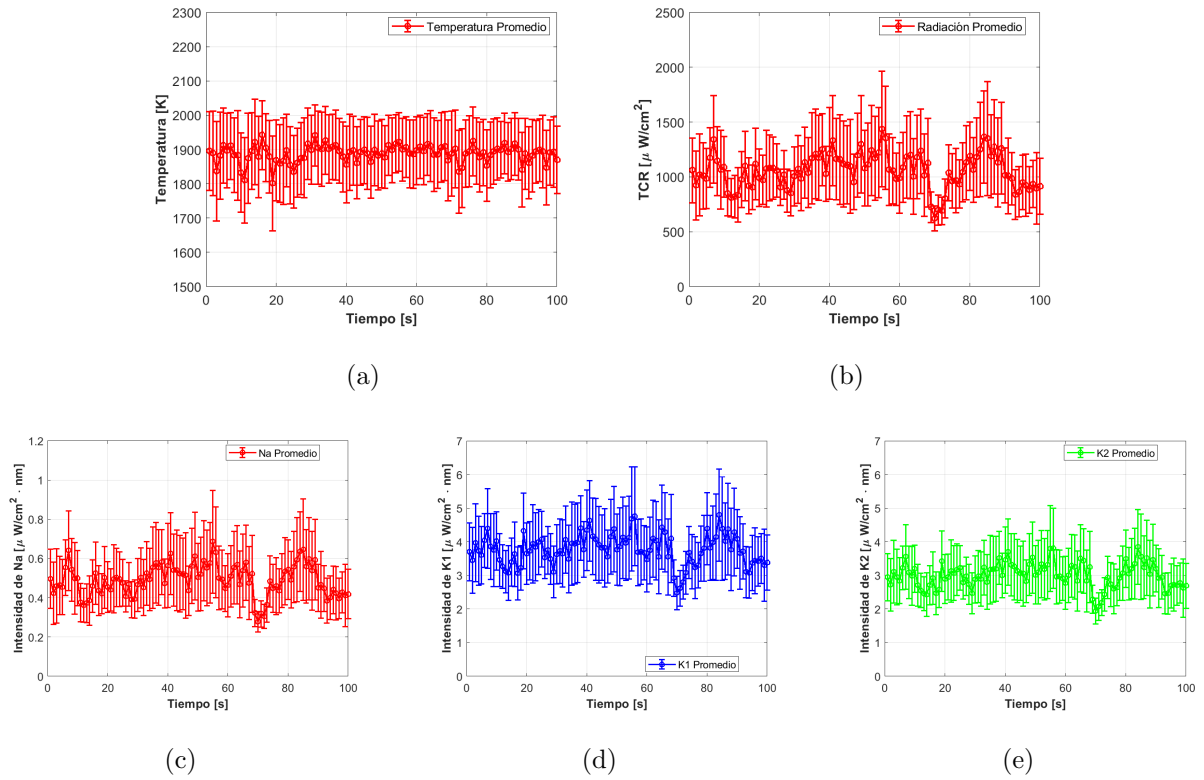
Siguiendo el procedimiento descrito en la sección anterior, se aplicó la recuperación espectral de Maloney–Wandell para obtener, píxel a píxel, los campos de temperatura, radiación continua (TCR) e intensidades asociadas a las líneas de los metales alcalinos. Los resultados para esta condición de humedad se presentan en la Fig. 5.17.



**Fig. 5.17:** Estimaciones obtenidas mediante recuperación espectral (*pixel a pixel*) para humedad 7,68%: (a) temperatura (K), (b) radiación continua TCR [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2$ ], (c) intensidad Na [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ], (d) intensidad K 766,5 nm y (e) intensidad K 770,1 nm [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ].

Aplicada la recuperación espectral, se procesaron 100 imágenes consecutivas de la llama (100 s) con el mismo procedimiento. Para cada imagen se calcularon los promedios espaciales y sus desviaciones estándar de: temperatura, radiación continua (TCR) e intensidades de Na y del doblete K. Las series temporales correspondientes se muestran en la Fig. 5.18.

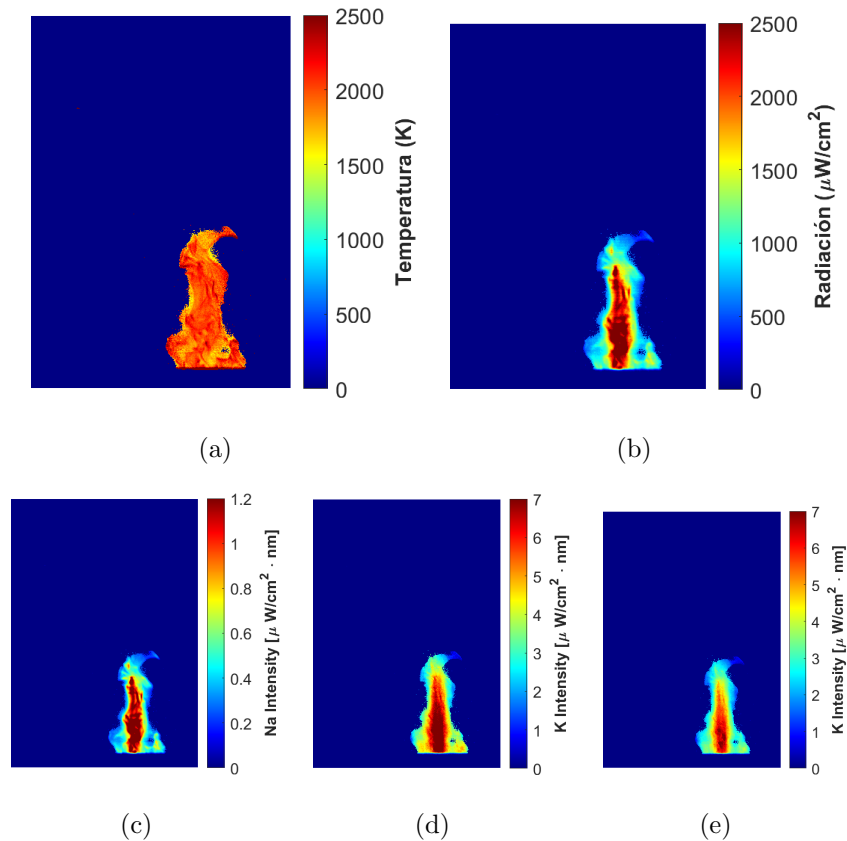
Como se muestra en la Fig. 5.18, los promedios de temperatura de llama, radiación e intensidades de sodio y potasio se mantuvieron relativamente estables en el tiempo, con variaciones acotadas y una leve inestabilidad en torno a los 70 s; no obstante, se observan condiciones de combustión consistentes a lo largo de los 100 s de monitoreo. Ello es esperable para una llama de biomasa sin exceso de humedad. Los valores promedio y sus desviaciones estándar se resumen en la Tabla 5.3.



**Fig. 5.18:** Series temporales (100 imágenes) del promedio espacial  $\pm$  DE: (a) temperatura [K], (b) TCR [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2$ ], (c) intensidad NaI [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ], (d) intensidad KI 766.5 nm y (e) intensidad KI 770.1 nm [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ].

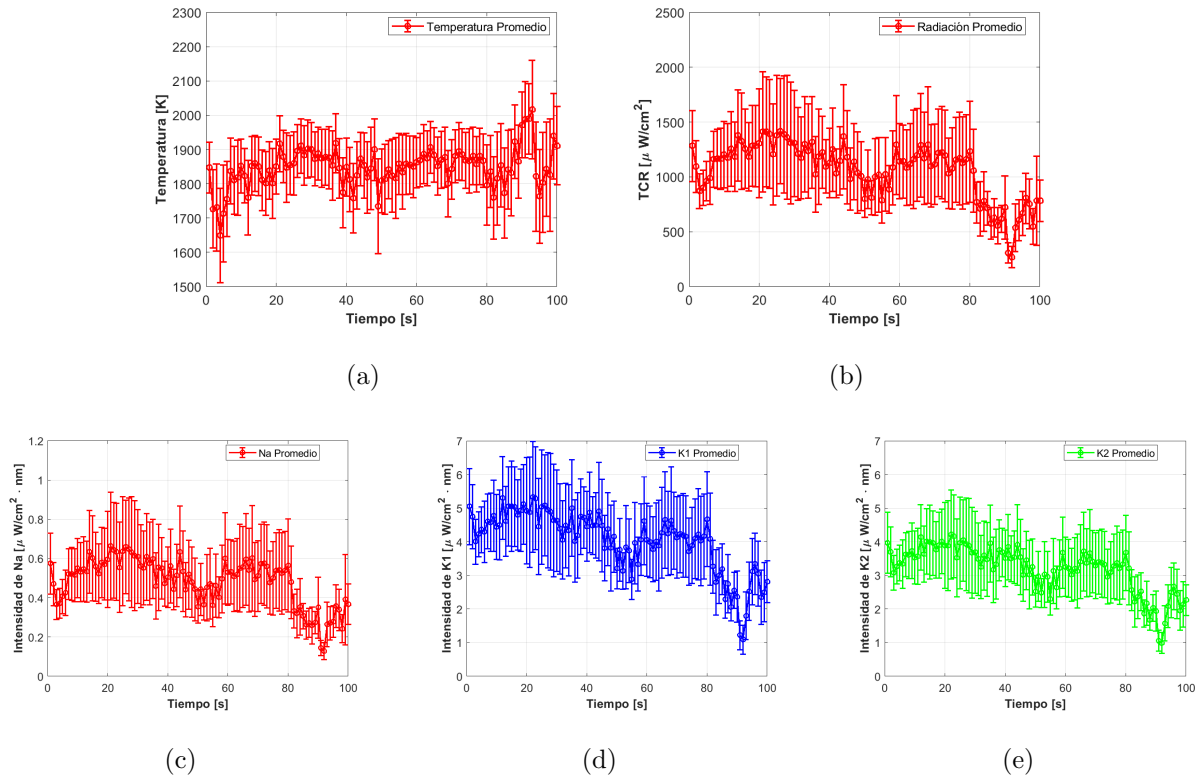
### 5.3.2. Humedad 11,96 %

Siguiendo el procedimiento anterior, se aplicó la recuperación espectral de Maloney–Wandell para estimar, píxel a píxel, la temperatura, la radiación continua (TCR) y las intensidades asociadas a las líneas de los metales alcalinos. Los resultados para esta condición de humedad se muestran en la Fig. 5.19.



**Fig. 5.19:** Estimaciones obtenidas para humedad 11,96 %: (a) temperatura (K), (b) radiación continua TCR [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2$ ], (c) intensidad Na [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ], (d) intensidad K 766,5 nm y (e) intensidad K 770,1 nm [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ].

