



DEPARTAMENTO DE
INGENIERÍA ELÉCTRICA
UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN

Estimación de Temperatura en Fusión Flash Industrial: Un Análisis Comparativo de la Pirometría de Dos Longitudes de Onda y Multiespectral

POR

Alonso Ignacio Fraga Figueroa

Memoria de Título presentada a la Facultad de Ingeniería de la Universidad de Concepción
para optar al título profesional de Ingeniero Civil en Telecomunicaciones.

Profesor Guía
Sergio Torres Inostroza, Ph.D.

Concepción,
9 de julio de 2025

© 2025 Alonso Fraga Figueroa

© 2025 Alonso Ignacio Fraga Figueroa

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

A todos los estudiantes de Telecom...

Resumen

El objetivo principal de este trabajo fue evaluar y comparar de manera cuantitativa el rendimiento, la robustez y la eficiencia computacional de dos métodos radiométricos para la estimación de temperatura en un horno de fusión flash industrial: el Método de Dos Longitudes de Onda (TWM) y un Método Multiespectral (MWM) basado en optimización.

Para lograrlo, se procesó y calibró una base de datos masiva con más de 1.1 millones de espectros obtenidos de la fundición de Olympic Dam. Se implementaron en MATLAB los algoritmos para ambos métodos. El TWM se basó en las longitudes de onda de 750 nm y 820 nm con una razón de emisividad de 1.16 , mientras que el MWM utilizó un enfoque de optimización por mínimos cuadrados para ajustar los datos espectrales a un modelo combinado de la Ley de Planck y un polinomio de segundo orden para la emisividad. La robustez de ambos métodos se evaluó añadiendo ruido gaussiano sintético a los espectros y se comparó su eficiencia midiendo el tiempo de cálculo.

Los resultados demostraron que, si bien el método TWM es computacionalmente más rápido y ofrece estimaciones de temperatura más estables en condiciones normales , es extremadamente sensible al ruido, mostrando errores relativos de hasta un 289.15%. En contraste, el método MWM, aunque fue aproximadamente 32,271 veces más lento , probó ser significativamente más robusto, manteniendo un error relativo inferior al 15.69% en presencia de altos niveles de ruido. Se concluye que el MWM es la técnica superior y más recomendable para aplicaciones industriales que demandan alta fiabilidad y precisión, ya que modela la emisividad de forma más realista y resiste mejor las perturbaciones de la señal.

Abstract

The main objective of this work was to quantitatively evaluate and compare the performance, robustness, and computational efficiency of two radiometric methods for temperature estimation in an industrial flash smelting furnace: the Two-Wavelength Method (TWM) and a Multispectral Method (MWM) based on optimization.

To achieve this, a massive database of over 1.1 million spectra from the Olympic Dam smelter was processed and calibrated. Algorithms for both methods were implemented in MATLAB. The TWM was based on wavelengths of 750 nm and 820 nm with an emissivity ratio of 1.16, while the MWM used a least-squares optimization approach to fit the spectral data to a combined model of Planck's Law and a second-order polynomial for emissivity. The robustness of both methods was evaluated by adding synthetic Gaussian noise to the spectra, and their efficiency was compared by measuring computation time.

The results showed that while the TWM method is computationally faster and provides more stable temperature estimates under normal conditions, it is extremely sensitive to noise, with relative errors up to 289.15%. In contrast, the MWM method, although approximately 32,271 times slower, proved to be significantly more robust, maintaining a relative error below 15.69% in the presence of high noise levels. It is concluded that the MWM is the superior and more recommendable technique for industrial applications that demand high reliability and accuracy, as it models emissivity more realistically and better withstands signal disturbances.

Agradecimientos

A mi familia, por su incondicional apoyo y confianza en cada paso de este camino.

A mis amigos y compañeros de universidad, por la amistad y el ánimo compartido durante los años de estudio.

Finalmente, agradezco a mi Profesor Guía por su invaluable dirección, y al equipo de la fundición de Olympic Dam (BHP) por facilitar los datos que hicieron posible esta investigación

Índice General

Resumen	i
Abstract.....	ii
Agradecimientos	iii
Índice General.....	iv
Índice de Tablas	viii
Capítulo 1	1
Introducción.....	1
1.1. Trabajos previos.....	2
1.1.1. Discusión.....	4
1.2. Definición del problema	6
1.3. Objetivos.....	7
1.3.1. Objetivo general.....	7
1.3.2. Objetivos específicos.....	7
1.4. Metodología	8
1.5. Alcances y limitaciones	9
1.5.1. Alcances	9
1.5.2. Limitaciones.....	9
2 Marco Teórico.....	10
2.1. Introducción	10
2.2. Espectro Electromagnético	11
2.3. Radiometría	12
2.3.1. Radiancia (L)	12
2.3.2. Irradiancia (E)	12
2.3.3. Emisividad (ϵ).....	12
2.4. Radiación de Cuerpo Negro	13
2.5. Postulados y Leyes Fundamentales.....	13

2.5.1.	Ley de Planck.....	13
2.5.2.	Ley de Desplazamiento de Wien.....	13
2.5.3.	Ley de Kirchhoff.....	14
2.6.	Modelado de Emisividad y Resolución de Problemas Inversos.....	14
2.6.1.	El Problema Subdeterminado en Pirometría	14
2.6.2.	La Estrategia del Modelado de Emisividad.....	14
2.6.3.	El Enfoque de Optimización por Mínimos Cuadrados	15
2.7.	Métodos de Cálculo de Temperatura	15
2.7.1.	Método de Dos Longitudes de Onda (Bi-espectral).....	15
2.7.2.	Métodos Multiespectrales	16
2.8.	Funcionamiento de un Sistema Radiométrico.....	16
3 Desarrollo.....		18
3.1.	Introducción	18
3.2.	Sistema de Medición y Base de Datos Experimentales.....	18
3.2.1.	Sistema de Medición Industrial.....	18
3.2.2.	Características de los Datos Adquiridos.....	20
3.2.3.	Calibración Radiométrica.....	21
3.3.	Metodologías de Estimación de Temperatura	21
3.3.1.	Método de Dos Longitudes de Onda (TWM)	22
3.3.2.	Método Multiespectral (MWM) Basado en Optimización.....	23
3.4.	Criterios de Evaluación y Comparación.....	26
4 Resultados.....		27
4.1.	Procesamiento y Calibración de Datos Espectrales.....	27
4.2.	Estimación de Temperatura: Comparación de Métodos.....	30
4.3.	Evaluación de la Emisividad (MWM).....	38
4.4.	Análisis de Rendimiento y Robustez.....	45
5 Conclusiones		49
1.1.	Sumario.....	49
1.2.	Conclusión	50
1.3.	Trabajo a Futuro.....	50
Bibliografía		52
Appendices		55

Índice de Figuras

3.1.	Instalación de sonda en Olympic Dam.....	19
3.2.	Esquema del montaje del sistema de medición en la fundición de Olympic Dam.....	20
3.3.	Diagrama de flujo del algoritmo MWM.....	25
4.1.	Espectro raw del 2 de junio.....	28
4.2.	Espectro calibrado del 2 de junio.....	28
4.3.	Espectro raw del 15 de junio.....	29
4.4.	Espectro calibrado del 15 de junio.....	29
4.5.	Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 2 de junio de 2024	30
4.6.	Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 3 de junio de 2024	31
4.7.	Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 4 de junio de 2024	31
4.8.	Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 5 de junio de 2024	32
4.9.	Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 6 de junio de 2024	32
4.10.	Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 7 de junio de 2024	33
4.11.	Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 8 de junio de 2024	33
4.12.	Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 9 de junio de 2024	34
4.13.	Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 10 de junio de 2024	34
4.14.	Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 11 de junio de 2024	35
4.15.	Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 12 de junio de 2024	35
4.16.	Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 13 de junio de 2024	36
4.17.	Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 14 de junio de 2024	36
4.18.	Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 15 de junio de 2024	37
4.19.	Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 2 de junio de 2024.	38
4.20.	Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 3	39

	de junio de 2024.	
4.21.	Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 4 de junio de 2024.	39
4.22.	Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 5 de junio de 2024.	40
4.23.	Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 6 de junio de 2024.	40
4.24.	Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 7 de junio de 2024.	41
4.25.	Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 8 de junio de 2024.	41
4.26.	Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 9 de junio de 2024.	42
4.27.	Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 10 de junio de 2024.	42
4.28.	Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 11 de junio de 2024.	43
4.29.	Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 12 de junio de 2024.	43
4.30.	Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 13 de junio de 2024.	44
4.31.	Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 14 de junio de 2024.	44
4.32.	Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 15 de junio de 2024.	45
4.33.	Temperaturas de referencia en el intervalo de las 00hrs hasta las 00:30hrs, para el 4 de junio de 2024.	46
4.34.	Temperaturas con un SNR de 10 dB en el intervalo de las 00hrs hasta las 00:30hrs, para el 4 de junio de 2024.	46
4.35.	Temperaturas con un SNR de 5 dB en el intervalo de las 00hrs hasta las 00:30hrs, para el 4 de junio de 2024.	47
4.36.	Temperaturas con un SNR de 0 dB en el intervalo de las 00hrs hasta las 00:30hrs, para el 4 de junio de 2024.	47

Índice de Tablas

4.1. Características estadísticas descriptivas.....	37
4.2. Eficiencia computacional.....	45
4.3. Resumen de cómo reaccionan los modelos con SNR de 10 dB.....	48
4.4. Resumen de cómo reaccionan los modelos con SNR de 5 dB.....	48
4.5. Resumen de cómo reaccionan los modelos con SNR de 0 dB.....	48

Capítulo 1

Introducción

La obtención de metales, en particular el cobre, a partir de minerales sulfurados a través de procesos a altas temperaturas es fundamental para las sociedades industrializadas modernas [1] [2]. La producción de metales tiene un impacto sustancial en el medio ambiente debido al agotamiento de recursos no renovables y al consumo energético, lo que resalta la necesidad de desarrollar nuevas habilidades técnicas para el reciclaje y la recuperación de metales, avanzando hacia una economía circular sostenible [1]. Actualmente, las fundiciones dependen en gran medida de la experiencia del operador y de análisis químicos con retardo, lo que impide un monitoreo en línea de las reacciones dentro de los reactores [2].

Los hornos de fusión flash, dominantes en la industria, operan bajo condiciones extremas con temperaturas que oscilan entre 600 °C y hasta 3000 °C [1]. El corazón de estos reactores metalúrgicos es inaccesible para las tecnologías de sensores existentes debido a las temperaturas extremas, el ambiente químico agresivo y las grandes corrientes eléctricas [1]. Esto plantea la necesidad crítica de mediciones de temperatura precisas y en tiempo real [3]. Una configuración incorrecta de la emisividad en los dispositivos de medición puede resultar en lecturas de temperatura imprecisas [3].

Frente a estas limitaciones, las tecnologías de sensores ópticos, y en particular la espectrometría de emisión, surgen como una solución prometedora para el monitoreo y control [2]. La termometría por radiación ofrece ventajas clave como una alta precisión de medición, un amplio rango de temperatura y una rápida velocidad de respuesta [4]. La evolución de las tecnologías de detectores infrarrojos, la electrónica y la informática ha impulsado el desarrollo de la termografía infrarroja [5]. Para superar las deficiencias de los métodos tradicionales, se han desarrollado los Métodos Multiespectrales (MWM) [6]. Estos métodos aprovechan la información de múltiples canales espectrales

para estimar simultáneamente la temperatura y modelar la emisividad en función de la longitud de onda [6] [7]. Este enfoque ha transformado el problema de la medición de temperatura en uno de optimización con restricciones, buscando minimizar el error entre los datos medidos y un modelo físico basado en la Ley de Planck y un modelo de emisividad [7].

1.1. Trabajos previos

La medición de temperatura en entornos industriales de alta temperatura es un desafío persistente. Tradicionalmente, se han empleado métodos de contacto como las termocuplas, pero estos presentan limitaciones significativas en ambientes hostiles. Las termocuplas pueden ser susceptibles a la corrosión y la interferencia, lo que afecta el campo de temperatura superficial del objeto y puede incluso dañar su integridad estructural, haciéndolos inadecuados para aplicaciones como las palas de motores aeronáuticos [4]. Por ejemplo, en algunos experimentos, se han utilizado termocuplas Pt-Rh tipo R para mediciones de temperatura, instalados a una distancia específica de la salida del quemador y compensados por la temperatura ambiente [8] [9]. Se han desarrollado nuevas termocuplas cerámicas para entornos de alta temperatura y corrosión, probados en rangos de hasta 1600 °C con desviaciones de $\pm 0.37\%$ [10]. Otros estudios han explorado termocuplas basados en grafito para temperaturas de hasta 1500 °C, demostrando estabilidad hasta 1950 °C [4].

Frente a estas limitaciones, la termometría por radiación se ha consolidado como una técnica no invasiva que capta y absorbe la radiación térmica de una superficie objetivo [6]. La radiación de cuerpo negro, descrita por la Ley de Planck, sirve como referencia ideal para todas las mediciones radiométricas [11].

Pirometría de dos longitudes de onda (TWM)

La pirometría de dos longitudes de onda (TWM, por sus siglas en inglés, *Two-Wavelength Method*) es una de las técnicas más simples y ampliamente utilizadas en termometría radiométrica. Su fundamento se basa en la suposición de que la emisividad de la superficie objetivo es constante para las dos longitudes de onda seleccionadas (cuerpo gris), o que existe una relación conocida entre sus valores de emisividad [6] [2]. Esto permite formular la temperatura de manera independiente de la emisividad [6]. A pesar de su simplicidad, esta suposición de "cuerpo gris" representa una limitación significativa en procesos metalúrgicos reales, donde la emisividad es inherentemente dependiente de la longitud de onda y la temperatura [6] [2].

Sin embargo, el TWM ha encontrado aplicaciones en la medición de la temperatura del hollín y la fracción de volumen en llamas, incluyendo las de carbón pulverizado [6]. Se ha propuesto un nuevo criterio para la selección de longitudes de onda en pirómetros de dos colores afectados por medios participantes, lo que puede mejorar la precisión [12] [13]. Para la aplicación en hornos de fusión flash, se han identificado longitudes de onda específicas (como 750 nm y 820 nm) que minimizan los errores de medición, y se ha observado que la relación de emisividad entre estas longitudes es más cercana a 1.1 que a 1 en condiciones industriales reales [2]. No obstante, el TWM es inherentemente menos robusto ante el ruido y las desviaciones del comportamiento de cuerpo gris [1].