A continuación, se aplicó la recuperación espectral a 100 imágenes consecutivas (100 s) para analizar la evolución temporal de la temperatura, la radiación continua (TCR) y las intensidades asociadas a Na I y KI. Las series resultantes se muestran en la Fig. 5.20.



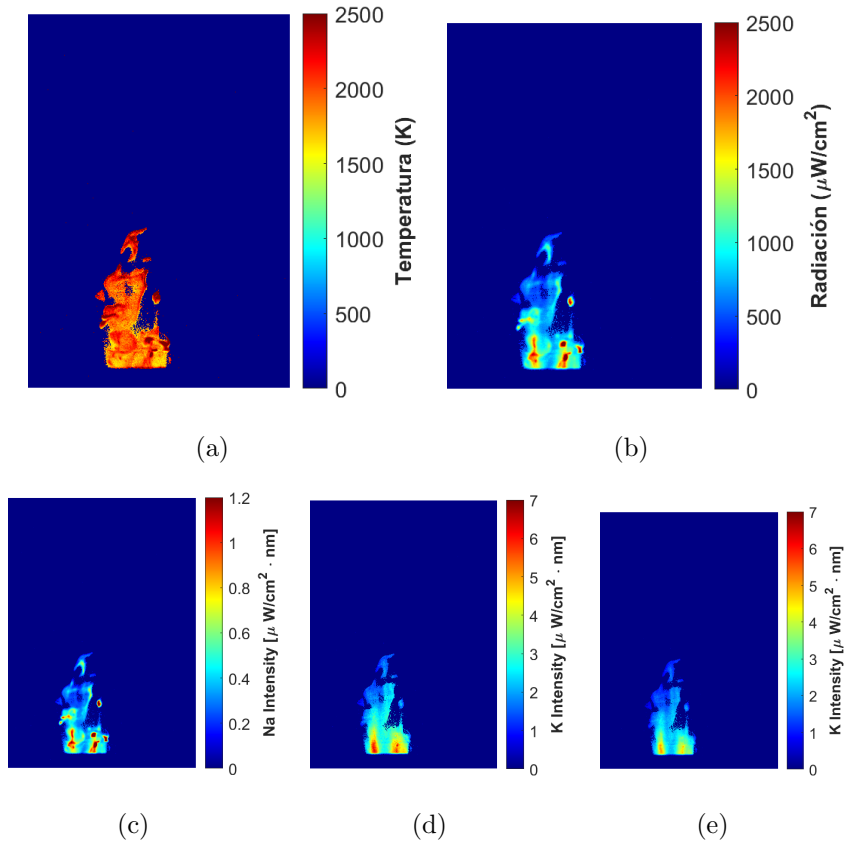
**Fig. 5.20:** Series temporales (100 imágenes) del promedio espacial  $\pm$  DE: (a) temperatura [K], (b) TCR [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2$ ], (c) intensidad NaI [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ], (d) intensidad KI 766,5 nm y (e) intensidad KI 770,1 nm [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ].

Como se observa en la Fig. 5.20, los promedios de temperatura, TCR e intensidades de NaI y KI se mantienen globalmente estables a lo largo del intervalo; no obstante, se aprecian fluctuaciones más notorias dentro de la serie de 100 s. Este comportamiento podría estar asociado al mayor contenido de humedad en el pellet. Los valores promedio y sus desviaciones estándar se presentan en la Tabla 5.3.

### 5.3.3. Humedad 14,22%

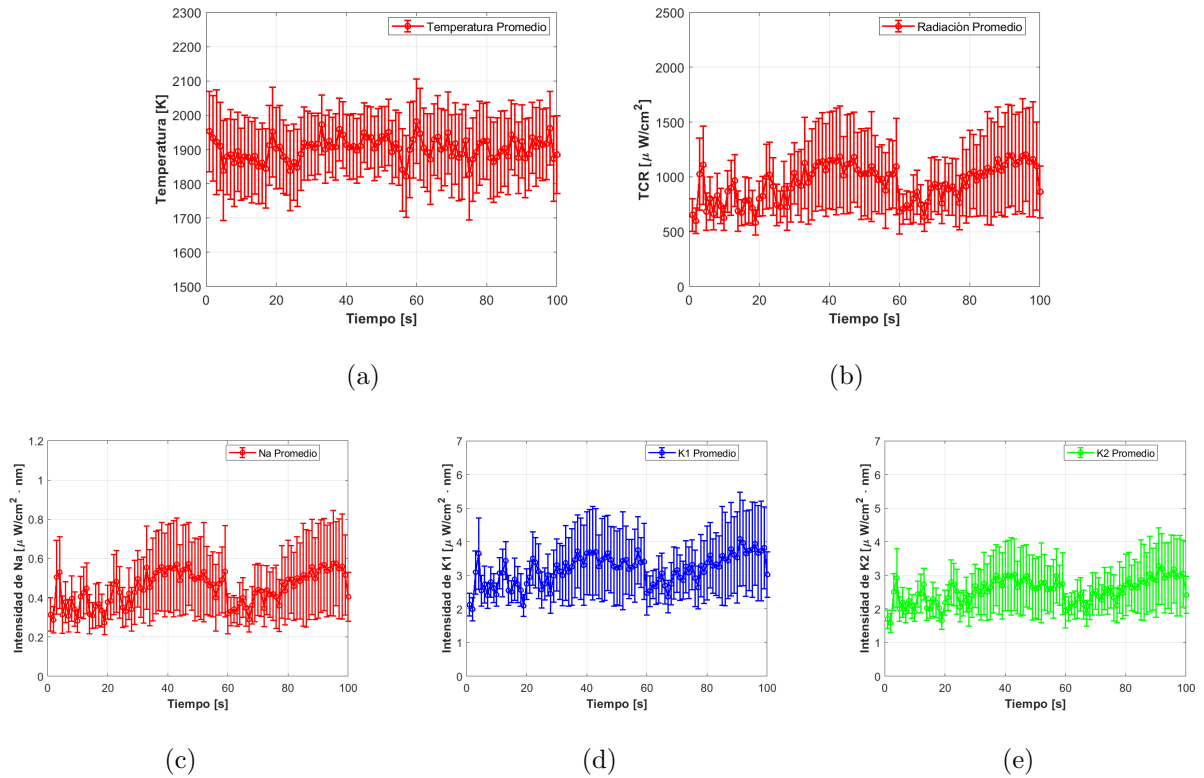
Se aplicó nuevamente la recuperación espectral de Maloney–Wandell para estimar, píxel a píxel, la temperatura, la radiación continua (TCR) y las intensidades asociadas a las líneas de Na y K. Los resultados para esta condición de humedad se presentan en la Fig. 5.21.

A continuación, se aplicó la recuperación espectral a 100 imágenes consecutivas (100 s) para



**Fig. 5.21:** Estimaciones para humedad 14,22 %: (a) temperatura (K), (b) radiación continua TCR [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2$ ], (c) intensidad Na [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ], (d) intensidad K 766,5 nm y (e) intensidad K 770,1 nm [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ].

analizar la evolución temporal de la temperatura, la radiación continua (TCR) y las intensidades asociadas a Na y K. Las series resultantes se muestran en la Fig. 5.22.

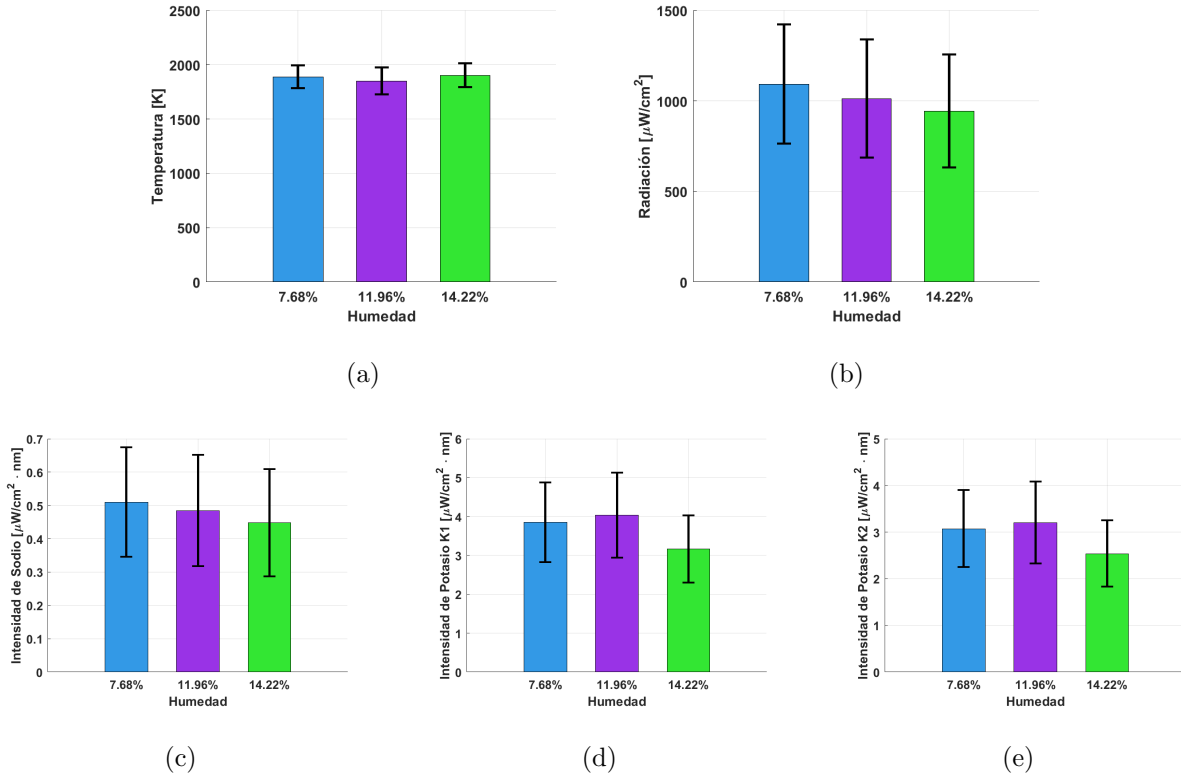


**Fig. 5.22:** Series temporales (100 imágenes) del promedio espacial  $\pm$  DE: (a) temperatura [K], (b) TCR [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2$ ], (c) intensidad Na [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ], (d) intensidad K 766,5 nm y (e) intensidad K 770,1 nm [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ].

Como se observa en la Fig. 5.22, los promedios de temperatura, TCR e intensidades de Na y K permanecen globalmente estables, aunque con fluctuaciones más notorias a lo largo de la serie de 100 s. Este comportamiento podría estar asociado al mayor contenido de humedad del pellet. Los valores promedio y sus desviaciones estándar se presentan en la Tabla 5.3.

### 5.3.4. Comparación de parámetros radiométricos

En esta sección se resumen los resultados obtenidos mediante la recuperación espectral para las tres condiciones de humedad consideradas. Se presentan los promedios espaciales (con barras de error) de temperatura, radiación continua (TCR) e intensidades asociadas a Na y K, con el fin de comparar su comportamiento entre humedades. Las gráficas correspondientes se muestran en la Fig. 5.23.



**Fig. 5.23:** Promedios espaciales  $\pm$  DE en 100 imágenes para tres humedades: (a) temperatura [K], (b) TCR [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2$ ], (c) Na, (d) K 766,5 nm y (e) K 770,1 nm [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2 \cdot \text{nm}$ ].

La Tabla 5.3 presenta un resumen numérico de los promedios y sus desviaciones estándar para cada parámetro y nivel de humedad.

Con el fin de complementar la inspección cualitativa de los mapas reconstruidos y responder a la necesidad de una estimación numérica asociada a las imágenes, se incorporaron descriptores geométricos en unidades de píxel que cuantifican el tamaño aparente de la llama en el ROI. En particular, para cada imagen reconstruida se definió una máscara binaria  $M(p) \in \{0, 1\}$  sobre el conjunto de píxeles  $p$  del ROI, empleando el mismo criterio utilizado en el procesamiento (consistente con la segmentación/filtrado descrito en la Sección 2.9): se consideró como píxel de llama aquel con señal radiométrica reconstruida distinta de cero en el mapa de radiación. A partir de esta máscara se calculó el número de píxeles de llama  $N_f$  y la fracción ocupada en el ROI,

$$N_f = \sum_{p \in \text{ROI}} M(p), \quad f_{\text{ROI}} = \frac{N_f}{N_{\text{ROI}}}$$

donde  $N_{\text{ROI}}$  es el número total de píxeles del ROI. Dado que no se dispone de una calibración geométrica (tamaño físico de píxel), estos descriptores se reportan en píxeles y se emplean como métricas comparativas entre condiciones. En la práctica,  $N_f$  y  $f_{\text{ROI}}$  permiten cuantificar cambios en la extensión espacial de la llama con la humedad y facilitan la interpretación de las variaciones observadas en los promedios espaciales de TCR, temperatura e intensidades de Na/K.

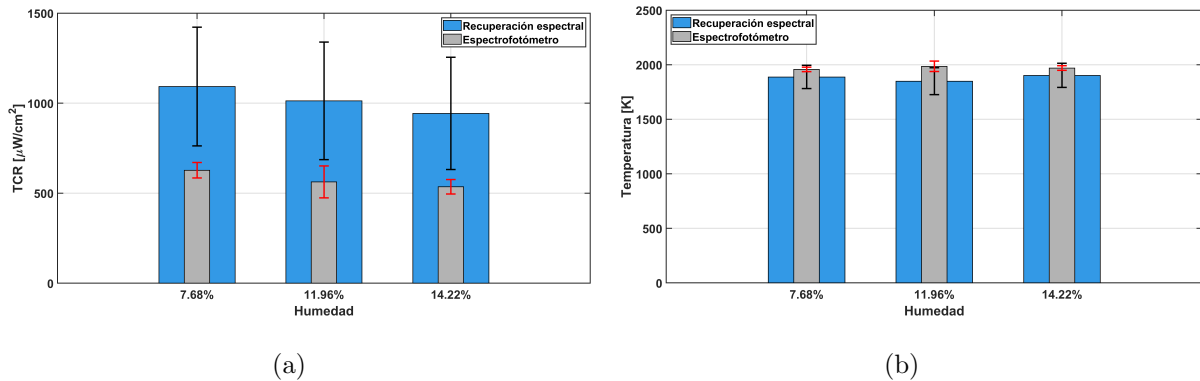
**Tabla 5.3:** Resumen de parámetros estimados por recuperación espectral para Pellet B (*Pinus radiata*): promedios espaciales  $\pm$  desviación estándar en 100 imágenes. Humedad: [%]; Radiación: [ $\mu\text{W}/\text{cm}^2$ ]; Temperatura: [K]; Na, K1 y K2: [ $\mu\text{W}/(\text{cm}^2\cdot\text{nm})$ ];  $N_f$ : [px];  $f_{\text{ROI}}$ : [-]. Se incluyen descriptores geométricos ( $N_f$  y  $f_{\text{ROI}}$ ) para cuantificar numéricamente la extensión aparente de la llama en el ROI.

Marca	Especie	Humedad	Radiación	Temp	Na	K1	K2	$N_f$	$f_{\text{ROI}}$
Pellet B	<i>Pinus radiata</i>	7,68	1092,12 $\pm$ 329,63	1887,22 $\pm$ 106,73	0,51 $\pm$ 0,16	3,85 $\pm$ 1,02	3,07 $\pm$ 0,83	27688,45 $\pm$ 10889,18	0,16 $\pm$ 0,06
		11,96	1012,50 $\pm$ 326,25	1848,06 $\pm$ 123,25	0,48 $\pm$ 0,17	4,03 $\pm$ 1,10	3,20 $\pm$ 0,88	15554,49 $\pm$ 9423,04	0,09 $\pm$ 0,05
		14,22	942,72 $\pm$ 311,86	1902,19 $\pm$ 110,75	0,44 $\pm$ 0,16	3,16 $\pm$ 0,87	2,54 $\pm$ 0,71	13962,21 $\pm$ 9824,56	0,08 $\pm$ 0,05

Conviene señalar que los resultados del Capítulo 4 y los presentados en esta sección no son estrictamente comparables en términos absolutos. Si bien se utilizó la misma marca de pellet, las condiciones experimentales difieren de manera relevante: en el Capítulo 4 se empleó un horno mufla y se evaluó la combustión de un pellet individual, mientras que aquí las mediciones se realizaron en una estufa a pellet, donde la llama corresponde a la combustión simultánea de un conjunto de pellets. Esta diferencia de configuración se refleja directamente en los niveles de TCR, ya que un mayor caudal de combustible en combustión tiende a incrementar la radiación emitida respecto de una unidad aislada. No obstante, al variar el contenido de humedad se preserva la misma tendencia general de disminución de la radiación, consistente con una fracción mayor de energía destinada a evaporación y, por tanto, con una menor energía disponible para el proceso de combustión.

En cuanto a la temperatura, se observa que ésta se mantiene aproximadamente constante entre las condiciones de humedad, tanto para el espectrofotómetro como para la recuperación espectral. Este comportamiento es coherente con el hecho de que la temperatura estimada corresponde a regiones del continuo seleccionadas para el análisis y, por ende, presenta menor sensibilidad relativa a variaciones moderadas de humedad bajo el régimen operativo considerado.

Además, la cercanía entre las estimaciones por recuperación espectral y la referencia instrumental se encuentra dentro de lo esperado: en la validación reportada por Castillo et al. [51] se obtuvo un error inferior al 4%. En este contexto, la recuperación espectral de Maloney–Wandell se perfila como una herramienta adecuada para la monitorización comparativa del proceso de combustión bajo distintas condiciones, tal como se resume en la Fig. 5.24.



**Fig. 5.24:** Comparación de diferentes variables radiométricas (a) TCR y (b) temperatura promedio para tres niveles de humedad. Barras azules: estimación por recuperación espectral; barras grises: referencia con espectrofotómetro.

Los resultados presentados en este capítulo contribuyen directamente al cumplimiento del Objetivo específico 4, al aplicar el método de recuperación espectral de Maloney–Wandell para obtener mapas espaciales de TCR, temperatura de la llama e intensidades de Na y K en la combustión de pellets de pino radiata bajo distintas condiciones de humedad. Adicionalmente, la inclusión de  $N_f$  y  $f_{\text{ROI}}$  aporta una cuantificación numérica del tamaño aparente de la llama en las imágenes reconstruidas, evitando que el análisis dependa únicamente de una inspección cualitativa de los mapas. Las distribuciones obtenidas evidencian una marcada heterogeneidad espacial del proceso de combustión, tanto en dirección axial como radial, y muestran variaciones temporales en las métricas radiométricas consideradas, observándose en particular una disminución sistemática de la TCR a medida que aumenta el contenido de humedad del combustible.

Finalmente, la Tabla 5.3 resume cuantitativamente los parámetros radiométricos y óptico-térmicos obtenidos a partir de la recuperación espectral para las distintas configuraciones analizadas, integrando en forma sintética la información contenida en los mapas espaciales de TCR, temperatura e intensidades de Na y K. Esta síntesis consolida el aporte del enfoque de

Maloney–Wandell como herramienta para extraer indicadores globales y comparables a partir de distribuciones espaciales complejas. En conjunto, estos resultados complementan los análisis promediados del Capítulo 4 y refuerzan la hipótesis de que la información radiométrica de la llama contiene parámetros suficientes para caracterizar la calidad del combustible y su comportamiento bajo diferentes condiciones de humedad, abriendo la posibilidad de utilizar esquemas basados en recuperación espectral e imágenes hiperespectrales como herramientas de diagnóstico espacial de la combustión de biomasa.

### Limitaciones y consideraciones para la aplicación industrial

La recuperación espectral basada en el algoritmo de Maloney–Wandell entrega una vía práctica para aproximar información hiperespectral a partir de imágenes multibanda, habilitando la estimación espacial de variables óptico–térmicas y químicas de la llama. Sin embargo, su transferencia a escenarios industriales requiere considerar limitaciones instrumentales y operacionales que no están presentes (o están controladas) en el entorno de laboratorio.

En primer lugar, el desempeño del método depende fuertemente de la calidad radiométrica de los píxeles utilizados en la reconstrucción. En este trabajo se mitigó este aspecto incorporando un filtrado de píxeles basado en (i) un umbral de similitud espectral mediante el coeficiente de bondad de ajuste (GFC) y (ii) un umbral de intensidad en el canal de mayor señal para descartar regiones dominadas por ruido. En particular, se seleccionaron espectros con  $GFC > 0,99$  y se aplicó un umbral de intensidad (por ejemplo,  $CH1 \geq 2000$  en una cámara de 14 bits) para asegurar reconstrucciones estables. En aplicación industrial, estos umbrales deben ajustarse dinámicamente según la ganancia/exposición, el ensuciamiento óptico y el régimen de operación (carga parcial, fases transientes), ya que condiciones de baja radiancia pueden incrementar la fracción de píxeles no confiables y degradar la estimación.