Métodos Multiespectrales (MWM)

Para superar las limitaciones del TWM, se han desarrollado los Métodos Multiespectrales (MWM), que miden la radiación emitida por un objetivo en tres o más canales con diferentes características espectrales [6]. El principio fundamental de estos sistemas es modelar la emisividad como una función suave de la longitud de onda que contiene parámetros ajustables [6]. La selección de las longitudes de onda es crucial; un número demasiado pequeño de canales espectrales puede no reflejar con precisión las características de cambio de emisividad del material, mientras que un número demasiado grande puede aumentar el tiempo de cálculo y afectar la eficiencia de la medición [14].

Los sistemas multiespectrales se clasifican en determinados y sobredeterminados [6]:

- **Sistemas determinados** tienen el mismo número de incógnitas (parámetros de emisividad y temperatura) que de ecuaciones (una por canal), resultando en una solución única. Sin embargo, la incertidumbre de las soluciones en sistemas determinados aumenta con el número de canales, por lo que suelen limitarse a menos de cuatro canales.

- **Sistemas sobredeterminados** poseen más ecuaciones que incógnitas y se resuelven típicamente mediante mínimos cuadrados.

En el modelado de la emisividad, una de las aproximaciones más flexibles y utilizadas es el modelo polinomial, donde la emisividad se describe como una función continua con respecto a la longitud de onda. Más allá de los modelos asumidos, se ha propuesto la representación dispersa para reconstruir el modelo de emisividad espectral, utilizando un número reducido de "átomos" en un diccionario sobredeterminado, lo que confiere flexibilidad, velocidad y precisión al modelo de reconstrucción ante emisividades espectrales desconocidas [15].

Los avances recientes han transformado el problema de inversión de temperatura en un problema de optimización multiobjetivo, eliminando la necesidad de conocimiento previo de la emisividad y acotando el rango de búsqueda de la solución [16] [17]. Estos métodos

pueden encontrar automáticamente un punto inicial razonable [17]. Por ejemplo, un método basado en la correlación de diferencias de temperatura multivariables ha demostrado una alta precisión de inversión (error de alrededor del 0.3%) y una rápida velocidad de cálculo (menos de 3 segundos) [16] [18]. Estos algoritmos de optimización pueden adaptarse para optimizar el coste computacional y la velocidad, e incluso obviar la necesidad de parámetros iniciales, lo cual es fundamental para aplicaciones industriales como la extracción de cobre [19]. El algoritmo *Chameleon Swarm Algorithm* (CSA), por ejemplo, ha logrado errores de medición inferiores al 0.5% con una eficiencia computacional dos órdenes de magnitud superior a otros métodos, allanando el camino para mediciones de temperatura ópticas en tiempo real [20] [21].

Aplicaciones y desafíos específicos

Los sensores radiométricos se están desarrollando para procesos pirometalúrgicos, buscando cerrar la brecha en los sistemas de sensores industriales para la producción de metales primarios [22]. Esto incluye aplicaciones en reactores de fusión y conversión de cobre, monitoreando la radiación de la oxidación de diferentes sulfuros de cobre y hierro [23]. Se ha investigado la detección espectral del óxido de cobre a partir de experimentos de combustión de partículas de calcopirita y concentrados [23].

Los errores por radiación reflejada de fondos de alta temperatura son un desafío, y se ha demostrado que pueden eliminarse corrigiendo la señal de radiación recibida por el sistema [4]. Se han realizado análisis teóricos y experimentales del impacto de entornos de alta temperatura en las mediciones de temperatura de la termometría de radiación multiespectral (MRT), proporcionando valores de corrección para acercarse a la temperatura real del revestimiento [24]. Para garantizar la fiabilidad de los resultados, los sistemas experimentales deben considerar y minimizar fuentes de error como la precisión del equipo, la alineación óptica para mediciones de radiación normal, la limpieza del acceso óptico, el control de la atmósfera del horno y el control de la temperatura interna [25].

1.1.1. Discusión

A pesar de la relevancia económica y productiva de la pirometalurgia del cobre, la instrumentación industrial para el monitoreo y control de sus procesos presenta un retraso tecnológico notorio en comparación con otras industrias [22]. La dependencia de la experiencia del operador y de los análisis químicos discretos en el tiempo genera una falta de información en línea crucial para optimizar las operaciones. Las condiciones operacionales hostiles, caracterizadas por altas temperaturas, ambientes oxidantes y la presencia de polvo, representan un desafío significativo para la

implementación de sistemas de medición continuos y robustos [2].

En este contexto, si bien los métodos de dos longitudes de onda (TWM) son conceptualmente simples, su inherente falta de robustez frente al ruido y las desviaciones del comportamiento de cuerpo gris los hace a menudo insuficientes para las complejidades de los procesos metalúrgicos reales. La precisión de la pirometría multispectral (MWM) está intrínsecamente ligada a la correcta selección de una función de emisividad adecuada, cuya elección depende en gran medida del material y del estado de la superficie, lo que implica una necesidad de conocimiento previo sobre la emisividad del objetivo [6]. Adicionalmente, factores como la radiación de fondo reflejada y las fluctuaciones de temperatura del objetivo introducen fuentes de incertidumbre adicionales que complican aún más la medición de temperatura [6].

Los avances recientes en los MWM basados en optimización representan un salto cualitativo al transformar el problema de inversión de temperatura en un problema de optimización multiobjetivo [7] [17]. Esta formulación elimina la necesidad de conocimiento previo de la emisividad o de asumir modelos específicos de su comportamiento [7] [18] [16]. Al simplificar el modelado complejo a un problema de optimización, se logra una mejora significativa en la eficiencia y precisión de la inversión. La capacidad de estos nuevos métodos para alcanzar una alta precisión y velocidad de cálculo sin requerir rangos de emisividad limitados ni simulaciones extensas de datos para el modelo de emisividad los hace particularmente ventajosos para el estudio de materiales desconocidos o aquellos con propiedades que cambian dinámicamente durante un proceso de combustión [7].

No obstante, la revisión bibliográfica revela una brecha importante en la validación de estos métodos avanzados. A pesar de su superioridad teórica, carece de un análisis cuantitativo riguroso que compare directamente su rendimiento, robustez y eficiencia computacional frente al TWM, utilizando para ello una base de datos industrial continua y de gran escala. La mayoría de las validaciones reportadas se han realizado en entornos de laboratorio o en mediciones industriales de corta duración y alcance limitado. En esta memoria de título, por lo tanto, aborda esta deficiencia crucial. Mediante el procesamiento de una base de datos espectrales masiva obtenida de un horno de fusión flash industrial, y la implementación de algoritmos para ambos métodos, se realizará una comparación sistemática y cuantitativa. Esto incluirá el análisis de la consistencia y estabilidad de las temperaturas estimadas, la evaluación de la robustez frente al ruido aditivo sintético y la comparación de la eficiencia computacional, validando la aplicabilidad de los métodos radiométricos para el monitoreo continuo de temperatura en un entorno industrial real y demandante.

1.2. Definición del problema

El problema central que aborda esta memoria de título es la falta de una comparación cuantitativa y sistemática del rendimiento de los métodos radiométricos (TWM y MWM) para la estimación de temperatura en el entorno real y dinámico de un horno de fusión flash industrial. Si bien ambos métodos son conocidos teóricamente, no existe claridad sobre cuál de ellos ofrece una solución más precisa, robusta y computacionalmente eficiente cuando se enfrentan a datos continuos y de largo plazo, los cuales están inherentemente afectados por ruido y variaciones operacionales.

La oportunidad de esta investigación reside en el acceso a una base de datos masiva y única, proveniente de la fundición de Olympic Dam (BHP). Este conjunto de datos permite realizar una evaluación rigurosa y directa de ambos métodos, no solo en condiciones ideales, sino también bajo los desafíos de una operación real. El objetivo es determinar, con evidencia cuantitativa, cuál es la técnica más adecuada para el monitoreo de temperatura fiable en esta aplicación industrial tan demandante.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

Evaluar y comparar cuantitativamente el rendimiento, la robustez y la eficiencia computacional de un método de dos longitudes de onda (TWM) y un método multiespectral (MWM) para la estimación de temperatura, utilizando datos radiométricos de un horno de fusión flash industrial.

1.3.2. Objetivos específicos

- Procesar y calibrar una base de datos espectrales masiva, obtenida de un sistema de medición industrial en un horno de fusión flash.
- Implementar en MATLAB los algoritmos para la estimación de temperatura mediante el método de dos longitudes de onda (TWM) y el método multiespectral (MWM) basado en optimización.
- Comparar los resultados de temperatura obtenidos por ambos métodos, analizando su consistencia, estabilidad y comportamiento temporal.
- Evaluar cuantitativamente la robustez de ambos métodos frente a ruido aditivo sintético, midiendo la degradación de su precisión.
- Analizar y comparar la eficiencia computacional de cada método en términos de tiempo de cálculo por espectro.

1.4. Metodología

Para alcanzar los objetivos planteados en esta memoria de título, se seguirá una secuencia de pasos metodológicos diseñados para abordar cada objetivo específico de manera sistemática.

- **Para el Objetivo Específico 1 (Procesar y calibrar la base de datos):**

- Se organizará la base de datos crudos provenientes de la fundición de Olympic Dam, que consta de más de 1.1 millones de espectros. Se filtrarán los datos para asegurar su integridad.

- Se aplicará un procedimiento de calibración radiométrica en MATLAB a cada espectro. Este proceso utilizará el vector de calibración H , el tiempo de integración y el área de la fibra para convertir las cuentas digitales del sensor en unidades físicas de irradiancia espectral ($\mu W/cm^2/nm$), corrigiendo además la señal de corriente de oscuridad (dark spectrum).

- **Para el Objetivo Específico 2 (Implementar los algoritmos de estimación):**

- **Método TWM:** Se implementará en MATLAB una función que calcule la temperatura utilizando la fórmula de dos colores. Esta función recibirá como entrada los espectros calibrados, las longitudes de onda seleccionadas (750 nm y 820 nm) y la razón de emisividad asumida (1.16).

- **Método MWM:** Se implementará una función de optimización en MATLAB. Esta función ajustará los espectros medidos (utilizando los 4 canales seleccionados) a un modelo físico compuesto por la Ley de Planck y un polinomio de segundo orden para la emisividad. Se utilizará un algoritmo de búsqueda en grilla sobre el rango de temperaturas de 1000 °C a 1600 °C, empleando la función *lsqcurvefit* para encontrar los parámetros óptimos que minimicen el error cuadrático.

- **Para el Objetivo Específico 3 (Comparar los resultados de temperatura):**

- Se generarán gráficos superpuestos de las series temporales de temperatura obtenidas con TWM y MWM para una comparación visual directa de sus tendencias y comportamientos dinámicos.

- Se seleccionarán períodos de operación estable del horno y se calcularán métricas estadísticas (media, desviación estándar, valores máximos y mínimos) para cada método, con el fin de cuantificar y comparar su estabilidad.

- **Para el Objetivo Específico 4 (Evaluar la robustez):**

- Se seleccionará un subconjunto de espectros de alta calidad (señal limpia y de alta intensidad) de la base de datos industrial.

- Se añadirá ruido gaussiano blanco sintético a estos espectros de forma controlada, generando conjuntos de datos con diferentes niveles de Relación Señal a Ruido (SNR).
- Se aplicarán los algoritmos TWM y MWM a cada conjunto de datos con ruido y se calculará el error relativo de la temperatura estimada con respecto a la temperatura obtenida del espectro limpio original. Los resultados se presentarán en un gráfico de Error Relativo vs. SNR.
- **Para el Objetivo Específico 5 (Analizar la eficiencia computacional):**
 - Se medirá el tiempo de ejecución de ambos algoritmos (TWM y MWM) en MATLAB al procesar un gran número de espectros.
 - Se calculará y reportará el tiempo de cómputo promedio por espectro para cada método, permitiendo una comparación directa de su eficiencia.

1.5. Alcances y limitaciones

1.5.1. Alcances

- El estudio se basa en el análisis de una base de datos espectrales continua de más de una semana de operación de un horno de fusión flash industrial.
- Se realiza una implementación y comparación cuantitativa de un método TWM y un MWM basado en optimización.
- Se realiza un análisis de robustez y eficiencia computacional para ambos métodos.
- Se valida la aplicabilidad de los métodos radiométricos para el monitoreo continuo de temperatura en un entorno industrial real.

1.5.2. Limitaciones

- El trabajo se basa en datos de un único horno industrial; la generalización de los resultados a otras instalaciones requeriría estudios adicionales.
- El análisis de datos es retrospectivo (offline) y no contempla una implementación de los algoritmos en tiempo real.
- El estudio no incluye el diseño o la fabricación de nuevo setup; se utiliza un sistema de medición ya instalado.

Capítulo 2

Marco Teórico

2.1. Introducción

El presente capítulo establece los fundamentos teóricos necesarios para la comprensión de las técnicas de medición de temperatura basadas en el análisis de la radiación emitida por un cuerpo. Dado que los procesos pirometalúrgicos se caracterizan por la presencia de materiales a altas temperaturas, el monitoreo sin contacto a través de sensores ópticos se presenta como una solución tecnológica de gran relevancia.

Para abordar este desafío, es primordial comprender la naturaleza de la luz y su interacción con la materia. Se comenzará definiendo el espectro electromagnético, con un énfasis particular en las bandas del visible (VIS) e infrarrojo cercano (NIR), que son de especial interés para la medición de temperatura en los rangos estudiados. Posteriormente, se introducirán los conceptos fundamentales de la radiometría, la ciencia que se ocupa de la medición de la energía de radiación electromagnética. En esta sección se definirán magnitudes clave como la irradiancia, la radiancia y, de forma crucial, la emisividad, propiedad que describe la capacidad de un material para emitir energía radiante.

El análisis se profundizará con el estudio del cuerpo negro, un objeto teórico ideal que sirve como referencia para toda medición radiométrica. El comportamiento de este emisor perfecto está gobernado por leyes físicas fundamentales que son la base de la termometría por radiación. Se detallarán la Ley de Planck, que describe la distribución de la radiación espectral de un cuerpo negro, la Ley de Desplazamiento de Wien, que relaciona la temperatura con la longitud de onda de máxima emisión, y la Ley de Kirchhoff, que establece la relación entre la emisión y la absorción de un cuerpo.

Finalmente, se explicarán los métodos prácticos para el cálculo de temperatura a partir de datos espectrales. Se describirá el método clásico de dos longitudes de onda o pirometría de dos colores, destacando sus fundamentos y sus limitaciones, como el supuesto de cuerpo gris. A continuación, se introducirán los métodos multiespectrales como una técnica avanzada que busca superar dichas limitaciones mediante el uso de múltiples canales espectrales para estimar simultáneamente la temperatura y la emisividad del objeto. El capítulo concluirá con una descripción del funcionamiento de un espectrofotómetro, el instrumento utilizado para la adquisición de los datos espectrales que son la base de esta investigación [26] [5].