En segundo lugar, la precisión de la reconstrucción no solo está determinada por el algoritmo, sino también por la configuración espectral del sensor. Los resultados muestran que distintas combinaciones de canales pueden producir diferencias relevantes en RMSE y GFC, por lo que la selección del conjunto de bandas es un requisito de diseño del sistema (no un detalle secundario). En la implementación reportada, además, se observó que incrementar el número de componentes

principales no garantiza mejoras sistemáticas, y se optó por una configuración parsimoniosa (p. ej.,  $PC = 3$ ) junto con el descarte de un canal que no aportaba a la calidad de recuperación (p. ej., 735 nm), reduciendo complejidad sin pérdida apreciable de desempeño.

En tercer lugar, la instrumentación industrial impone restricciones adicionales: (i) necesidad de una ventana óptica con purga y mantenimiento para mitigar depósito de hollín/cenizas, (ii) control de saturación (exposición y/o filtros neutros) debido a la alta dinámica de luminancia de la llama, (iii) estabilidad mecánica y térmica del montaje (vibración y gradientes térmicos), y (iv) recalibración periódica de las respuestas espectrales efectivas de los canales, dado que derivas en filtros/sensores o cambios en la transmitancia del sistema óptico impactan directamente la reconstrucción.

Finalmente, desde el punto de vista computacional, la reconstrucción espectral por píxel y el cálculo posterior de variables (temperatura, radiación continua e intensidades de especies alcalinas) pueden ser exigentes para operación en línea. Por ello, una implementación industrial debe considerar estrategias de reducción de carga tales como selección de región de interés (ROI), submuestreo espacial/temporal, o aceleración por GPU/FPGA, preservando a la vez la trazabilidad de la estimación y el control de calidad (p. ej., métricas tipo GFC o criterios equivalentes de confiabilidad).

## Conclusiones del capítulo 5

En este capítulo se demostró la factibilidad de aplicar recuperación espectral (Maloney–Wandell) en imágenes multibanda de llamas de combustión de pellets, con el objetivo de aproximar información hiperespectral y habilitar la estimación espacial de indicadores relevantes del proceso. Para asegurar robustez, se incorporó un procedimiento de selección de píxeles/espectros válidos basado en criterios de similitud (GFC) e intensidad mínima, lo que permite descartar regiones con baja relación señal/ruido y estabilizar las estimaciones.

Los resultados evidenciaron que la calidad de reconstrucción depende de manera crítica de la elección de canales y de una parametrización parsimoniosa del subespacio espectral (número de componentes principales), lo que entrega criterios concretos para el diseño de sensores multiespectrales compactos orientados a diagnóstico de combustión. A partir de los espectros

reconstruidos fue posible obtener mapas espaciales de variables óptico-térmicas y químicas (p. ej., temperatura, TCR e intensidades asociadas a Na/K), observándose heterogeneidad espacial y variaciones sistemáticas al modificar condiciones de humedad del combustible, lo que complementa los análisis promediados del Capítulo 4 y refuerza la utilidad del enfoque para diagnóstico espacial de la combustión de biomasa.

En conjunto, el capítulo consolida la recuperación espectral como un puente entre instrumentación multibanda de menor complejidad/costo y la extracción de variables comparables a las obtenidas con espectroscopía, sentando bases metodológicas para futuras implementaciones en ambientes no controlados.

# Capítulo 6

## Conclusiones y trabajo a futuro

### Conclusiones

La presente tesis desarrolló y validó una metodología de diagnóstico óptico no intrusivo para la combustión de pellets de biomasa, orientada a cuantificar el desempeño energético y variables fisicoquímicas de la llama bajo variabilidad de humedad y entre distintas marcas comerciales. En este marco, y en cumplimiento del **Objetivo específico 1**, se definieron y fundamentaron nuevas variables radiométricas derivadas del continuo espectral, en particular la radiación continua total (TCR), la energía continua total (TCE), la emisividad efectiva y el índice Poder Calorífico Óptico (OCP), complementadas con la estimación de temperatura de llama e intensidades alcalinas. Para su estimación, se utilizaron espectros de emisión VIS–NIR (450–900 nm), separando componente continua y líneas discretas mediante AirPLS, donde las líneas de Na (589,4 nm) y K (766,5–770,1 nm) se emplearon como trazadores químicos del proceso.

En cumplimiento del **Objetivo específico 2**, estas métricas fueron estimadas a partir de espectros adquiridos durante la combustión controlada de pellets de distintas marcas y contenidos de humedad, permitiendo establecer criterios de comparación y categorización de la calidad del combustible. Uno de los principales aportes fue la introducción del índice OCP, definido a partir de la integración temporal del continuo (TCE), su normalización por masa consumida y la incorporación de la emisividad efectiva. Los resultados confirman que el continuo radiométrico

capturado en la ventana visible–NIR contiene información sustantiva del intercambio energético del proceso, evidenciando asociaciones fuertes entre TCR, OCP y el poder calorífico de referencia (HOC). En particular, OCP mostró una relación lineal estrecha con HOC, y junto con TCR permitió una caracterización objetiva del desempeño energético para distintas combinaciones de marca y humedad. Adicionalmente, el análisis de la componente discreta mostró que las intensidades de Na y K presentan variabilidad temporal con un ascenso marcado al inicio de la combustión, lo que constituye un hito coherente con el tiempo de combustión y útil para la determinación de TCR. Al comparar entre condiciones de humedad, se observó que la intensidad de Na disminuye sistemáticamente al aumentar la humedad, mientras que la de K se mantiene, en promedio, relativamente constante, lo que sugiere una menor sensibilidad de K frente a la humedad bajo las condiciones ensayadas.

Respecto del componente ambiental del **Objetivo específico 2**, se cuantificó material particulado ( $PM_{2,5}$ ,  $PM_{10}$ ) y número de partículas en la salida de la estufa, observándose una tendencia consistente al alza de las concentraciones al incrementar la humedad del pellet. Más importante aún, el análisis conjunto mediante correlación de Pearson mostró que las métricas de PM están altamente interrelacionadas entre sí, y que exhiben una relación inversa con el continuo radiométrico: condiciones con menor TCR (y, por extensión, menor OCP) tienden a presentar mayores cargas de PM en el punto de medición. En la misma línea, el poder calorífico de referencia (HOC) presenta correlaciones negativas de mayor magnitud con  $PM_{2,5}$ ,  $PM_{10}$  y número de partículas, lo que respalda cuantitativamente que combustiones con mayor rendimiento energético tienden a exhibir menores emisiones particuladas. En conjunto, estos resultados abordan directamente el **Objetivo específico 2**, al establecer una relación cuantitativa entre desempeño radiométrico–energético (TCR/OCP/HOC) y material particulado para diferentes marcas y niveles de humedad.

En cumplimiento del **Objetivo específico 3**, se estimó el poder calorífico neto mediante modelos de regresión construidos desde dos enfoques complementarios. Por una parte, se ajustaron modelos OLS basados en las métricas radiométricas (TCR, TCE y OCP), evidenciando que los descriptores del continuo permiten explicar de manera consistente la variabilidad del poder calorífico entre marcas y condiciones de humedad. Por otra parte, se implementaron modelos PLS a partir de los espectros de emisión, evaluando su capacidad predictiva y comparando su

desempeño con el enfoque OLS; los resultados muestran que el uso del espectro como descriptor multivariado permite obtener estimaciones competitivas del poder calorífico, con desempeño global y error menor a un 4%, acordes con los objetivos de monitoreo y comparación del combustible bajo condiciones experimentales controladas.

Finalmente, en cumplimiento del **Objetivo específico 4**, se implementó un esquema de sensado multiespectral de bajo costo complementario a la espectroscopía puntual, basado en recuperación espectral de Maloney–Wandell aplicada a imágenes multibanda. Esta aproximación permitió reconstruir espectros e inferir mapas 2D de temperatura, TCR e intensidades alcalinas, habilitando la visualización espacio–temporal de la llama y el análisis de heterogeneidad a lo largo de su extensión. En perspectiva, la tesis consolida una base metodológica radiométrica y quimio–óptica para el monitoreo no intrusivo de combustión de pellets, con capacidad de clasificar desempeño energético bajo variabilidad de humedad, relacionarlo cuantitativamente con emisiones particuladas y extender el diagnóstico hacia caracterización espacial, aportando herramientas concretas para apoyar estrategias de seguimiento, evaluación y eventual optimización de sistemas reales de combustión de biomasa.

## Trabajo a futuro

A partir de este trabajo, se identifican varias direcciones de desarrollo futuro para ampliar e implementar las contribuciones de la tesis:

1. **Escalamiento y robustecimiento del sensado óptico en condiciones reales.** Adaptar el sistema de diagnóstico propuesto para su uso en estufas y calderas comerciales, abordando encapsulado y protección térmica, inmunidad a polvo/hollín y vibraciones, estabilidad de calibración *in situ*, repetibilidad inter-dispositivo y protocolos de mantenimiento (p. ej., ventanas ópticas, purga de aire, autoverificación). El foco es demostrar desempeño metrológico estable en escenarios reales de operación.
2. **Cuantificación absoluta de Na y K liberado en las emisiones.** Desarrollar una metodología de cuantificación absoluta de sodio y potasio liberado durante la combustión, pasando desde un trazador espectral relativo (intensidades Na/K) hacia estimaciones en

unidades de emisión. Para ello, se propone implementar un banco experimental con un mechero de referencia que permita controlar de manera reproducible la incorporación de Na y K (por ejemplo, mediante soluciones o sales atomizadas en concentraciones conocidas) bajo condiciones térmicas bien caracterizadas, con el fin de vincular la respuesta espectral de las líneas Na (589.4 nm) y K (766.5–770.1 nm) con concentraciones absolutas. Esta calibración se transferirá luego al escenario de pellets, correlacionando las firmas espectrales y su evolución temporal con la liberación de especies iónicas desde el combustible (en función de marca y humedad), de modo de estimar tasas de emisión asociadas a Na y K durante el ciclo de combustión. Finalmente, la metodología se extenderá a diagnóstico espacial utilizando recuperación espectral de Maloney–Wandell, permitiendo mapear en 2D la distribución y dinámica de Na y K a lo largo de la llama, y cuantificar cómo su liberación varía con la heterogeneidad del proceso.

3. **Aprendizaje automático no supervisado para detección de anomalías.** Incorporar algoritmos no supervisados (p. ej., autoencoders) para identificar automáticamente anomalías térmico–químicas durante la combustión, permitiendo detectar en tiempo real perturbaciones de temperatura/radiación y cambios anómalos asociados a Na/K o a combustión incompleta, sin supervisión constante.
4. **Modelos supervisados e híbridos para predicción de HOC y diagnóstico de combustión.** Complementar los modelos OLS/PLS con un benchmark sistemático de modelos supervisados (p. ej., Random Forest, XGBoost y redes neuronales), explorando fusión de características que integre métricas radiométricas (TCR, TCE, OCP, temperatura y Na/K) junto con descriptores espectrales. En continuidad con los resultados de correlación entre variables radiométricas y material particulado, se propone incorporar restricciones físico–informadas mediante enfoques tipo PGNN/PINN para mejorar la generalización y habilitar diagnósticos multi-salida (energía y emisiones).
5. **Mejora de los modelos de recuperación espectral.** Optimizar la reconstrucción espectral (Maloney–Wandell) explorando calibraciones ampliadas, regularización espectral más robusta y enfoques híbridos con aprendizaje profundo para aumentar precisión y

velocidad por píxel, extendiendo el diagnóstico hiperespectral a un rango más amplio de condiciones y reduciendo errores en la estimación de temperatura y componentes químicos.

6. **Integración en calderas inteligentes y control en lazo cerrado.** Integrar el diagnóstico óptico en una arquitectura de control automatizado (sensor + cómputo embebido + actuadores), usando OCP, temperatura, TCR/TCE y métricas químicas como realimentación en *tiempo real* para ajustar dosificación de aire/combustible, flujos y setpoints. El foco es diseñar y validar estrategias de control (p. ej., feedback y/o MPC) orientadas a maximizar eficiencia térmica y minimizar emisiones bajo variabilidad de combustible y condiciones de operación.

# Bibliografía

- [1] W. Du, J. Wang, Y. Feng, W. Duan, Z. Wang, Y. Chen, P. Zhang, and B. Pan, “Biomass as residential energy in china: Current status and future perspectives,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 186, p. 113657, 2023. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032123005142>
- [2] F. Ali, A. Dawood, A. Hussain, M. H. Alnasir, M. A. Khan, T. M. Butt, N. K. Janjua, and A. Hamid, “Fueling the future: Biomass applications for green and sustainable energy,” *Discover Sustainability*, vol. 5, no. 1, p. 156, 2024.
- [3] J. Jimenez, O. Farias, R. Quiroz, and J. Yañez, “Emission factors of particulate matter, polycyclic aromatic hydrocarbons, and levoglucosan from wood combustion in south-central chile,” *Journal of the Air & Waste Management Association*, vol. 67, no. 7, pp. 806–813, 2017.
- [4] M. O. Nawaz, D. K. Henze, N. J. Huneus, M. Osses, N. Álamos, M. A. Opazo, and L. Gallardo, “Sources of air pollution health impacts and co-benefits of carbon neutrality in santiago, chile,” *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, vol. 128, no. 19, p. e2023JD038808, 2023.
- [5] J. C. Pinilla Suárez, K. Luengo Vergara, F. Lobo Quilodrán, T. Navarrete, F. Navarrete *et al.*, “Normativas aplicables a la producción de pellet en chile,” 2021.
- [6] J. C. P. Suárez, J. G. Inostroza, F. N. Ulloa, M. N. Torres, K. C. Del Río, and K. L. Vergara, “Antecedentes generales del sector de los biocombustibles en la región del biobío.: Descripción general y precios,” *Ciencia & Investigación Forestal*, pp. 5–18, 2024.

- [7] J. C. Pinilla Suárez, K. Luengo Vergara, T. Navarrete, F. Navarrete *et al.*, “Estudio del pellet en base a especies forestales que crecen en la región del biobío,” 2021.
- [8] Ministerio de Energía de Chile, “Balance nacional de energía 2020,” 2022, accedido el 18 de abril de 2025. [Online]. Available: [https://energia.gob.cl/sites/default/files/documentos/2022\\_informe\\_anual\\_bne\\_2020.pdf](https://energia.gob.cl/sites/default/files/documentos/2022_informe_anual_bne_2020.pdf)
- [9] C. T. Salinas, T. Castilho, J. I. da Silva Filho, and D. Marcelo-Aldana, “Alkaline gases emission estimation and paraconsistent logic techniques application to label bagasse combustion conditions,” *Thermal Science and Engineering Progress*, vol. 40, p. 101773, 2023.
- [10] H. Hao, C. L. Chow, and D. Lau, “Carbon monoxide release mechanism in cellulose combustion using reactive forcefield,” *Fuel*, vol. 269, p. 117422, 2020.
- [11] W. Yan, K. Li, T. Yu, X. Huang, L. Yu, A. Panahi, and Y. A. Levendis, “Determination of flame temperatures and soot volume fractions during combustion of biomass pellets,” *Energy & Fuels*, vol. 35, no. 3, pp. 2313–2325, 2021.
- [12] M. Jach-Nocoń, G. Pełka, W. Luboń, T. Mirowski, A. Nocoń, and P. Pachytel, “An assessment of the efficiency and emissions of a pellet boiler combusting multiple pellet types,” *Energies*, vol. 14, no. 15, p. 4465, 2021.
- [13] N. Zhao, B. Li, R. Ahmad, F. Ding, Y. Zhou, G. Li, A. M. I. Zayan, and R. Dong, “Dynamic relationships between real-time fuel moisture content and combustion-emission-performance characteristics of wood pellets in a top-lit updraft cookstove,” *Case Studies in Thermal Engineering*, vol. 28, p. 101484, 2021. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2214157X2100647X>
- [14] M. Dula, A. Kraszkiwicz, and S. Parafiniuk, “Combustion efficiency of various forms of solid biofuels in terms of changes in the method of fuel feeding into the combustion chamber,” *Energies*, vol. 17, no. 12, p. 2853, 2024.

- [15] N. Yilmaz, W. Gill, A. B. Donaldson, and R. E. Lucero, “Problems encountered in fluctuating flame temperature measurements by thermocouple,” *Sensors*, vol. 8, no. 12, pp. 7882–7893, 2008. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1424-8220/8/12/7882>
- [16] V. R. Unni and R. Sujith, “Flame dynamics during intermittency in a turbulent combustor,” *Proceedings of the Combustion Institute*, vol. 36, no. 3, pp. 3791–3798, 2017. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1540748916304199>
- [17] J. O’Connor, V. Acharya, and T. Lieuwen, “Transverse combustion instabilities: Acoustic, fluid mechanic, and flame processes,” *Progress in Energy and Combustion Science*, vol. 49, pp. 1–39, 2015. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360128515000027>
- [18] S. R. Sinsel, R. L. Riemke, and V. H. Hoffmann, “Challenges and solution technologies for the integration of variable renewable energy sources—a review,” *Renewable Energy*, vol. 145, pp. 2271 – 2285, 2020. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960148119309875>
- [19] J. Liang, M. Nabi, P. Zhang, G. Zhang, Y. Cai, Q. Wang, Z. Zhou, and Y. Ding, “Promising biological conversion of lignocellulosic biomass to renewable energy with rumen microorganisms: A comprehensive review,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 134, p. 110335, 2020. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032120306237>
- [20] W. S. Ebhota and T.-C. Jen, “Fossil fuels environmental challenges and the role of solar photovoltaic technology advances in fast tracking hybrid renewable energy system,” *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, vol. 7, no. 1, pp. 97–117, 2020.
- [21] J. Wang, D. Ma, Y. Lou, J. Ma, and D. Xing, “Optimization of biogas production from straw wastes by different pretreatments: Progress, challenges, and prospects,”

- Science of The Total Environment*, vol. 905, p. 166992, 2023. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0048969723056176>
- [22] R. I. Ismail, K. C. Yee, A. R. Shaari, A. R. Mohamed, M. H. B. A. Halim, A. A. A. Rahman, L. Y. Leng, N. L. Makhtar, and N. A. Razak, “Production of solid biofuels from renewable resources: A review,” in *AIP Conference Proceedings*, vol. 2703, no. 1. AIP Publishing, 2023.
- [23] L. Azancot, L. F. Bobadilla, F. Romero-Sarria, and J. A. Odriozola, “Chapter 8 catalytic technologies for the production of liquid transportation fuels from biomass,” in *Heterogeneous Catalysis for Energy Applications*. The Royal Society of Chemistry, 2020, pp. 202–234. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1039/9781788019576-00202>
- [24] M. Lehtveer and M. Fridahl, “Managing variable renewables with biomass in the european electricity system: Emission targets and investment preferences,” *Energy*, vol. 213, p. 118786, 2020. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544220318934>
- [25] R. Saidur, E. Abdelaziz, A. Demirbas, M. Hossain, and S. Mekhilef, “A review on biomass as a fuel for boilers,” *Renewable and sustainable energy reviews*, vol. 15, no. 5, pp. 2262–2289, 2011.
- [26] CNE, “Reporte mensual septiembre ernc,” vol. 49, 2020.
- [27] Ministerio de Energía de Chile, “Estrategia de transición energética residencial,” 2020, accedido: abril 2025. [Online]. Available: [https://energia.gob.cl/sites/default/files/documentos/estrategia\\_de\\_transicion\\_energetica\\_residencial13082020.pdf](https://energia.gob.cl/sites/default/files/documentos/estrategia_de_transicion_energetica_residencial13082020.pdf)
- [28] Oficina de Estudios y Políticas Agrarias (ODEPA), “Bioenergía: Oportunidades y desafíos de la biomasa forestal como biocombustible regulado,” 2021, accedido: abril 2025. [Online]. Available: [https://bibliotecadigital.odepa.gob.cl/bitstream/handle/20.500.12650/71520/Art\\_Bioenergia.pdf](https://bibliotecadigital.odepa.gob.cl/bitstream/handle/20.500.12650/71520/Art_Bioenergia.pdf)

- [29] C. CDT, “Estudio de usos finales y curva de oferta de conservación de la energía en el sector residencial de Chile,” *Corporación de Desarrollo Tecnológico (CDT), Cámara Chilena de la Construcción (CChC), Santiago*, 2010.
- [30] Ministerio de Energía de Chile, “Infografía: Ley de biocombustibles sólidos,” 2025, accedido: abril 2025. [Online]. Available: <https://energia.gob.cl/ley-de-biocombustibles-solidos>
- [31] Centro de Ciencia del Clima y la Resiliencia (CR2), “El aire que respiramos: pasado, presente y futuro – contaminación atmosférica por pm<sub>2,5</sub> en el centro y sur de Chile,” 2020, accedido: abril 2025. [Online]. Available: [https://www.cr2.cl/wp-content/uploads/2020/09/Informe\\_Contaminacion\\_Espanol\\_2020.pdf](https://www.cr2.cl/wp-content/uploads/2020/09/Informe_Contaminacion_Espanol_2020.pdf)
- [32] J. C. Pinilla Suárez, J. García Inostroza, T. Navarrete, F. Navarrete, K. Casanova del Río, K. Luengo Vergara *et al.*, “Modelos de productividad para la estimación de leña en las principales especies forestales utilizadas en la región del Biobío,” 2024.
- [33] A. Minte, S. Sáez, R. O’Ryan, M. Silva, P. Honeyman, and V. Haller, 2021. [Online]. Available: [https://accion.ascc.cl/uploads/manifestacion\\_de\\_interes/diagnostico\\_de\\_acuerdo\\_anterior/105/Diagn%C3%B3stico\\_APL\\_Pellet\\_FINAL.pdf](https://accion.ascc.cl/uploads/manifestacion_de_interes/diagnostico_de_acuerdo_anterior/105/Diagn%C3%B3stico_APL_Pellet_FINAL.pdf)
- [34] S. de Energía *et al.*, “Estrategia de transición energética residencial,” 2020.
- [35] J. Lelieveld, J. S. Evans, M. Fnais, D. Giannadaki, and A. Pozzer, “The contribution of outdoor air pollution sources to premature mortality on a global scale,” *Nature*, vol. 525, no. 7569, pp. 367–371, 2015.
- [36] F. Guerrero, K. Yáñez, V. Vidal, and F. Cereceda-Balic, “Effects of wood moisture on emission factors for pm<sub>2.5</sub>, particle numbers and particulate-phase PAHs from eucalyptus globulus combustion using a controlled combustion chamber for emissions,” *Science of The Total Environment*, vol. 648, pp. 737–744, 2019. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0048969718330250>
- [37] L. Y. García, A. A. Cerda, R. d. P. Lagos, P. I. Muñoz, and M. Muñoz, “Society’s willingness to pay for certified dry firewood energy in Chile,” *Frontiers in Energy Research*, vol. 9, p. 676654, 2021.