2.2. Espectro Electromagnético

El espectro electromagnético se define como el conjunto de longitudes de onda de todas las radiaciones electromagnéticas presentes en el entorno. La luz se propaga bajo el concepto de dualidad onda-partícula, lo que significa que puede comportarse como una onda o como una partícula. Al estudiarla como una onda, es común clasificarla según su longitud de onda (λ).

Las longitudes de onda ópticas son aquellas regiones del espectro que utilizan componentes ópticos similares, como lentes y espejos. Para los fines de esta investigación, las bandas de mayor interés son el espectro visible (VIS) y el infrarrojo cercano (NIR), que en conjunto forman el rango VIS-NIR.

- Espectro Visible (VIS): Corresponde a la única banda que el ojo humano puede captar sin ayuda, abarcando aproximadamente desde los 380 nm hasta los 760 nm.
- Infrarrojo Cercano (NIR o IR-A): Esta banda se encuentra pegado al espectro visible y se extiende desde los 780 nm hasta los 1400 nm.
- Infrarrojo de Onda Corta (SWIR): Este rango se clasifica comúnmente entre 0.9 y 1.7 μm , aunque también puede extenderse desde 0.7 hasta 2.5 μm . Trabajar en esta banda requiere ópticas especiales y detectores de materiales como InGaAs, ya que los sensores de silicio tienen un límite superior de aproximadamente 1.0 μm .

La espectrometría en la región VIS-NIR es una técnica analítica que se basa en medir la interacción de la luz con la materia en dichas regiones del espectro [26].

2.3. Radiometría

La radiometría es la ciencia encargada de medir la energía de radiación electromagnética no coherente a lo largo de todo el espectro. Esta disciplina se ocupa de las leyes que rigen la transferencia de radiación óptica de un lugar a otro, implicando un análisis de las características espectrales y espaciales de las fuentes de radiación, el camino óptico, el detector y el objetivo que interactúa con la radiación. A continuación, se definen algunos conceptos clave [26] [5].

2.3.1. Radiancia (L)

Corresponde a la densidad de flujo radiante por unidad de área y de ángulo sólido que incide en un elemento de superficie y se propaga en una dirección específica. Se define como [5]:

$$L = \frac{d^2\Phi}{d\omega ds} = \frac{d^2\Phi}{d\omega ds_0 \cos \theta} \left[\frac{W}{m^2 \cdot sr} \right] \quad (2.1)$$

2.3.2. Irradiancia (E)

Es la densidad de flujo radiante por unidad de superficie que incide sobre un área específica, incluyendo todas las direcciones comprendidas en el ángulo sólido. Su expresión matemática es [5]:

$$E = \frac{d\Phi}{dS_0} \left[\frac{W}{m^2} \right] \quad (2.2)$$

2.3.3. Emisividad (ϵ)

Se define como la habilidad de un material para emitir energía radiante. Es una razón entre la radiancia de un cuerpo real y la de un cuerpo negro (ideal) a la misma temperatura. Su valor se encuentra en el rango de 0 a 1. La emisividad de una superficie real varía con la temperatura, la longitud de onda y la dirección de la radiación emitida. La emisividad espectral direccional se define como [5]:

$$\epsilon(\lambda, \theta, \phi, T) = \frac{I_{\lambda,e}(\lambda, \theta, \phi, T)}{I_{b\lambda}(\lambda, T)} \quad (2.3)$$

2.4. Radiación de Cuerpo Negro

Un cuerpo negro es un objeto teórico ideal que absorbe toda la energía o radiación que incide sobre su superficie, lo que implica que no refleja nada. Al estar en equilibrio térmico, emite una radiación uniforme en toda su superficie, conocida como "radiación de cuerpo negro". Este concepto fue introducido por Gustav Kirchhoff en 1862.

Ninguna superficie puede emitir más energía que un cuerpo negro a una misma temperatura y longitud de onda dadas. La radiación que emite depende de la longitud de onda, y la intensidad de esta radiación aumenta junto con la temperatura para cualquier longitud de onda fija. [11]

2.5. Postulados y Leyes Fundamentales

2.5.1. Ley de Planck

Max Planck formuló la distribución de la radiación espectral emitida ($E(\lambda, T)$) por un cuerpo negro a una temperatura T . Esta relación, conocida como la Ley de Planck, se expresa como:

$$E_{\lambda}(\lambda, T) = \frac{C_1}{\lambda^5 (\exp(\frac{C_2}{\lambda T}) - 1)} [W/m^2 \cdot \mu m] \quad (2.4)$$

Donde C_1 y C_2 son la primera y segunda constantes de radiación de Planck, λ es la longitud de onda y T es la temperatura absoluta del cuerpo. Una aproximación simplificada de esta ley es la distribución de Wien, válida para longitudes de onda cortas y bajas temperaturas [26] [5] [11].

2.5.2. Ley de Desplazamiento de Wien

Esta ley física especifica una relación inversa entre la longitud de onda en la que un cuerpo negro produce su máxima emisión (λ_{max}) y su temperatura absoluta (T). A medida que la temperatura del cuerpo aumenta, el (λ_{max}) se desplaza hacia longitudes de onda más cortas. La ley se obtiene al derivar la ecuación de Planck e igualarla a cero para encontrar el máximo. La relación es:

$$\lambda_{peak} \cdot T = 2,898 \times 10^{-3} [mK] \quad (2.5)$$

Esta ley permite estimar la temperatura de un cuerpo conociendo la longitud de onda de su pico de emisión [26] [5] [11].

2.5.3. Ley de Kirchhoff

Según Kirchhoff, la presencia de espectros continuos o discretos se puede determinar físicamente de la siguiente manera [26] [5] [11]:

- Un objeto incandescente siempre genera un espectro continuo.
- Un gas incandescente de baja densidad visto contra un fondo más frío emite un espectro de líneas de emisión.
- Un gas frío y de baja densidad frente a una fuente más caliente de un espectro continuo crea un espectro de líneas de absorción.
- La ubicación de estas líneas de emisión o absorción es única para cada elemento, lo que permite identificar la composición química del material.

2.6. Modelado de Emisividad y Resolución de Problemas Inversos

Las leyes físicas descritas anteriormente, como la Ley de Planck, modelan con precisión la radiación de un cuerpo negro ideal. Sin embargo, en aplicaciones industriales, tanto la temperatura (T) como la emisividad espectral (ϵ_λ) del objeto medido son, en general, desconocidas. Esta situación introduce una complejidad matemática fundamental que debe ser abordada.

2.6.1. El Problema Subdeterminado en Pirometría

Al utilizar un espectrómetro con N canales espectrales para medir la radiancia de un objeto, se puede formular un sistema de N ecuaciones basadas en la Ley de Planck. No obstante, el sistema tiene $N+1$ incógnitas: una por cada valor de emisividad en cada canal ($\epsilon_{\lambda_1}, \epsilon_{\lambda_2}, \dots, \epsilon_{\lambda_N}$) más la temperatura (T). Un sistema con más incógnitas que ecuaciones es matemáticamente subdeterminado (o un problema inverso), y no posee una solución única por métodos algebraicos convencionales [6] [27] [7].

2.6.2. La Estrategia del Modelado de Emisividad

Para superar la naturaleza subdeterminada del problema, la estrategia más común en la pirometría multiespectral es reducir el número de incógnitas mediante el modelado de la emisividad. En lugar de tratar cada ϵ_{λ_i} como una variable independiente, se asume que la emisividad sigue una función matemática continua con respecto a la longitud de onda, $\epsilon(\lambda)$.

Una de las aproximaciones más flexibles y utilizadas es el modelo polinómico, donde la emisividad se describe como:

$$\epsilon(\lambda) = a_0 + a_1\lambda + a_2\lambda^2 + \dots + a_p\lambda^p \quad (2.6)$$

donde p es el orden del polinomio. Al adoptar este modelo, el problema se transforma: en lugar de buscar N valores de emisividad, ahora solo se necesitan encontrar los $p+1$ coeficientes del polinomio (donde $p+1 \ll N$). Esto convierte el problema en un sistema determinado o, más comúnmente, sobredeterminado, que sí puede ser resuelto [7] [27] [6].

2.6.3. El Enfoque de Optimización por Mínimos Cuadrados

Con un modelo físico completo para la radiancia $L_{modelo} = \epsilon(\lambda, coeffs) \cdot L_{bb}(\lambda, T)$, el objetivo deja de ser resolver un sistema de ecuaciones y pasa a ser encontrar el conjunto de parámetros (temperatura T y coeficientes del modelo de emisividad $coeffs$) que mejor describen los datos medidos. Este es, en esencia, un problema de optimización.

El criterio para determinar el "mejor ajuste" se establece a través de una función de costo, que cuantifica el error entre la radiancia medida (L_{medida}) y la predicha por el modelo. La minimización de esta función de costo se realiza mediante algoritmos de optimización numérica, como los implementados en la función *lsqcurvefit* de MATLAB [7] [27] [6].

$$J(T, coeffs) = \sum_{i=1}^N (L_{medida}(\lambda_i) - L_{modelo}(\lambda_i; T, coeffs))^2 \quad (2.7)$$

2.7. Métodos de Cálculo de Temperatura

2.7.1. Método de Dos Longitudes de Onda (Bi-espectral)

Este método, también conocido como pirometría de dos colores, se basa en la detección de la radiación electromagnética emitida por un objeto en dos longitudes de onda diferentes para estimar su temperatura [6] [4] [29]. El método es fiable cuando el cuerpo en estudio se comporta como un "cuerpo gris", es decir, que su emisividad se mantiene constante para las dos longitudes de onda seleccionadas ($\epsilon(\lambda_1, T)/\epsilon(\lambda_2, T) \approx 1$) [6] [4] [29].

Bajo la aproximación de Wien y la condición de cuerpo gris, la temperatura se puede calcular con la siguiente fórmula:

$$T = \frac{\frac{hc}{k} \left(\frac{1}{\lambda_2} - \frac{1}{\lambda_1} \right)}{\ln \left(\frac{I_T(\lambda_1)}{I_T(\lambda_2)} \right) - 5 \ln \left(\frac{\lambda_2}{\lambda_1} \right)} \quad (2.8)$$

Para que la aplicación de este método sea válida, las longitudes de onda seleccionadas no

deben corresponder a líneas de emisión o absorción y deben ser cercanas entre sí para que la suposición de emisividad constante sea razonable. Sin embargo, esta suposición no siempre es precisa y puede introducir errores significativos [30] [26] [5] [11].

2.7.2. Métodos Multiespectrales

La piroimetría multiespectral mide la radiación emitida por un objetivo en tres o más canales con diferentes características espectrales [14] [31]. El principio básico es modelar la emisividad como una función suave de la longitud de onda con parámetros ajustables. Esto da como resultado un sistema de ecuaciones cuya solución proporciona la temperatura del objetivo y los parámetros de la función de emisividad [32].

Los sistemas multiespectrales se clasifican en:

- **Determinados:** Tienen el mismo número de incógnitas y ecuaciones, ofreciendo una solución única. Generalmente, tienen menos de cuatro canales, ya que la incertidumbre aumenta con el número de canales [6].
- **Sobre determinados:** Tienen más ecuaciones que incógnitas ($n > m + 1$, donde n es el número de canales y $m + 1$ el número de incógnitas) y se resuelven mediante técnicas de mínimos cuadrados para encontrar una solución óptima.

La elección de bandas espectrales estrechas, alejadas entre sí y desplazadas hacia longitudes de onda más cortas, tiende a proporcionar soluciones más precisas. La principal dificultad de estos métodos es la selección de una función de emisividad adecuada, ya que depende en gran medida de las características del material y su superficie [6].

2.8. Funcionamiento de un Sistema Radiométrico

Un espectrofotómetro es un instrumento que mide las propiedades de la luz, separando sus componentes espectrales para cuantificar la intensidad en función de la longitud de onda. Su funcionamiento se basa en tres componentes principales: una rendija de entrada, una rejilla de difracción y un detector.

- **Rendija de Entrada (*Entrance Slit*):** La luz de la fuente objetivo ingresa por esta abertura. Su tamaño determina la cantidad de luz que entra y afecta inversamente la resolución óptica del instrumento [33].
- **Rejilla de Difracción (*Diffraction Grating*):** Este componente actúa como un monocromador, dispersando la luz en sus diferentes longitudes de onda constituyentes [34] [35].
- **Detector:** Captura la luz ya separada y mide su intensidad para cada longitud de onda. La información se digitaliza y se envía a un software para su visualización y análisis.

Para mediciones en el rango VIS-NIR, los detectores suelen estar fabricados con semiconductores de silicio, mientras que para el SWIR se utilizan detectores de InGaAs, capaces de operar en rangos donde el silicio ya no es eficiente. La calibración radiométrica de estos sistemas es fundamental para convertir las "cuentas" digitales del detector en unidades físicas con significado, como la irradiancia ($\mu W/cm^2/nm$), y para compensar las perturbaciones introducidas por los componentes ópticos del sistema [34] [35].

Capítulo 3

Desarrollo

3.1. Introducción

Este capítulo detalla el conjunto de procedimientos metodológicos aplicados para el procesamiento y análisis de datos espectrales capturados en un entorno industrial. El objetivo principal es la estimación de la temperatura de la llama en un horno de fusión flash, para lo cual se parte de mediciones radiométricas crudas y se avanza hacia la aplicación de modelos físicos y matemáticos robustos.

El desarrollo de este capítulo se estructura de la siguiente manera: primero, se describe en detalle el sistema de medición y las características de la base de datos experimentales. Segundo, se fundamenta y detalla el proceso de calibración radiométrica, un paso indispensable para la validez de los cálculos posteriores. Tercero, se exponen las dos metodologías empleadas para la estimación de temperatura: el Método de Dos Longitudes de Onda (TWM) y un Método Multiespectral (MWM) basado en optimización, detallando su justificación matemática e implementación computacional. Finalmente, se establecen los criterios que se utilizarán para evaluar y comparar el rendimiento de ambos métodos.

3.2. Sistema de Medición y Base de Datos Experimentales

3.2.1. Sistema de Medición Industrial

La adquisición de datos se realizó en la fundición de Olympic Dam (BHP), en Adelaida, Australia. El sistema de medición industrial, instalado directamente en la fundición, fue diseñado para soportar las condiciones extremas del entorno pirometalúrgico y capturar con

alta fidelidad la radiación emitida por la llama de uno de los quemadores de concentrado. El sistema se compone de los siguientes elementos clave:

1. **Sonda de Medición:** El componente en contacto directo con el proceso es una sonda de alta temperatura. Se trata de una estructura metálica robusta, refrigerada por aire a presión, cuya función principal es proteger el delicado cabezal de la fibra óptica de las temperaturas extremas (superiores a 1200 °C), la atmósfera químicamente agresiva y las salpicaduras de material fundido. En su extremo, la sonda cuenta con una ventana de zafiro que resguarda la entrada de la fibra, asegurando la integridad de la señal óptica.

2. **Fibra Óptica:** Dentro de la sonda se aloja un tramo de fibra óptica de alta temperatura, diseñada para transmitir eficientemente la radiación en el rango VIS-NIR. La fibra actúa como una guía de onda, canalizando la luz capturada desde la llama del quemador hasta el espectrómetro, el cual se encuentra a una distancia segura.

3. **Gabinete de Instrumentación y Espectrómetro:** La fibra óptica se conecta a un gabinete industrial climatizado, ubicado en las cercanías del horno. Este gabinete protege los equipos electrónicos sensibles del polvo, el calor y las vibraciones. Dentro de este se encuentra el espectrómetro Compact Spectrometer CCS175/M de THORLABS, el corazón del sistema, responsable de descomponer la luz en sus componentes espectrales y medir la intensidad de cada uno.

4. **Sistema de Adquisición de Datos:** La señal del espectrómetro se transmite a un computador que ejecuta un software de adquisición. Este programa registra los espectros crudos (intensidad vs. longitud de onda), los asocia con una estampa de tiempo precisa y almacena metadatos relevantes como el tiempo de integración de cada captura.

El producto de este sistema es un gran volumen de datos donde cada espectro de intensidad cruda representa una "fotografía" de la radiación de la llama en un instante específico.



Fig. 3.1: Instalación de sonda en Olympic Dam.

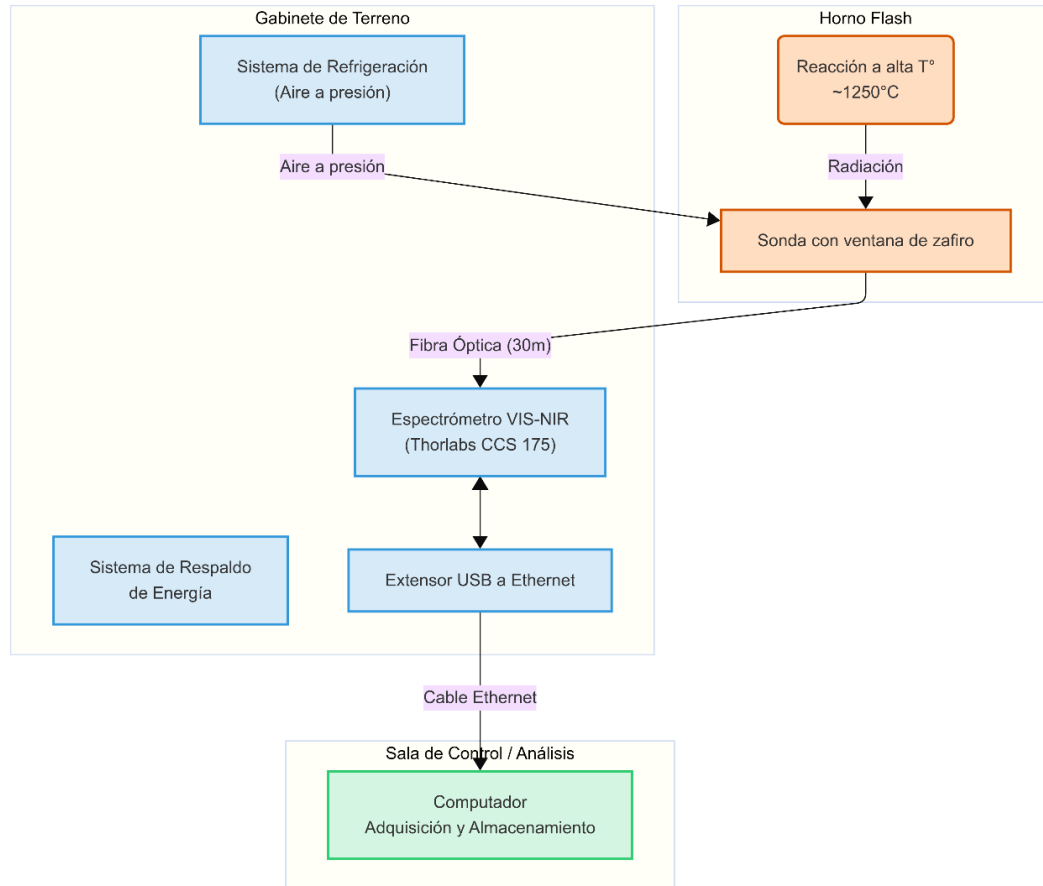


Fig. 3.2: Esquema del montaje del sistema de medición en la fundición de Olympic Dam.

3.2.2. Características de los Datos Adquiridos

La campaña de medición se extendió de forma continua desde el 2 hasta el 15 de junio de 2024, generando una base de datos masiva y de gran valor para el análisis de procesos dinámicos.

- **Volumen de Datos:** Se capturó un total de 1,105,200 espectros, con un promedio de 82,800 espectros por día.
- **Resolución Espectral y Temporal:** El espectrómetro opera en un rango de 497.25 nm a 1105.97 nm. Cabe destacar que se encuentran corruptos de 960 nm en adelante, por lo cual para los cálculos queda utilizable de 500 a 960 nm. Las mediciones se realizaron con una alta cadencia, con un promedio de 0.0139 segundos entre cada espectro, lo que permite el estudio de fenómenos de alta velocidad.
- **Calidad de la Señal:** La base de datos es representativa de una operación industrial real, conteniendo tanto períodos de señal estable como eventos de variabilidad, ruido y saturación, lo que constituye un excelente escenario para probar la robustez de los algoritmos de estimación.

3.2.3. Calibración Radiométrica

Los datos crudos entregados por el espectrómetro se expresan en cuentas digitales, una unidad que carece de significado físico directo y está influenciada por la respuesta del sistema óptico. Para realizar cálculos cuantitativos, es indispensable convertir estas cuentas a unidades radiométricas de irradiancia espectral ($\mu\text{W}/\text{cm}^2/\text{nm}$). Este proceso, denominado calibración radiométrica, compensa las perturbaciones introducidas por la fibra óptica y la respuesta no uniforme del detector del espectrómetro.

La calibración se realiza aplicando la siguiente ecuación a cada espectro crudo:

$$I_{cal}(\lambda_i) = \frac{(I_{raw}(\lambda_i) - I_{dark}(\lambda_i)) \cdot H(\lambda_i)}{t_{int} \cdot A_c \cdot \Delta\lambda_i} \left[\frac{\mu\text{W}}{\text{cm}^2 \cdot \text{nm}} \right] \quad (3.1)$$

Donde:

- $I_{cal}(\lambda_i)$ es la irradiancia espectral calibrada.
- $I_{raw}(\lambda_i)$ es la intensidad del espectro crudo medido en cuentas digitales.
- $I_{dark}(\lambda_i)$ es la medición del ruido de fondo del sensor (corriente de oscuridad), capturado con la misma configuración.
- $H(\lambda_i)$ es el vector de coeficientes de calibración, obtenido previamente con una fuente de luz estandarizada.
- t_{int} es el tiempo de integración de la captura en segundos.
- A_c es el área de colección de la fibra óptica.
- $\Delta\lambda_i$ es la dispersión que indica el rango de longitud de onda que representa cada píxel del detector.

Este procedimiento asegura que los datos procesados representen fielmente la radiación emitida por la fuente, permitiendo la aplicación de modelos físicos para la estimación de temperatura.

3.3. Metodologías de Estimación de Temperatura

Una vez calibrados los datos, se implementaron dos métodos para la estimación de la temperatura de la llama, ambos descritos en la literatura sobre pirometría multiespectral.

3.3.1. Método de Dos Longitudes de Onda (TWM)

El TWM, o pirometría de dos colores, es un método radiométrico fundamental para estimar la temperatura de una superficie. Su popularidad se debe a su capacidad teórica de independizarse del valor absoluto de la emisividad, que suele ser desconocido.

Fundamentación Matemática: El método se deriva de la Ley de Planck. Usando la aproximación de Wien, válida cuando $\lambda T \ll C_2$, la radiancia espectral emitida por una superficie real (E_λ) se describe como:

$$E_\lambda(T) = \epsilon_\lambda \cdot C_1 \lambda^{-5} e^{-C_2/(\lambda T)} \quad (3.2)$$

Donde ϵ_λ es la emisividad espectral. Al medir la radiancia en dos longitudes de onda, λ_1 y λ_2 , y calcular su razón $R = E_1/E_2$, se obtiene:

$$R = \frac{E_{\lambda_1}}{E_{\lambda_2}} = \frac{\epsilon_{\lambda_1} \cdot C_1 \lambda_1^{-5} e^{-C_2/(\lambda_1 T)}}{\epsilon_{\lambda_2} \cdot C_1 \lambda_2^{-5} e^{-C_2/(\lambda_2 T)}} = \frac{\epsilon_1}{\epsilon_2} \left(\frac{\lambda_2}{\lambda_1} \right)^5 e^{\frac{C_2}{T} \left(\frac{1}{\lambda_2} - \frac{1}{\lambda_1} \right)} \quad (3.3)$$

Para despejar la temperatura T, se aplica el logaritmo natural a ambos lados y se reordenan los términos, llegando a la ecuación general para la pirometría de dos colores:

$$T = \frac{C_2 \left(\frac{1}{\lambda_2} - \frac{1}{\lambda_1} \right)}{\ln \left(\frac{E_1}{E_2} \right) + 5 \ln \left(\frac{\lambda_2}{\lambda_1} \right) - \ln \left(\frac{\epsilon_1}{\epsilon_2} \right)} \quad (3.4)$$

La solución de esta ecuación requiere conocer la razón de emisividades. La simplificación clave del TWM consiste en asumir que el objeto se comporta como un cuerpo gris en el rango de medición, lo que significa que su emisividad es constante ($\epsilon_1 = \epsilon_2$). Bajo este supuesto, la razón de emisividades es 1, y su logaritmo es cero, simplificando significativamente la ecuación.

Implementación y Parámetros: La selección de las longitudes de onda es crucial. Basado en el análisis de Rivas et al. (2023) para el mismo proceso de horno flash, se eligieron las longitudes de onda de 750 nm y 820 nm, ya que esta región del espectro ha demostrado ser la más apropiada para minimizar errores en este tipo de mediciones. Adicionalmente, se utilizó una razón de emisividad (emissivity_ratio) de 1.16, valor promedio determinado en datos industriales que ofrece una mejor aproximación que el supuesto ideal de cuerpo gris.

3.3.2. Método Multiespectral (MWM) Basado en Optimización

El MWM es un enfoque más avanzado que no depende del supuesto de cuerpo gris. En su lugar, utiliza múltiples puntos del espectro para estimar simultáneamente la temperatura y un modelo que describe cómo varía la emisividad con la longitud de onda. Esto transforma el problema en una búsqueda del mejor ajuste entre los datos medidos y un modelo físico, lo que se resuelve mediante técnicas de optimización.

Fundamentación Matemática: El objetivo es encontrar la temperatura T y los coeficientes de un modelo de emisividad que minimicen el error cuadrático entre la radiancia medida, $L_{medida}(\lambda_i)$, y la radiancia predicha por el modelo, $L_{modelo}(\lambda_i)$, sobre un conjunto de N longitudes de onda. La función de costo a minimizar es:

$$J(T, coeffs) = \sum_{i=1}^N (L_{medida}(\lambda_i) - L_{modelo}(\lambda_i; T, coeffs))^2 \quad (3.5)$$

El modelo teórico (L_{modelo}) se construye combinando la Ley de Planck para un cuerpo negro (L_{bb}) con un modelo paramétrico para la emisividad ($\epsilon(\lambda)$):

$$L_{modelo}(\lambda; T, coeffs) = \epsilon(\lambda, coeffs) \cdot L_{bb}(\lambda, T) \quad (3.6)$$

Para este trabajo, se eligió un modelo de emisividad polinómico de segundo orden, que ofrece un buen balance entre flexibilidad y simplicidad: $\epsilon(\lambda) = C_2\lambda^2 + C_1\lambda + C_0$. El optimizador debe encontrar los coeficientes C_0, C_1, C_2 que mejor se ajustan a los datos.

Implementación y Parámetros: El algoritmo implementado realiza una búsqueda sobre una grilla de temperaturas de 1000 °C a 1600 °C, rango operativo típico de un horno flash. Para cada temperatura, un optimizador de mínimos cuadrados (*lsqcurvefit*) encuentra los coeficientes del polinomio de emisividad que mejor se ajustan a los datos. La temperatura final es aquella que produce el menor error global. Se utilizaron cuatro canales espectrales (643.7 nm, 731.2 nm, 818.6 nm, 906.1 nm), ya que la literatura indica que un número excesivo de canales no mejora necesariamente la precisión.

Algoritmo de Solución:

La implementación en MATLAB utiliza un enfoque de "búsqueda en grilla con optimización local":

1. Búsqueda en Grilla: Se define un rango de temperaturas de interés (1000 °C a 1600 °C) y se divide en 100 pasos.
2. Optimización Local: Para cada temperatura T_k de la grilla, el algoritmo *lsqcurvefit* de MATLAB realiza un ajuste de mínimos cuadrados no lineales. Mantiene la temperatura T_k fija y encuentra los coeficientes del polinomio de emisividad (coeffs) que minimizan el error entre el modelo y los datos de irradiancia medidos en las longitudes de onda seleccionadas.
3. Selección del Óptimo Global: Tras recorrer toda la grilla de temperaturas, se selecciona la temperatura T_k que haya producido el menor error residual global. Esta temperatura es la estimación final, y los coeficientes asociados permiten reconstruir la curva de emisividad.

Para este estudio, se utilizaron cuatro canales espectrales (643.7 nm, 731.2 nm, 818.6 nm y 906.1 nm). La literatura indica que el uso de un número moderado de canales es a menudo suficiente, ya que añadir más no garantiza una mayor precisión y puede llevar a sobreajustes.