- [38] P. McKendry, “Energy production from biomass (part 1): overview of biomass,” *Bioresource Technology*, vol. 83, no. 1, pp. 37 – 46, 2002, reviews Issue. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960852401001183>
- [39] H. Ge, X. Li, Y. Li, G. Lu, and Y. Yan, “Biomass fuel identification using flame spectroscopy and tree model algorithms,” *Combustion Science and Technology*, vol. 0, no. 0, pp. 1–18, 2019. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1080/00102202.2019.1680654>
- [40] Y. Xia, J. Zhang, C. Tang, and W. Pan, “Research and application of online monitoring of coal and biomass co-combustion and biomass combustion characteristics based on combustion flame,” *Journal of the Energy Institute*, vol. 108, p. 101191, 2023. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S174396712300020X>
- [41] H. Fan, F. Li, Q. Guo, and M. Guo, “Effect of high silicon-aluminum coal ashes on sintering and fusion characteristics of a potassium-rich biomass ash,” *Journal of the Energy Institute*, vol. 93, no. 5, pp. 1781 – 1789, 2020. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1743967120300507>
- [42] X. Lu, Y. Chen, F. Mazza, S. He, Z. Li, S. Huang, Q. Wang, N. Zhang, B. Shen, Y. Wu *et al.*, “Single-shot single-beam coherent raman scattering thermometry based on optically induced air lasing,” *Light: Science & Applications*, vol. 13, no. 1, p. 315, 2024.
- [43] Z.-Y. Tian, V. B. Mbayachi, M. Khalil, and D. A. Ayejoto, “Introduction to advanced diagnostic techniques in combustion science,” in *Advanced Diagnostics in Combustion Science*. Springer, 2023, pp. 1–32.
- [44] A. Hakeem Anwer, M. Saadaoui, A. T. Mohamed, N. Ahmad, and A. Benamor, “State-of-the-art advances and challenges in wearable gas sensors for emerging applications: Innovations and future prospects,” *Chemical Engineering Journal*, vol. 502, p. 157899, 2024. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1385894724093902>

- [45] J. Ballester and T. García-Armingol, “Diagnostic techniques for the monitoring and control of practical flames,” *Progress in Energy and Combustion Science*, vol. 36, no. 4, pp. 375–411, 2010.
- [46] A. Smolarz, A. Kotyra, W. Wojcik, and J. Ballester, “Advanced diagnostics of industrial pulverized coal burner using optical methods and artificial intelligence,” *Experimental Thermal and Fluid Science*, vol. 43, pp. 82–89, 2012.
- [47] A. Smolarz, W. Wójcik, and K. Gromaszeka, “Fuzzy modeling for optical sensor for diagnostics of pulverized coal burner,” *Procedia Engineering*, vol. 47, pp. 1029–1032, 2012.
- [48] S. Simões Amaral, J. Andrade de Carvalho Jr, M. A. Martins Costa, and C. Pinheiro, “Particulate matter emission factors for biomass combustion,” *Atmosphere*, vol. 7, no. 11, p. 141, 2016.
- [49] F. Yip, B. Christensen, K. Sircar, L. Naeher, N. Bruce, D. Pennise, M. Lozier, T. Pilishvili, J. Loo Farrar, D. Stanistreet, R. Nyagol, J. Muoki, L. de Beer, M. Sage, and V. Kapil, “Assessment of traditional and improved stove use on household air pollution and personal exposures in rural western kenya,” *Environment International*, vol. 99, pp. 185–191, 2017. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0160412016308091>
- [50] Y. Niu, H. Tan, and S. Hui, “Ash-related issues during biomass combustion: Alkali-induced slagging, silicate melt-induced slagging (ash fusion), agglomeration, corrosion, ash utilization, and related countermeasures,” *Progress in Energy and Combustion Science*, vol. 52, pp. 1–61, 2016. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360128515300216>
- [51] F. Castillo, L. Arias, and H. O. Garcés, “Estimation of temperature, local and global radiation of flames, using retrieved hyperspectral imaging,” *Measurement*, vol. 208, p. 112459, 2023. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263224123000234>

- [52] W. Weng, S. Li, M. Costa, and Z. Li, “Quantitative imaging of potassium release from single burning pulverized biomass char particles,” *Fuel*, vol. 264, p. 116866, 2020. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016236119322203>
- [53] C. Toro, L. Arias, S. Torres, and D. Sbarbaro, “Flame spectra-temperature estimation based on a color imaging camera and a spectral reconstruction technique,” *Applied Optics*, vol. 53, no. 28, pp. 6351–6361, 2014.
- [54] N. Docquier and S. Candel, “Combustion control and sensors: a review,” *Progress in energy and combustion science*, vol. 28, no. 2, pp. 107–150, 2002.
- [55] Z. He, C. Lou, J. Fu, and M. Lim, “Experimental investigation on temporal release of potassium from biomass pellet combustion by flame emission spectroscopy,” *Fuel*, vol. 253, pp. 1378–1384, 2019. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016236119308944>
- [56] W. Yan, K. Li, T. Yu, X. Huang, L. Yu, A. Panahi, and Y. A. Levendis, “Determination of flame temperatures and soot volume fractions during combustion of biomass pellets,” *Energy & Fuels*, vol. 35, no. 3, pp. 2313–2325, 2021.
- [57] Z. Bai, Z. Wang, G. Yu, Y. Yang, and H. Metghalchi, “Experimental Study of Laminar Burning Speed for Premixed Biomass/Air Flame,” *Journal of Energy Resources Technology*, vol. 141, no. 2, p. 022206, 09 2018. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1115/1.4041412>
- [58] P. Tóth, C. Brackmann, Y. Ögren, M. N. Mannazhi, J. Simonsson, A. Sepman, P.-E. Bengtsson, and H. Wiinikka, “Experimental and numerical study of biomass fast pyrolysis oil spray combustion: Advanced laser diagnostics and emission spectrometry,” *Fuel*, vol. 252, pp. 125–134, 2019. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S001623611930599X>
- [59] W. Cai, S. Zheng, S. Sun, D. Li, Y. Wang, and Q. Lu, “In-situ measurement of potassium and sodium concentrations in a 16 mw msw incinerator employing

- the fes system,” *Fuel*, vol. 367, p. 131417, 2024. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016236124005659>
- [60] F. Castillo, J. Cifuentes, M. Marín, L. E. Arias, and H. O. Garcés, “Study spectral emission of burning biomass in the vis and nir spectral band,” *2017 CHILEAN Conference on Electrical, Electronics Engineering, Information and Communication Technologies (CHILECON)*, pp. 1–6, 2017.
- [61] F. Castillo, L. Arias, and J. Cifuentes, “Biomass flame spectroscopy technique to identify wood species through spectral emission during combustion processes,” *Measurement*, vol. 240, p. 115581, 2025. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263224124014660>
- [62] H. O. Garces, L. Arias, A. J. Rojas, C. Carrasco, A. Fuentes, and O. Farias, “Radiation measurement based on spectral emissions in industrial flames,” *Measurement*, vol. 87, pp. 62–73, 2016. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263224116001536>
- [63] F. Castillo, L. Arias, and H. O. Garcés, “Estimation of temperature, local and global radiation of flames, using retrieved hyperspectral imaging,” *Measurement*, vol. 208, p. 112459, 2023. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263224123000234>
- [64] K. Li, W. Yan, L. Yu, X. Huang, Y. Chen, H. Zhou, S. Zheng, and C. Lou, “Simultaneous determination of na concentration and temperature during zhundong coal combustion using the radiation spectrum,” *Energy & Fuels*, vol. 35, no. 4, pp. 3348–3359, 2021.
- [65] W. Yan, K. Li, X. Huang, L. Yu, C. Lou, and Y. Chen, “Online measurement of the flame temperature and emissivity during biomass volatile combustion using spectral thermometry and image thermometry,” *Energy & Fuels*, vol. 34, no. 1, pp. 907–919, 2019.
- [66] H. O. Garces, L. E. Arias, A. J. Rojas, J. Cuevas, and A. Fuentes, “Combustion diagnostics by calibrated radiation sensing and spectral estimation,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 17, no. 18, pp. 5871–5879, 2017.

- [67] C. Toro N, L. Arias P, S. Torres, and D. Sbarbaro, “Flame spectra-temperature estimation based on a color imaging camera and a spectral reconstruction technique,” *Applied Optics*, vol. 53, no. 28, pp. 6351–6361, 2014.
- [68] S. Zheng, W. Cai, C. Zhao, D. Li, J. Zhang, and Q. Lu, “On the measurement of flame temperature and emissivity based on multispectral imaging technique,” *Measurement*, vol. 196, p. 111272, 2022. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263224122005152>
- [69] B. Yan, J. Lv, S. Zhou, Z. Wu, X. Liu, B. Li, Q. Gao, W. Wu, and G. Chen, “Application of optical diagnosis technology in biomass combustion,” *Biomass and Bioenergy*, vol. 184, p. 107198, 2024. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S096195342400151X>
- [70] Y. Lai, X. Liu, M. Davies, C. Fisk, Y. Wang, S. Meng, H. Yang, J. Yang, M. Hobbs, Y. Zhang, and J. R. Willmott, “A novel method for spectral and spatial characterisation of flames using a custom-developed hyperspectral imaging system,” *Fuel*, vol. 393, p. 135057, 2025. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016236125007823>
- [71] E. Thorin and F. M. Schmidt, “Wide-field imaging of gas-phase k species in biomass combustion using photofragmentation laser absorption imaging,” *Fuel*, vol. 381, p. 133429, 2025. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S001623612402578X>
- [72] Y. Lai, X. Liu, M. Davies, C. Fisk, M. Holliday, D. King, Y. Zhang, and J. Willmott, “Characterisation of wood combustion and emission under varying moisture contents using multiple imaging techniques,” *Fuel*, vol. 373, p. 132397, 2024. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S001623612401545X>
- [73] H. O. Garcés, B. Aballay, H. R. Mohan Rao, T. Chen, and S. L. Shah, “An unsupervised machine learning approach for process monitoring by visual analytics,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 58, no. 14, pp. 847–854, 2024, 12th IFAC Symposium

- on Advanced Control of Chemical Processes ADCHEM 2024. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405896324012126>
- [74] F. Cordoni, G. Bacchiega, G. Bondani, R. Radu, and R. Muradore, “A multi-modal unsupervised fault detection system based on power signals and thermal imaging via deep autoencoder neural network,” *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 110, p. 104729, 2022. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197622000392>
- [75] X. Bai, L. Fei, W. Liu, H. Wu, Y. Yan, and W. Xu, “Self-supervised combustion state diagnosis using a noise-augmented generative adversarial network and flame image sequences,” *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 149, p. 110574, 2025. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197625005743>
- [76] M. Mekhrengin, V. Guryev, I. Meshkovskii, D. Smirnov, and A. Sukhinets, “Development of sensor for spectral monitoring of combustion processes in gas-turbine engines,” in *2018 IEEE East-West Design Test Symposium (EWDTS)*, 2018, pp. 1–4.
- [77] C. T. Salinas, Y. Pu, C. Lou, and D. B. dos Santos, “Experiments for combustion temperature measurements in a sugarcane bagasse large-scale boiler furnace,” *Applied Thermal Engineering*, vol. 175, p. 115433, 2020. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1359431119361964>
- [78] M. Mekhrengin, I. Meshkovskii, V. Tashkinov, V. Guryev, A. Sukhinets, and D. Smirnov, “Multispectral pyrometer for high temperature measurements inside combustion chamber of gas turbine engines,” *Measurement*, vol. 139, pp. 355 – 360, 2019. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263224119302027>
- [79] S. Sawada, D. Okada, N. Nakatsuka, K. Tainaka, T. Hori, J. Hayashi, and F. Akamatsu, “Time-series temperature measurement during combustion of volatile matter and coal char of a single pulverized coal particle via magnified two-color pyrometry with blue backlit imaging,” *Energy & Fuels*, 2020.

- [80] S. A. Reggeti, A. K. Agrawal, and J. A. Bittle, “Two-color pyrometry system to eliminate optical errors for spatially resolved measurements in flames,” *Appl. Opt.*, vol. 58, no. 32, pp. 8905–8913, Nov 2019. [Online]. Available: <http://ao.osa.org/abstract.cfm?URI=ao-58-32-8905>
- [81] I. Glassman, R. A. Yetter, and N. G. Glumac, *Combustion*. Academic press, 2014.
- [82] J. C. B. Hernández, N. E. R. Contreras, and J. A. G. Núñez, “Combustión de biomasa: Conceptos, tecnologías y aplicaciones en la agroindustria de la palma de aceite,” *Palmas*, vol. 39, no. 4, pp. 24–44, 2018.
- [83] S. B. Hariharan, P. M. Anderson, H. Xiao, M. J. Gollner, and E. S. Oran, “The blue whirl: Boundary layer effects, temperature and oh\* measurements,” *Combustion and Flame*, vol. 203, pp. 352–361, 2019. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010218019300823>
- [84] B. Haynes and H. Wagner, “Soot formation,” *Progress in Energy and Combustion Science*, vol. 7, no. 4, pp. 229 – 273, 1981. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0360128581900010>
- [85] J. Warnatz, U. Maas, R. W. Dibble, and J. Warnatz, *Combustion*. Springer, 2006.
- [86] S. Menon, J. Hansen, L. Nazarenko, and Y. Luo, “Climate effects of black carbon aerosols in china and india,” *Science*, vol. 297, no. 5590, pp. 2250–2253, 2002.
- [87] M. Becerra, A. Jerez, B. Aballay, H. O. Garcés, and A. Fuentes, “Forecasting emergency admissions due to respiratory diseases in high variability scenarios using time series: A case study in chile,” *Science of The Total Environment*, vol. 706, p. 134978, 2020. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0048969719349708>
- [88] J. Noda, S. Tomizawa, K. Takahashi, K. Morimoto, and S. Mitarai, “Air pollution and airborne infection with mycobacterial bioaerosols: a potential attribution of soot,” *International Journal of Environmental Science and Technology*, vol. 19, no. 2, pp. 717–726, 2022.

- [89] P. Pedata, N. Bergamasco, A. D’Anna, P. Minutolo, L. Servillo, N. Sannolo, and M. L. Balestrieri, “Apoptotic and proinflammatory effect of combustion-generated organic nanoparticles in endothelial cells,” *Toxicology Letters*, vol. 219, no. 3, pp. 307 – 314, 2013. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378427413001227>
- [90] E. M. Wong, W. F. Walby, D. W. Wilson, F. Tablin, and E. S. Schelegle, “Ultrafine particulate matter combined with ozone exacerbates lung injury in mature adult rats with cardiovascular disease,” *Toxicological Sciences*, vol. 163, no. 1, pp. 140–151, 2018.
- [91] H. M. F. Amin and W. L. Roberts, “Investigating soot parameters in an ethane/air counterflow diffusion flame at elevated pressures,” *Combustion Science and Technology*, vol. 0, no. 0, pp. 1–16, 2020. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1080/00102202.2020.1715964>
- [92] A. Fuentes, R. Henríquez, F. Nmira, F. Liu, and J.-L. Consalvi, “Experimental and numerical study of the effects of the oxygen index on the radiation characteristics of laminar coflow diffusion flames,” *Combustion and Flame*, vol. 160, no. 4, pp. 786 – 795, 2013. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010218012003677>
- [93] C. Rabbat, A. Villot, S. Awad, and Y. Andrès, “Gaseous and particulate matter emissions from the combustion of biomass-based insulation materials at end-of-life in a small-scale biomass heating boiler,” *Fuel*, vol. 338, p. 127182, 2023. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016236122040066>
- [94] T. C. Bond, S. J. Doherty, D. W. Fahey, P. M. Forster, T. Berntsen, B. J. DeAngelo, M. G. Flanner, S. Ghan, B. Kärcher, D. Koch *et al.*, “Bounding the role of black carbon in the climate system: A scientific assessment,” *Journal of geophysical research: Atmospheres*, vol. 118, no. 11, pp. 5380–5552, 2013.
- [95] J. Warnatz, U. Maas, R. W. Dibble, and J. Warnatz, *Combustion*. Springer, 1996, vol. 2.
- [96] S. R. Turns *et al.*, *Introduction to combustion*. McGraw-Hill Companies, 1996, vol. 287.

- [97] N. J. Kempema, R. R. Dobbins, M. B. Long, and M. D. Smooke, “Constrained-temperature solutions of coflow laminar diffusion flames,” *Proceedings of the Combustion Institute*, vol. 38, no. 2, pp. 1905–1912, 2021. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1540748920300602>
- [98] A. S. of Agricultural and B. E. (ASABE), “Ansi/asabe s593.1. 2011,” 2011.
- [99] R. J. Carmona Cerda, A. Urzúa Moll *et al.*, “Caracterización de biomasa leñosa con fines energéticos disponible en chile,” 2013.
- [100] H. Huang, Y. Gao, H. Chen, Y. Wu, J. Wang, C. Yu, J. Li, and C. Zou, “Biomass briquette fuel, boiler types and pollutant emissions of industrial biomass boiler: A review,” *Particuology*, vol. 77, pp. 79–90, 2023. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1674200122001924>
- [101] S. Liu, Y. Huang, Y. He, Y. Zhu, and Z. Wang, “Review of development and comparison of surface thermometry methods in combustion environments: Principles, current state of the art, and applications,” *Processes*, vol. 10, no. 12, 2022. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2227-9717/10/12/2528>
- [102] E. Webster, “A critical review of the common thermocouple reference functions,” *Metrologia*, vol. 58, no. 2, p. 025004, feb 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1088/1681-7575/abdd9a>
- [103] G. K. Balakrishnan, C. T. Yaw, S. P. Koh, T. Abedin, A. A. Raj, S. K. Tiong, and C. P. Chen, “A review of infrared thermography for condition-based monitoring in electrical energy: Applications and recommendations,” *Energies*, vol. 15, no. 16, 2022. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1996-1073/15/16/6000>
- [104] A. Jaworek, A. Sobczyk, A. Marchewicz, A. Krupa, and T. Czech, “Particulate matter emission control from small residential boilers after biomass combustion. a review,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 137, p. 110446, 2021. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032120307334>

- [105] M. G. Nugraha, H. Saptoadi, M. Hidayat, B. Andersson, and R. Andersson, “Particulate matter reduction in residual biomass combustion,” *Energies*, vol. 14, no. 11, 2021. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1996-1073/14/11/3341>
- [106] I. Obernberger, T. Brunner, and G. Bärnthaler, “Chemical properties of solid bio-fuels—significance and impact,” *Biomass and bioenergy*, vol. 30, no. 11, pp. 973–982, 2006.
- [107] M. Nieves-Cordones, F. R. Al Shiblawi, and H. Sentenac, “Roles and transport of sodium and potassium in plants,” in *The Alkali Metal Ions: Their Role for Life*. Springer, 2016, pp. 291–324.
- [108] M. K. Misra, K. W. Ragland, and A. J. Baker, “Wood ash composition as a function of furnace temperature,” *Biomass and Bioenergy*, vol. 4, no. 2, pp. 103 – 116, 1993, biomass in Combustion: The Challenge of Biomass? [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/096195349390032Y>
- [109] M. Blasing, M. Zini, and M. Müller, “Influence of feedstock on the release of potassium, sodium, chlorine, sulfur, and phosphorus species during gasification of wood and biomass shells,” *Energy & Fuels*, vol. 27, no. 3, pp. 1439–1445, 2013. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1021/ef302093r>
- [110] J. C. Pinilla Suárez, K. Luengo Vergara, F. Lobo Quilodrán, T. Navarrete, F. Navarrete *et al.*, “Normativas aplicables a la producción de pellet en chile,” 2021.
- [111] J. C. Pinilla Suárez, K. Luengo Vergara, T. Navarrete, F. Navarrete *et al.*, “El pellet de madera en chile su producción su uso y su mercado,” 2020.
- [112] European Committee for Standardization, “En 14961-2:2012a,” European Standard, 2012, solid biofuels. Fuel specifications and classes. Part 2: Wood pellets for non-industrial use.
- [113] International Organisation for Standardisation, “Iso 17225-2:2014,” Geneva, Switzerland: International Organisation for Standardisation, 2014, solid biofuel. Fuel specifications and classes. Part 2: Graded wood pellets.