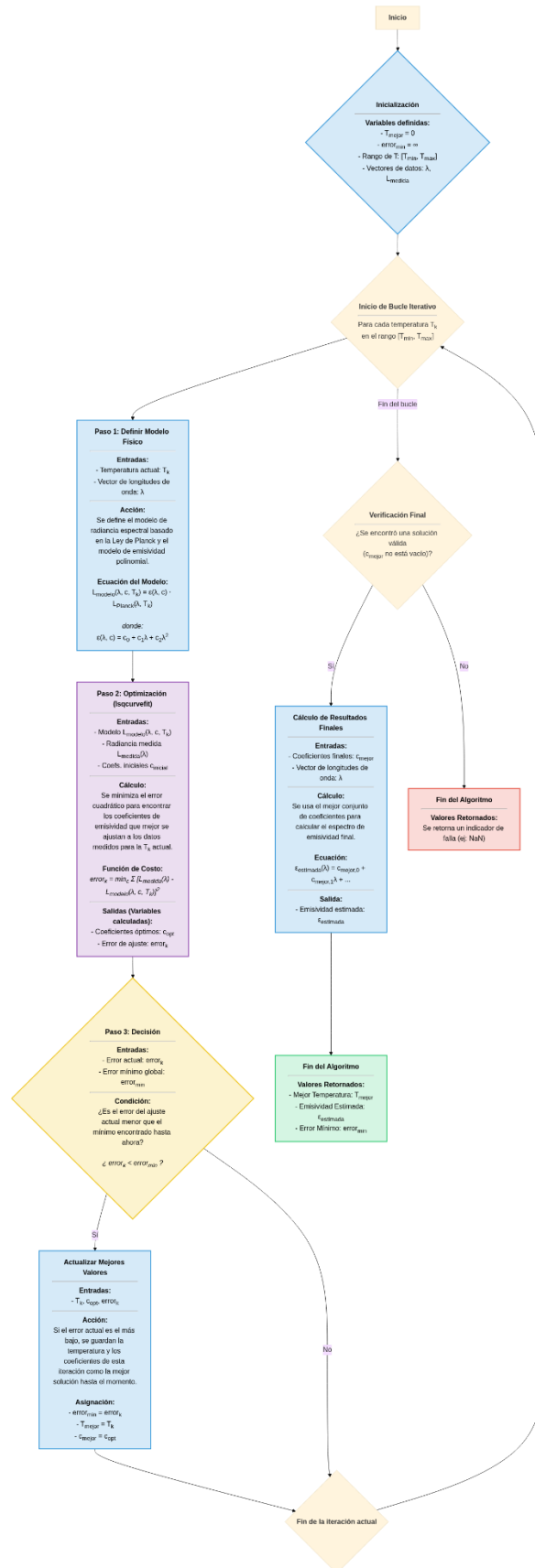


Fig. 3.4: Diagrama de flujo del algoritmo MWM.

3.4. Criterios de Evaluación y Comparación

Para realizar una evaluación cuantitativa y cualitativa de los dos métodos, se establecieron los siguientes criterios:

1. **Análisis Visual y de Tendencia:** Se compararán gráficamente las series temporales de temperatura obtenidas por TWM y MWM para evaluar su coherencia y comportamiento ante eventos del proceso.
2. **Estabilidad de la Estimación:** Se calcularán estadísticas descriptivas (media, desviación estándar, mínimo, máximo y coeficiente de variación).
3. **Coherencia de la Emisividad (solo MWM):** Se analizará si las curvas de emisividad obtenidas son físicamente plausibles (valores entre 0 y 1) y si su comportamiento es consistente a lo largo del tiempo.
4. **Eficiencia Computacional:** Se registrarán y compararán los tiempos de cálculo promedio para cada método, un factor crucial para la implementación en tiempo real.
5. **Análisis de Robustez ante el Ruido:** Se aplicará ruido gaussiano blanco sintético a un conjunto de espectros de alta calidad. Se calculará el error relativo de la temperatura estimada para cada nivel de ruido (SNR), permitiendo cuantificar la degradación del rendimiento de TWM y MWM y determinar cuál es más robusto.

Capítulo 4

Resultados

Este capítulo presenta los resultados obtenidos a partir del análisis de la base de datos espectrales recolectada en la fundición de Olympic Dam. Se comienza con la descripción del procesamiento inicial de los datos, para luego presentar una comparación detallada de los métodos de estimación de temperatura. Finalmente, se evalúa el comportamiento de la emisividad calculada y se realiza un análisis cuantitativo de la robustez y eficiencia de los algoritmos implementados.

4.1. Procesamiento y Calibración de Datos Espectrales

En Los datos adquiridos directamente del espectrómetro se encuentran en unidades de "cuentas digitales", que dependen de las características internas del sensor. Para poder aplicar modelos físicos y obtener mediciones con significado, es un paso indispensable realizar una calibración radiométrica. Esta sección ilustra el efecto de dicho proceso, mostrando la transformación de los espectros crudos (*raw*) a espectros de irradiancia espectral en unidades físicas ($\mu W/cm^2/nm$), los cuales forman la base para todos los análisis posteriores. Con la ecuación (3.1) se logra este objetivo y de manera grafica se representa así:

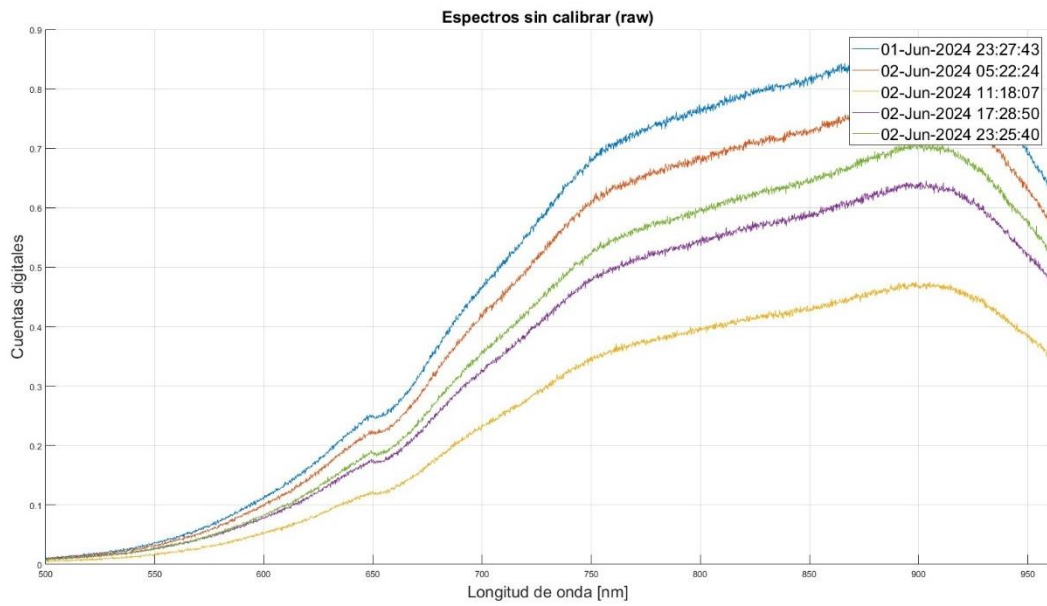


Fig. 4.1: Espectro raw del 2 de junio.

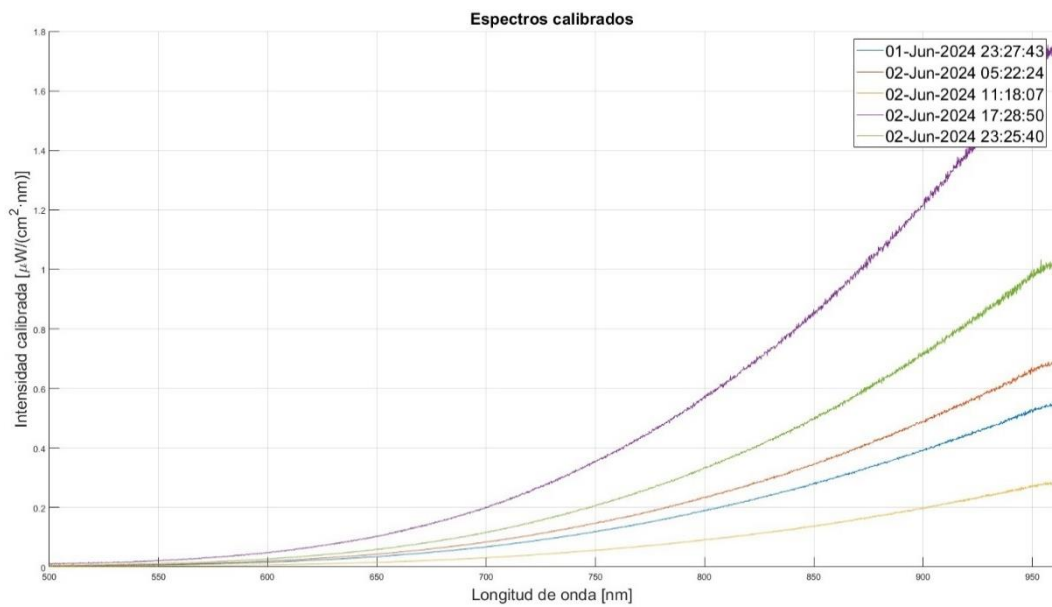


Fig. 4.2: Espectro calibrado del 2 de junio.

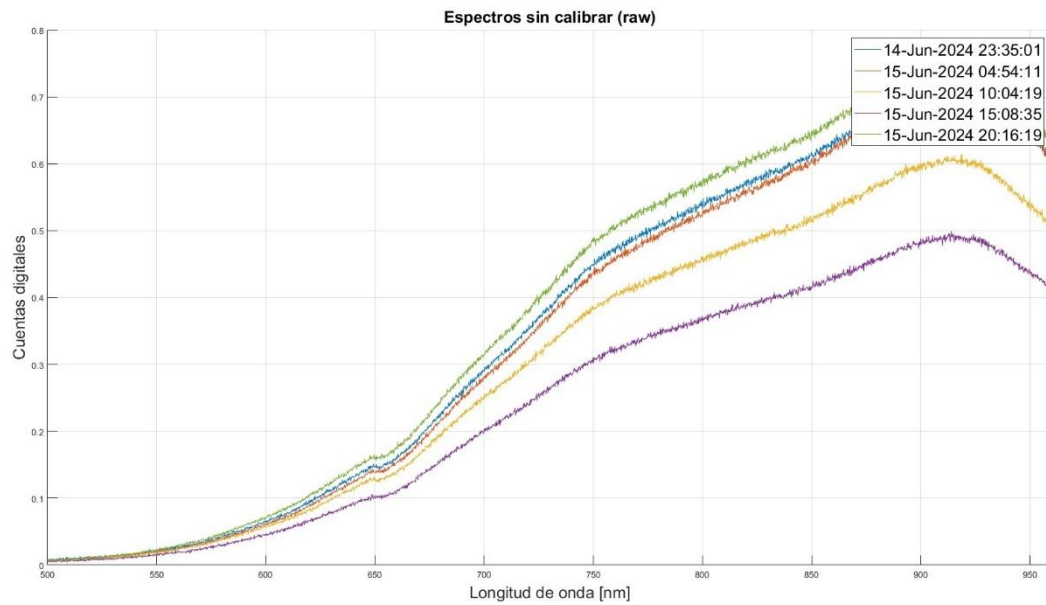


Fig. 4.3: Espectro raw del 15 de junio.

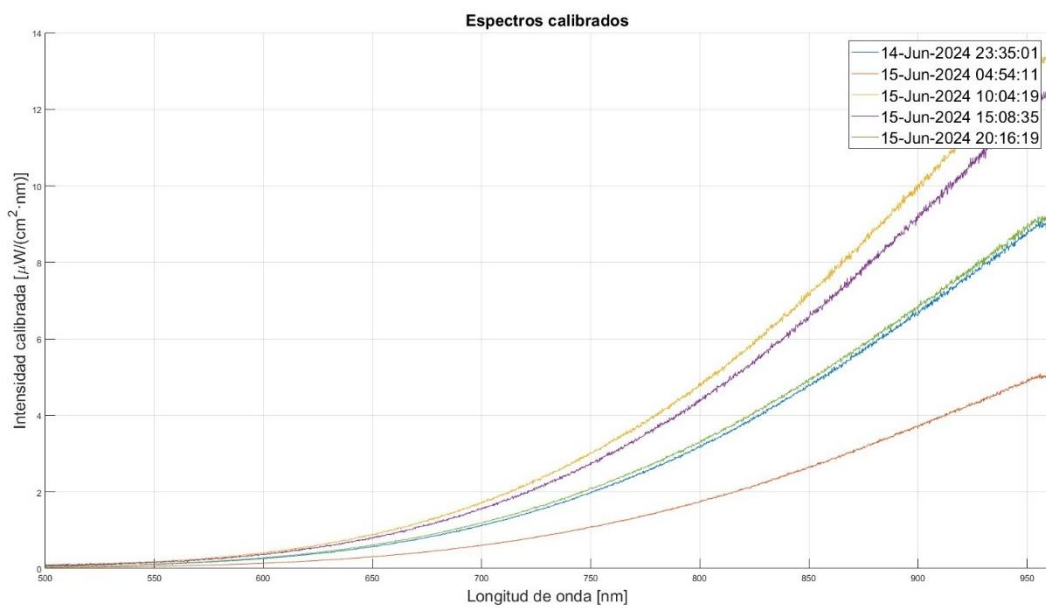


Fig. 4.4: Espectro calibrado del 2 de junio.

Como se puede ver los gráficos en los límites de tiempo medidos, su espectro sin calibrar y calibrados tienden a tener la misma forma debido a que es el mismo proceso el que se está midiendo a lo largo del tiempo. Y nos percatamos que el espectro calibrado tiene una similitud a la de un espectro de un cuerpo negro.

4.2. Estimación de Temperatura: Comparación de Métodos

Una vez calibrados los datos, se procede a la estimación de la temperatura de la llama mediante los dos métodos propuestos: el método de dos longitudes de onda (TWM) y el método multiespectral (MWM). En esta sección se presentan gráficamente las series temporales de temperatura obtenidas con ambos algoritmos además de la diferencia de estas temperaturas. La comparación visual permite evaluar la consistencia, la estabilidad y la dinámica de cada método al ser enfrentados a datos de una operación industrial continua, revelando cómo cada uno responde a los cambios del proceso.

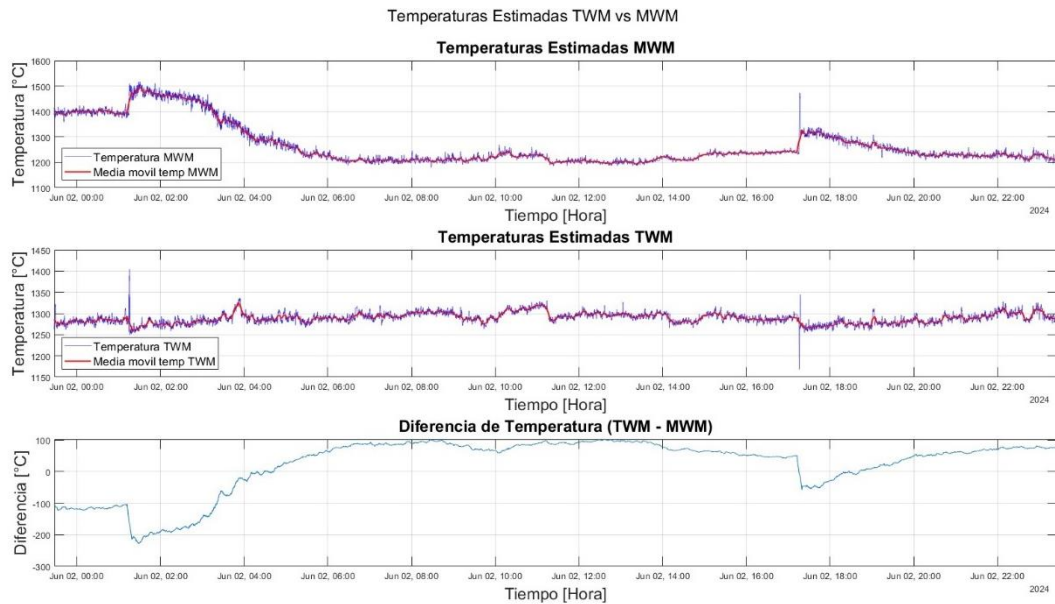


Fig. 4.5: Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 2 de junio de 2024.

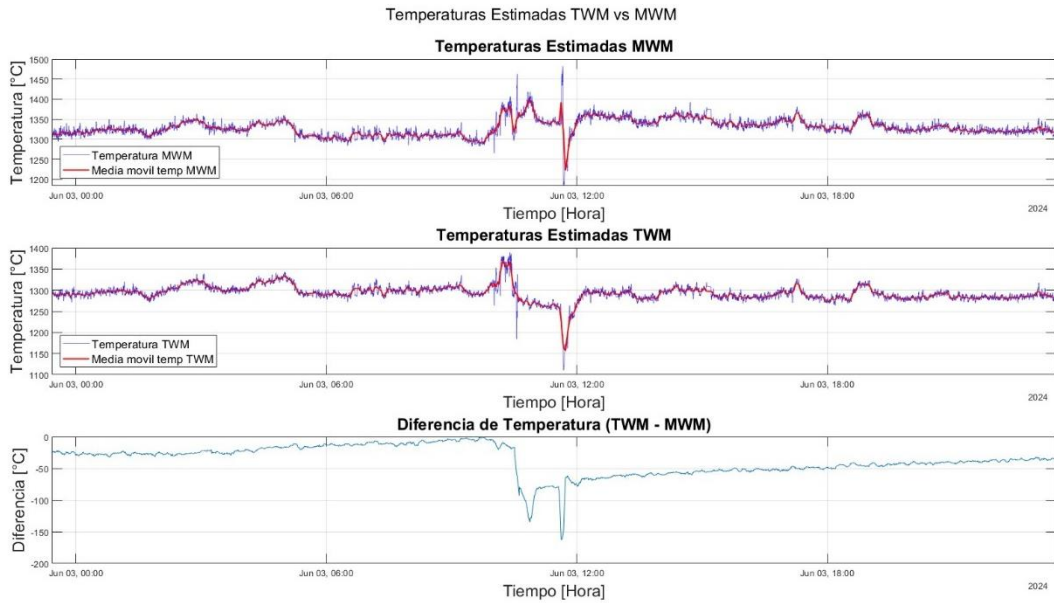


Fig. 4.6: Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 3 de junio de 2024.

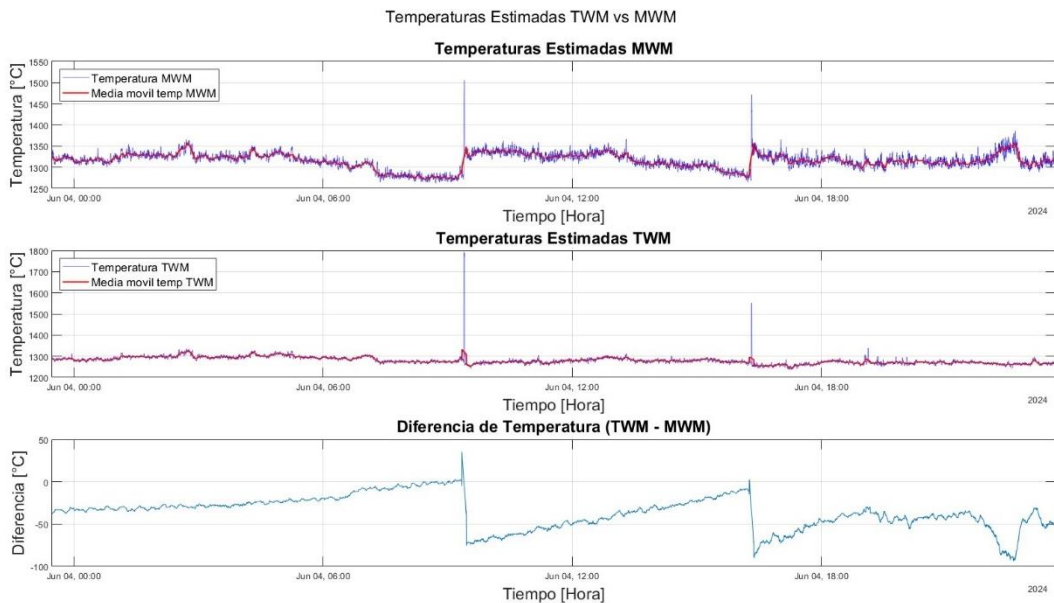


Fig. 4.7: Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 4 de junio de 2024.

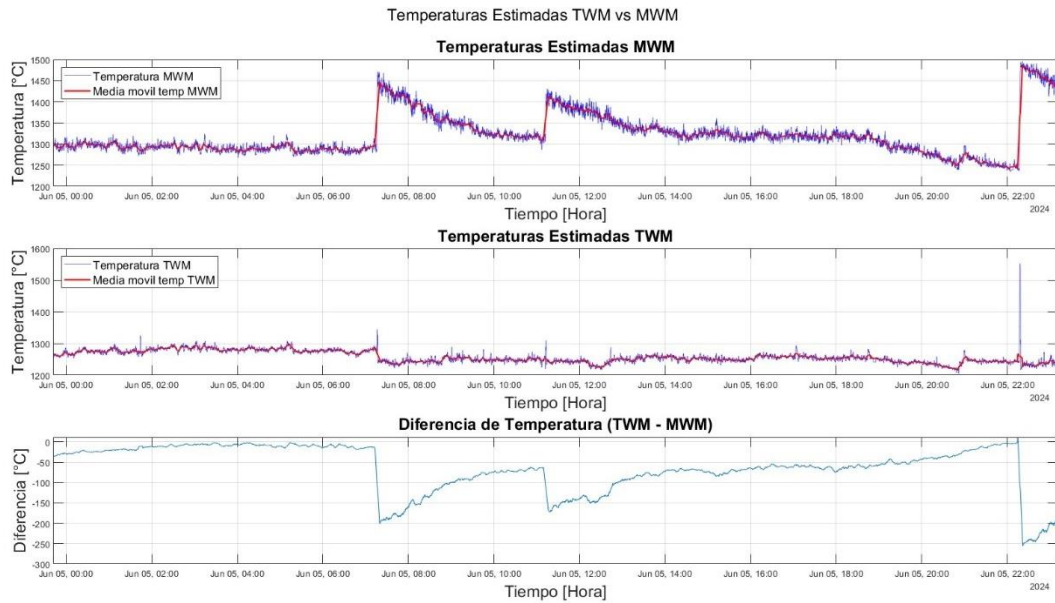


Fig. 4.8: Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 5 de junio de 2024.

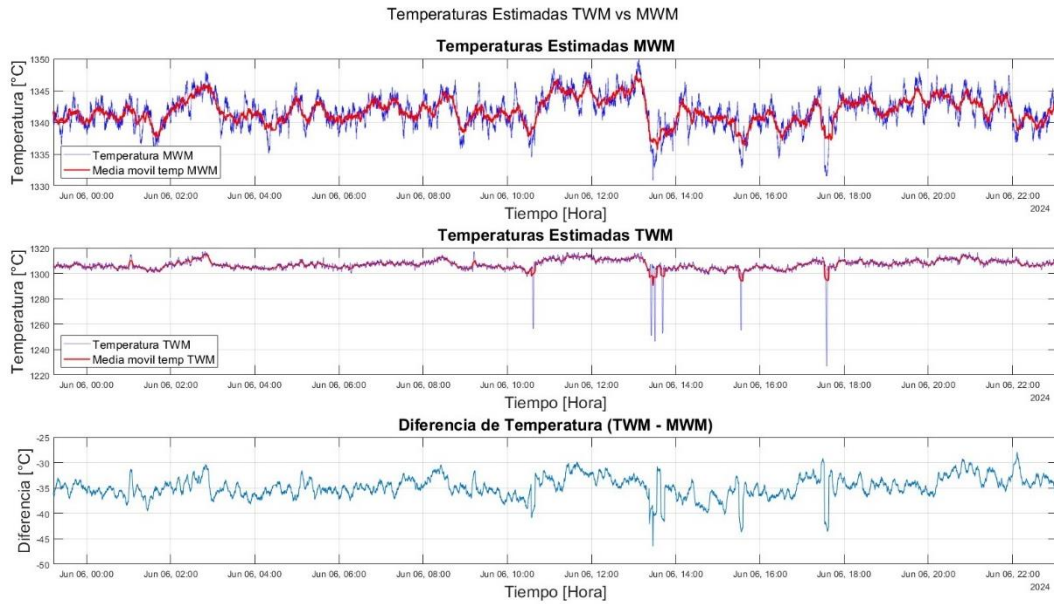


Fig. 4.9: Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 6 de junio de 2024.

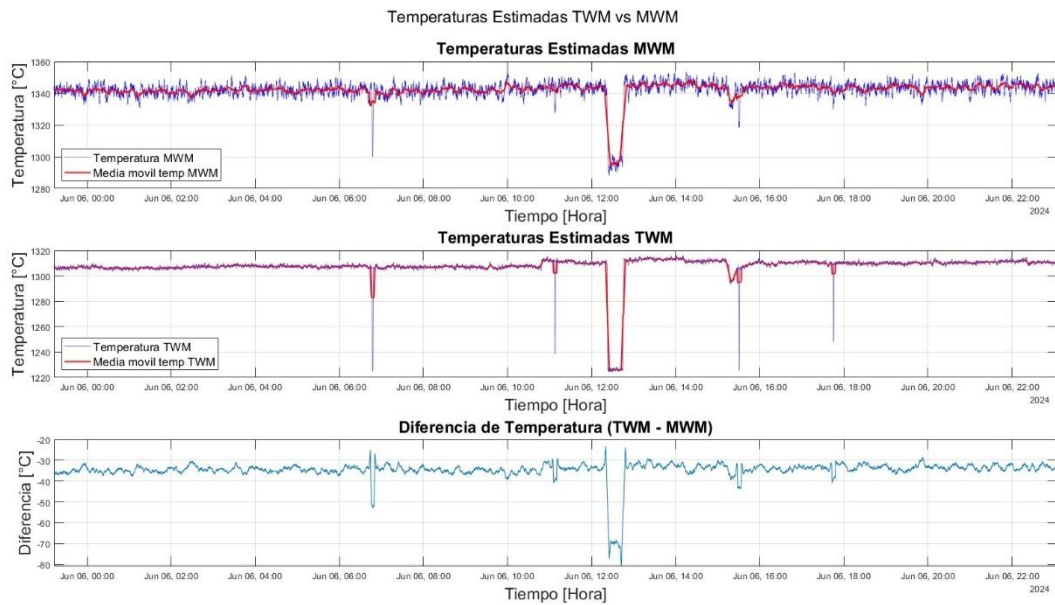


Fig. 4.10: Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 7 de junio de 2024.

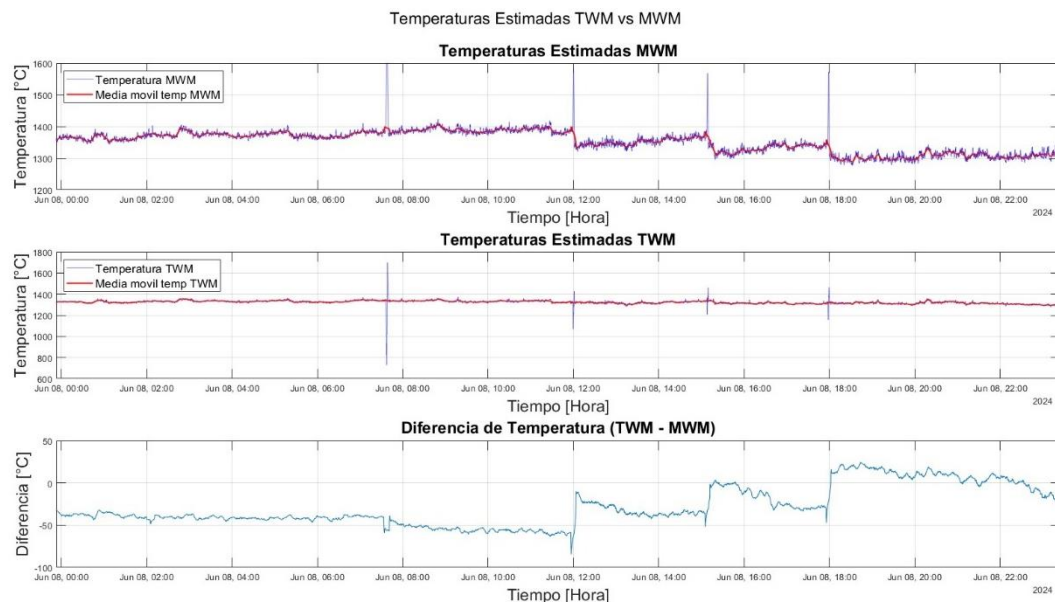


Fig. 4.11: Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 8 de junio de 2024.

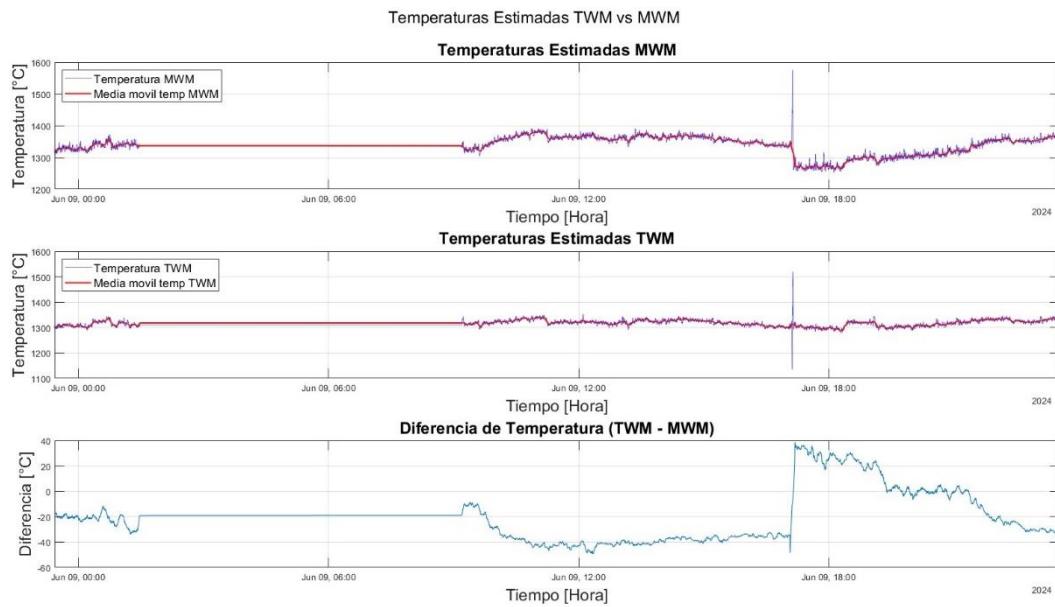


Fig. 4.12: Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 9 de junio de 2024.