- [114] International Organization for Standardization, “ISO 16995:2015, Solid biofuels — Determination of the water soluble chloride, sodium and potassium content,” International Standard, Geneva, Switzerland, 2015, 1st ed., February 2015.
- [115] S. R. Chandrasekaran, P. K. Hopke, L. Rector, G. Allen, and L. Lin, “Chemical composition of wood chips and wood pellets,” *Energy & Fuels*, vol. 26, no. 8, pp. 4932–4937, 2012. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1021/ef300884k>
- [116] K. J. Abioye, N. Y. Harun, S. Sufian, M. Yusuf, A. H. Jagaba, B. C. Ekeoma, H. Kamyab, S. Sikiru, S. Waqas, and H. Ibrahim, “A review of biomass ash related problems: Mechanism, solution, and outlook,” *Journal of the Energy Institute*, vol. 112, p. 101490, 2024. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1743967123003197>
- [117] C. Carvajal, “Medicion de temperatura espacial de llama en procesos de combustión, mediante una camara CCD y algoritmos avanzados de estimación espectral,” Informe de memoria de título para optar al título de Ingeniero Civil en Telecomunicaciones, Universidad de Concepción, Dic 2013.
- [118] L. Arias, S. Torres, D. Sbarbaro, and P. Ngendakumana, “On the spectral bands measurements for combustion monitoring,” *Combustion and Flame*, vol. 158, no. 3, pp. 423–433, 2011.
- [119] J. Lin, X. Zhang, K. Liu, and W. Zhang, “Emissivity characteristics of hydrocarbon flame and temperature measurement by color image processing,” *Energies*, vol. 12, no. 11, 2019. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1996-1073/12/11/2185>
- [120] M. Mekhregin, G. Miroshnichenko, A. Chistiakov, D. Bolotov, A. Ashirov, A. Zubko, and I. Meshkovskiy, “Combination of soot pyrometry and c2 emission spectroscopy for temperature measurement during combustion of hydrocarbons,” *Measurement*, vol. 166, p. 108242, 2020. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263224120307818>

- [121] M. Marín, C. Toro, L. Arias, and E. Balladares, “Estimation of spectral emissivity and s/cu ratio from emissions of copper concentrates at the flash smelting process,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 103 346–103 353, 2019.
- [122] Z.-M. Zhang, S. Chen, and Y.-Z. Liang, “Baseline correction using adaptive iteratively reweighted penalized least squares,” *Analyst*, vol. 135, no. 5, pp. 1138–1146, 2010.
- [123] I. Jolliffe, *Principal Component Analysis*. 2 edition, Springer, USA,, 1986.
- [124] M. Christopher, *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer, USA,, 2006.
- [125] L. Arias, J. Cifuentes, M. Marín, F. Castillo, and H. Garcés, “Hyperspectral imaging retrieval using modis satellite sensors applied to volcanic ash clouds monitoring,” *Remote Sensing*, vol. 11, no. 11, p. 1393, 2019.
- [126] F. L. Gewers, G. R. Ferreira, H. F. de Arruda, F. N. Silva, C. H. Comin, D. R. Amancio, and L. da F. Costa, “Principal component analysis: A natural approach to data exploration,” 2018.
- [127] A. Ribes and F. Schmitt, “Linear inverse problems in imaging,” *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 25, no. 4, 2008.
- [128] M. Cubero-Castan, K. Schneider-Zapp, M. Bellomo, D. Shi, M. Rehak, and C. Strecha, “Assessment of the radiometric accuracy in a targetless workflow using pix4d software,” *Red*, vol. 660, p. 40, 2018.
- [129] [Online]. Available: <https://www.edmundoptics.com/knowledge-center/industry-expertise/imaging-optics/imaging-resource-guide/>
- [130] [Online]. Available: <https://docs.baslerweb.com/acquisition-timing-information>
- [131] L. Arias, “Sensores Ópticos, clases,” Universidad de Concepción, Tech. Rep., 2021.
- [132] F. H. Imai, M. R. Rosen, and R. S. Berns, “Comparative study of metrics for spectral match quality,” in *Conference on Colour in Graphics, Imaging, and Vision*, vol. 2002, no. 1. Society for Imaging Science and Technology, 2002, pp. 492–496.

- [133] M. A. López-Álvarez, J. Hernández-Andrés, E. M. Valero, and J. Romero, “Selecting algorithms, sensors, and linear bases for optimum spectral recovery of skylight,” *JOSA A*, vol. 24, no. 4, pp. 942–956, 2007.
- [134] J. S. Lee, S. Sokhansanj, A. K. Lau, J. Lim, and X. T. Bi, “Moisture adsorption rate and durability of commercial softwood pellets in a humid environment,” *Biosystems Engineering*, vol. 203, pp. 1–8, 2021.
- [135] C. Nilsson, H. Ramebäck, C. Hill, M. Arshadi *et al.*, “Water up-take in fuel pellets studied by dynamic vapour sorption (dvs) analysis and its potential role in self-heating during storage,” *European Journal of Wood and Wood Products*, vol. 77, pp. 5–14, 2019.
- [136] International Organization for Standardization, “ISO 18134-1:2022 solid biofuels — determination of moisture content — part 1: Reference method,” Geneva, Switzerland, Aug. 2022, international Standard, Edition 2 (Publication date: 2022-08). [Online]. Available: <https://www.iso.org/standard/83191.html>
- [137] —, “ISO 18123:2023 solid biofuels — determination of volatile matter,” Geneva, Switzerland, Mar. 2023, international Standard, Edition 2 (Publication date: 2023-03). [Online]. Available: <https://www.iso.org/standard/83192.html>
- [138] —, “ISO 18122:2022 solid biofuels — determination of ash content,” Geneva, Switzerland, Nov. 2022, international Standard, Edition 2 (Publication date: 2022-11). [Online]. Available: <https://www.iso.org/standard/83190.html>
- [139] —, “ISO 18125:2017 solid biofuels — determination of calorific value,” Geneva, Switzerland, Apr. 2017, international Standard, Edition 1 (Publication date: 2017-04). [Online]. Available: <https://www.iso.org/standard/61517.html>
- [140] —, “ISO 17828:2025 solid biofuels — determination of bulk density,” Geneva, Switzerland, Mar. 2025, international Standard, Edition 2 (Publication date: 2025-03); supersedes ISO 17828:2015. [Online]. Available: <https://www.iso.org/standard/84596.html>

- [141] F. Castillo, “Estimación de temperatura, radiación local y global de diferentes flujos máxicos de llama utilizando el método de recuperación espectral maloney-wandell,” Ph.D. dissertation, Universidad de Concepción, 2022.
- [142] F. Meriaudeau, “Real time multispectral high temperature measurement: Application to control in the industry,” *Image Vision Comput.*, vol. 25, no. 7, pp. 1124–1133, Jul. 2007. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1016/j.imavis.2006.04.019>
- [143] P. Ngendakumana, B. Zuo, and E. Winandy, “A spectroscopic study of flames for a pollutant formation regulation in a real oil boiler,” in *Proc. 2th Int’l Conf. on Tech. and Combustion for a Clean Environment*, 1993.
- [144] A. G. Gaydon, H. G. Wolfhard, and S. Penner, “Flames, their structure, radiation and temperature,” *Journal of Applied Mechanics*, vol. 27, p. 600, 1960.
- [145] Y. Çenegel, *Transferencia de calor y masa*. Mexico DF,McGRAW-HILL, 2007.
- [146] J. Yang, Y. Gong, J. Wei, Q. Guo, F. Wang, and G. Yu, “Chemiluminescence diagnosis of oxygen/fuel ratio in fuel-rich jet diffusion flames,” *Fuel Processing Technology*, vol. 232, p. 107284, 2022. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378382022001242>
- [147] G. Hidegh and V. Józsa, “Correlation analysis of chemiluminescent and pollutant emissions of a liquid-fueled turbulent swirl burner,” *Journal of the Energy Institute*, 2020.
- [148] H. O. Garces, L. Arias, A. J. Rojas, C. Carrasco, A. Fuentes, and O. Farias, “Radiation measurement based on spectral emissions in industrial flames,” *Measurement*, vol. 87, pp. 62–73, 2016.
- [149] C. Toro, S. Torres, V. Parra, R. Fuentes, R. Castillo, W. Díaz, G. Reyes, E. Balladares, and R. Parra, “On the detection of spectral emissions of iron oxides in combustion experiments of pyrite concentrates,” *Sensors*, vol. 20, no. 5, 2020. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1424-8220/20/5/1284>

- [150] L. Arias, S. Torres, C. Toro, E. Balladares, R. Parra, C. Loeza, C. Villagrán, and P. Coelho, “Flash smelting copper concentrates spectral emission measurements,” *Sensors*, vol. 18, no. 7, p. 2009, 2018.
- [151] S. Zheng, X. Li, W. Cai, J. Zhang, Z. Liu, B. Zhou, and Q. Lu, “Measurement of temperature and emissivity of biomass candle flame using spectral thermometry,” *Optik*, vol. 247, p. 168019, 2021. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0030402621015801>
- [152] S. Zheng, Y. Yang, X. Li, H. Liu, W. Yan, R. Sui, and Q. Lu, “Temperature and emissivity measurements from combustion of pine wood, rice husk and fir wood using flame emission spectrum,” *Fuel Processing Technology*, vol. 204, p. 106423, 2020. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378382020302721>
- [153] Y. Yao, A. Panahi, M. Schiemann, and Y. A. Levensis, “On the temperature and emissivity of torrefied biomass and coal in group particle combustion,” *Bioresource Technology*, vol. 406, p. 131040, 2024. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960852424007442>
- [154] Y. Yao, A. Panahi, and Y. A. Levensis, “Comparative radiative property measurements of single biomass and coal particles burning at high reactor temperatures,” *Combustion and Flame*, vol. 263, p. 113406, 2024. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010218024001159>
- [155] *user’s manual for gige vision cameras*, Basler.
- [156] *Sequoia Integration Manual*, Parrot, 2021, integration manual (EN). [Online]. Available: [https://www.parrot.com/assets/s3fs-public/2021-09/bd\\_sequoia\\_integration\\_manual\\_en.0.pdf](https://www.parrot.com/assets/s3fs-public/2021-09/bd_sequoia_integration_manual_en.0.pdf)