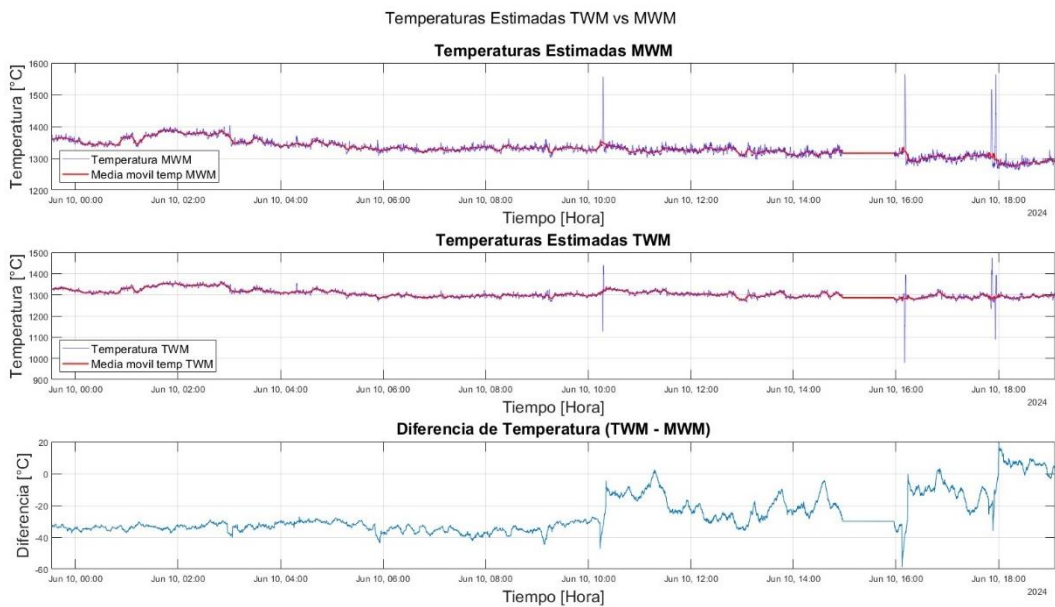


Fig. 4.13: Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 10 de junio de 2024.

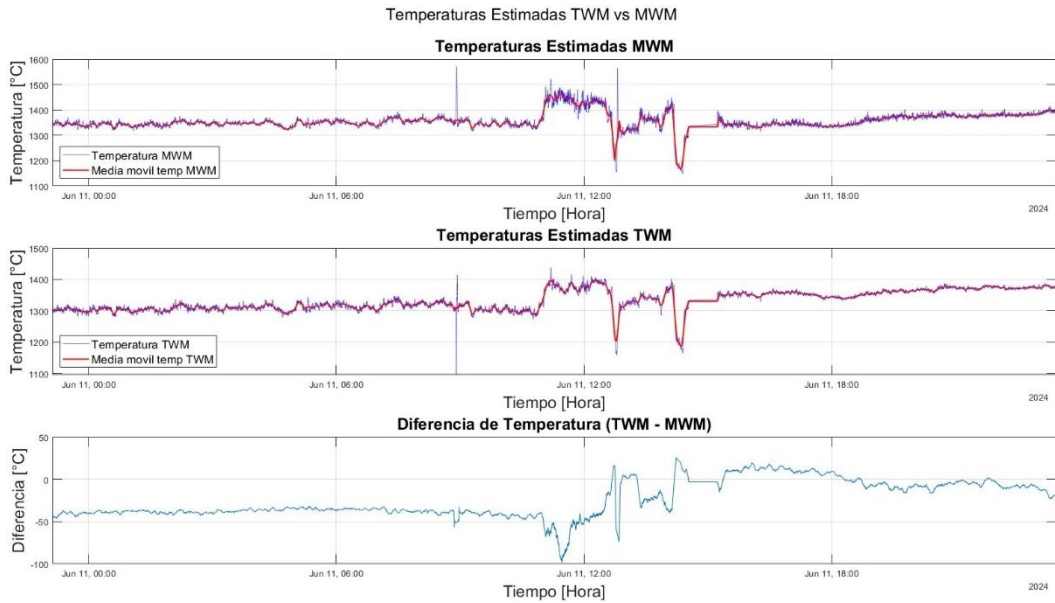


Fig. 4.14: Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 11 de junio de 2024.

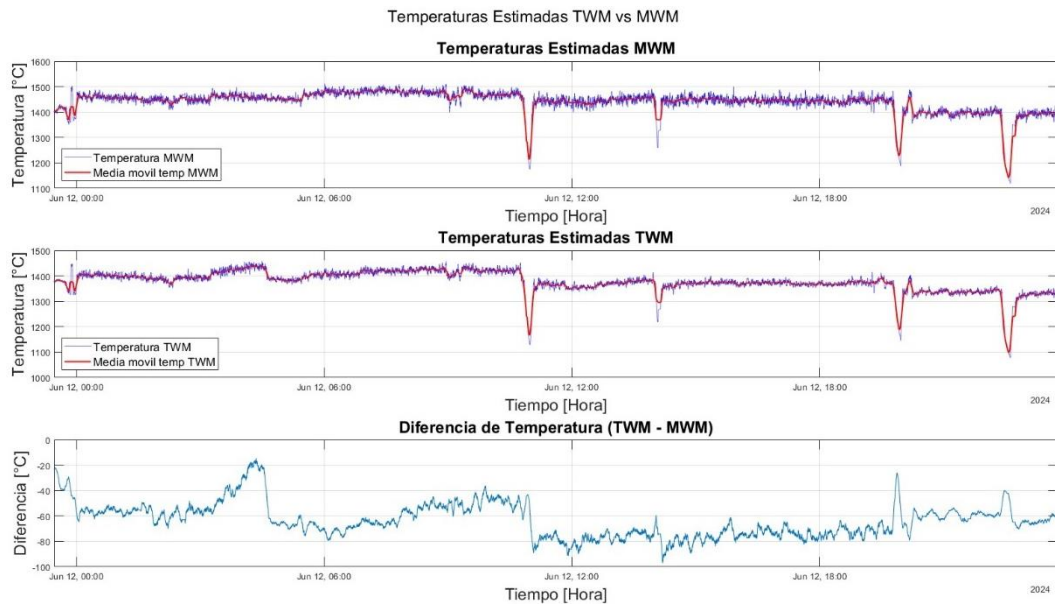


Fig. 4.15: Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 12 de junio de 2024.

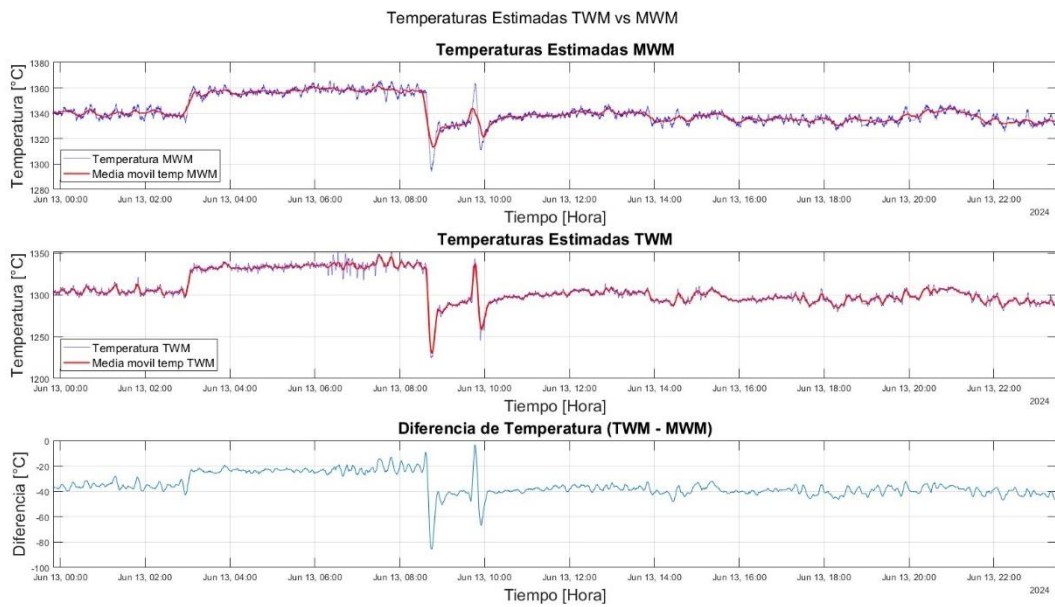


Fig. 4.16: Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 13 de junio de 2024.

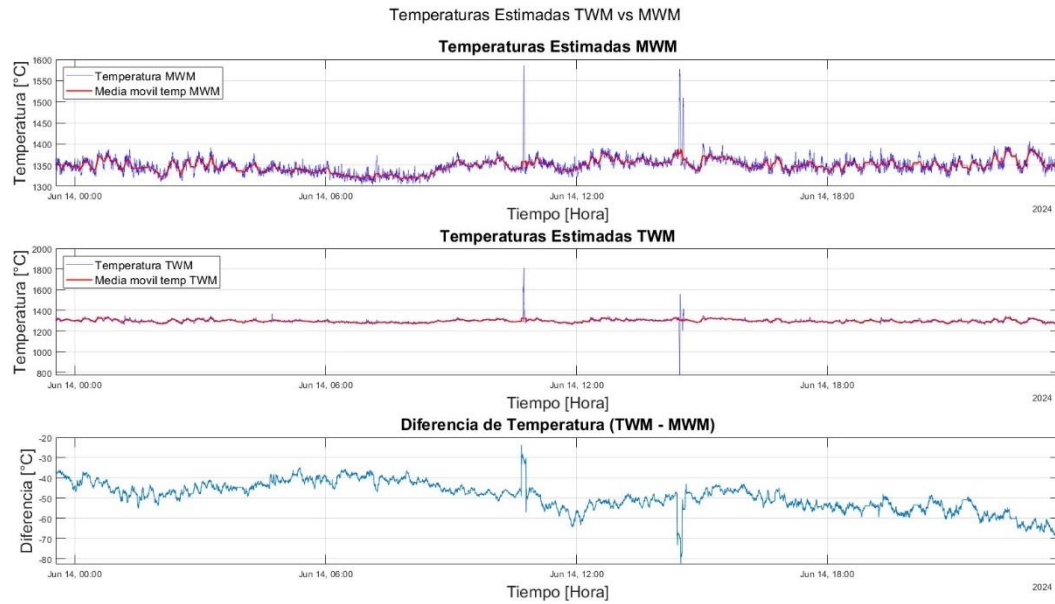


Fig. 4.17: Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 14 de junio de 2024.

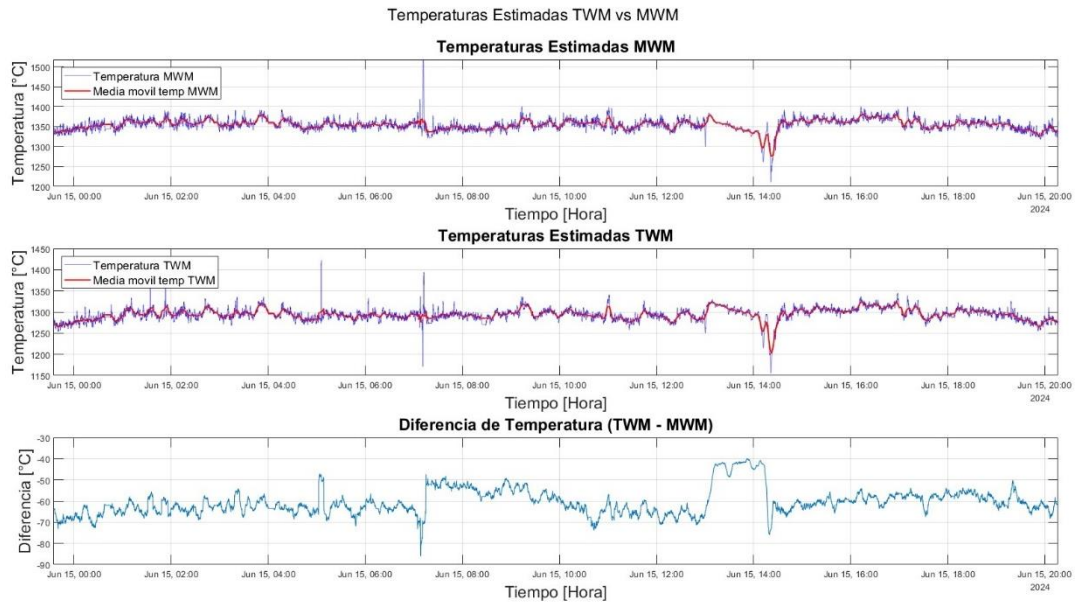


Fig. 4.18: Estimación de temperatura con los métodos TWM y MWM y diferencia de temperatura de estos métodos, para el 15 de junio de 2024.

En las figuras desplegadas con anterioridad muestran la temperatura estimada con los dos métodos además de una media móvil con una ventana de 300 muestras para identificar con mejor claridad la tendencia. Ahora se detalla el promedio a lo largo de los días de las características estadísticas descriptivas de estas temperaturas para poder realizar un análisis más adelante de estos métodos.

Tabla 4.1: Características estadísticas descriptivas

Características estadísticas	TWM	MWM
Media	1306,391	1341,54
Desviación estándar	18,32182	31,5964
Mínimo	1225,847	1241,18
Máximo	1352,198	1422,19
Coefficiente de variación	1,262727	2,37182

4.3. Evaluación de la Emisividad (MWM)

Una de las principales ventajas del método multiespectral (MWM) es su capacidad para estimar simultáneamente la emisividad espectral del objeto medido, sin necesidad de asumirla como constante. Esta sección presenta las curvas de emisividad (ϵ vs. λ) calculadas por el algoritmo MWM para distintos instantes de la operación. El análisis de estas curvas permite evaluar la coherencia física de los resultados del modelo y observar cómo la emisividad del material varía en función del tiempo y las condiciones del horno.

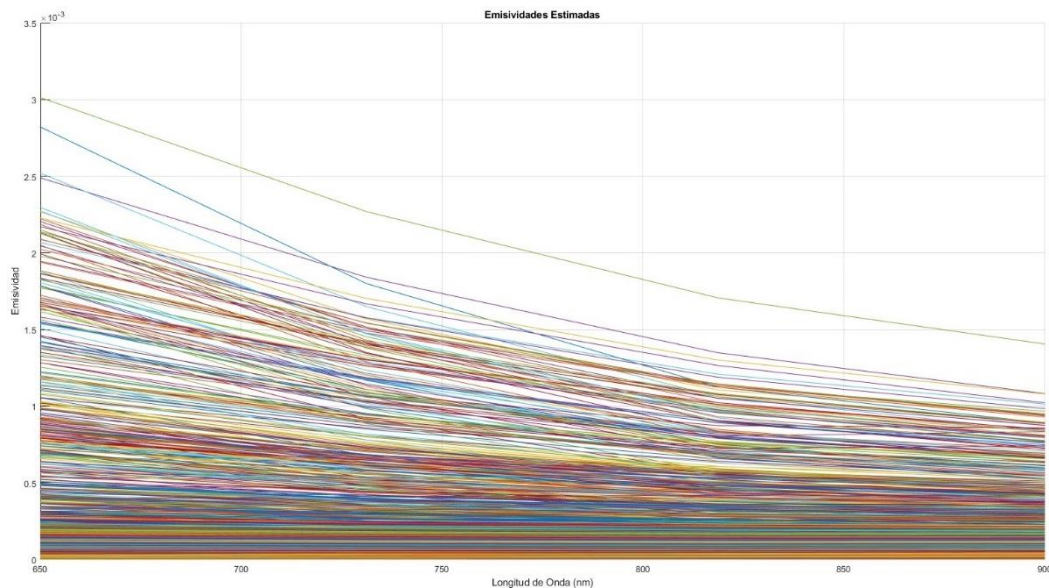


Fig. 4.19: Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 2 de junio de 2024.

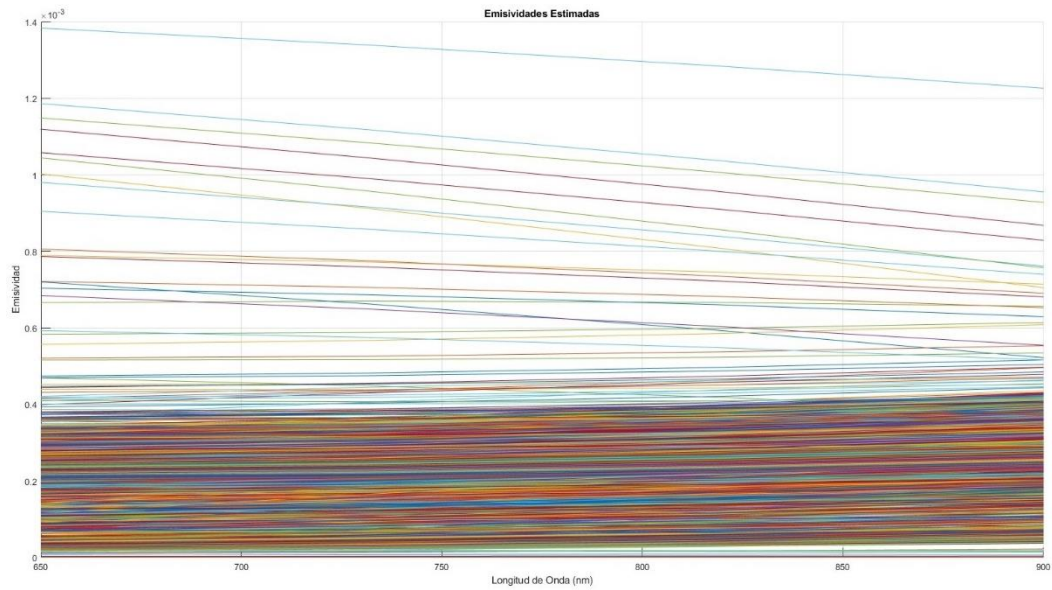


Fig. 4.20: Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 3 de junio de 2024.

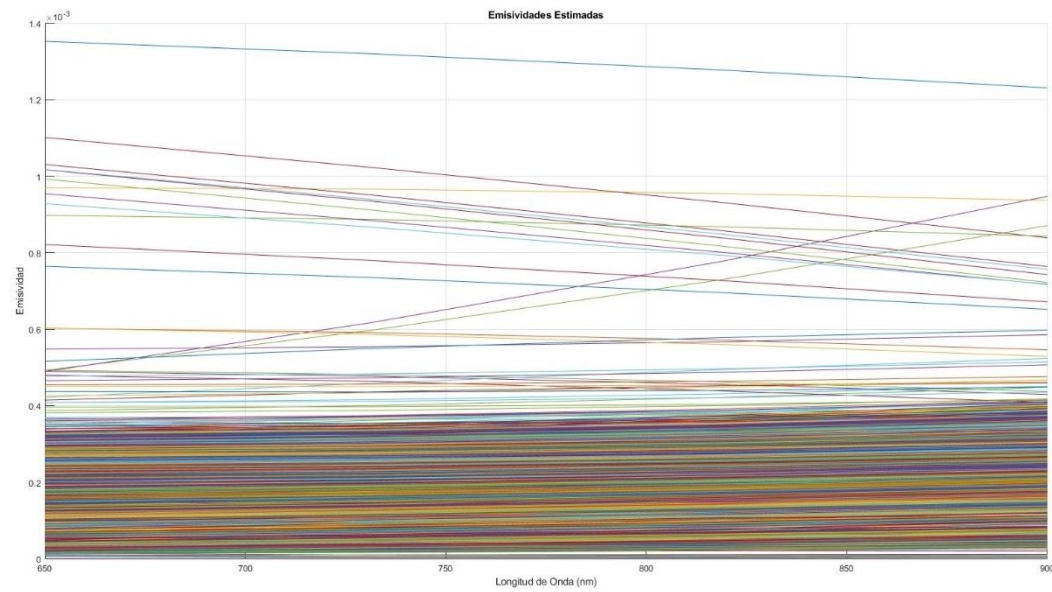


Fig. 4.21: Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 4 de junio de 2024.

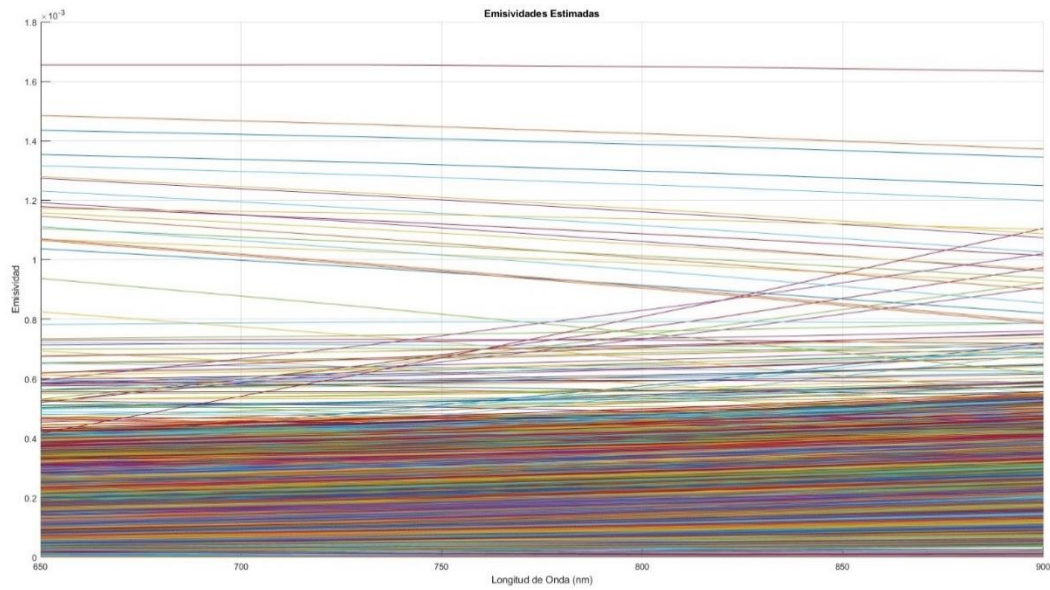


Fig. 4.22: Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 5 de junio de 2024.

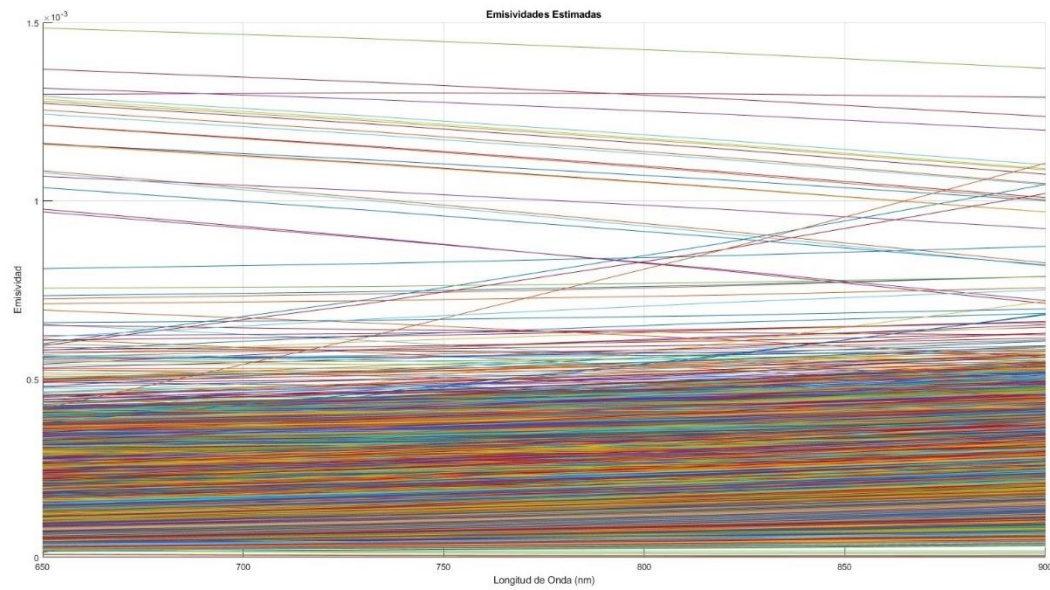


Fig. 4.23: Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 6 de junio de 2024.

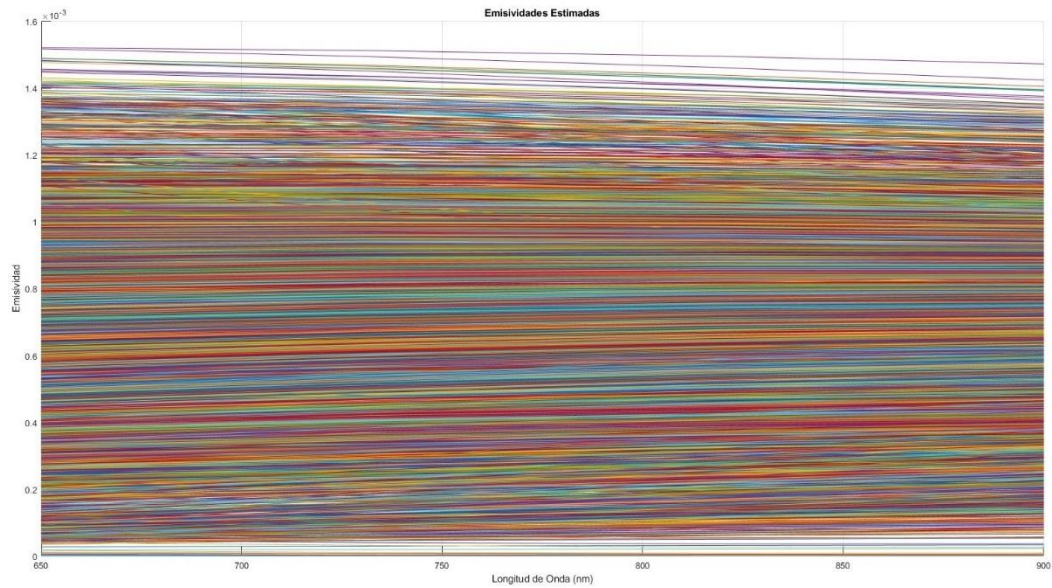


Fig. 4.24: Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 7 de junio de 2024.

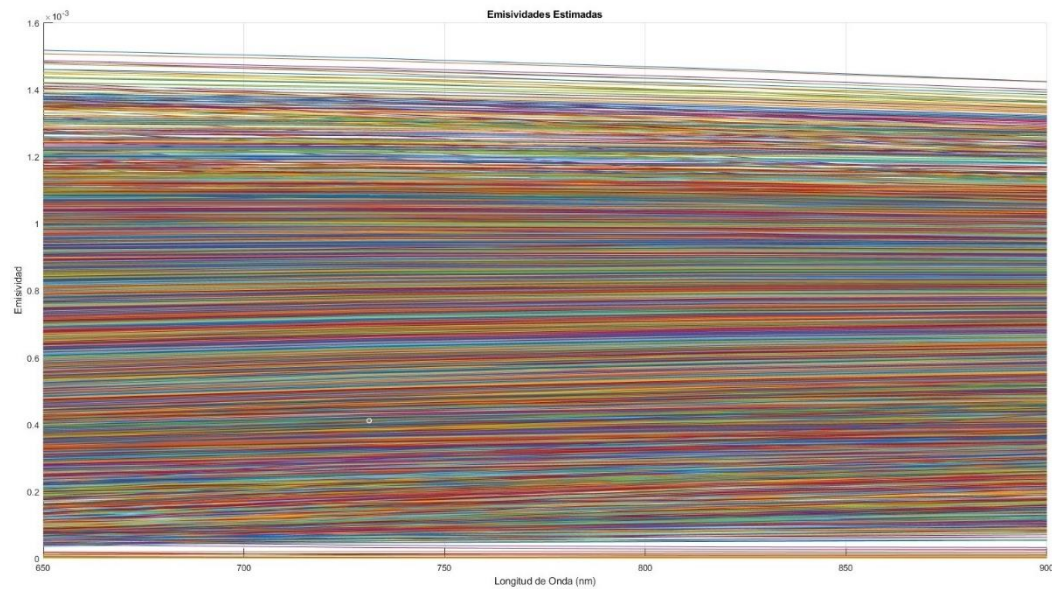


Fig. 4.25: Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 8 de junio de 2024.

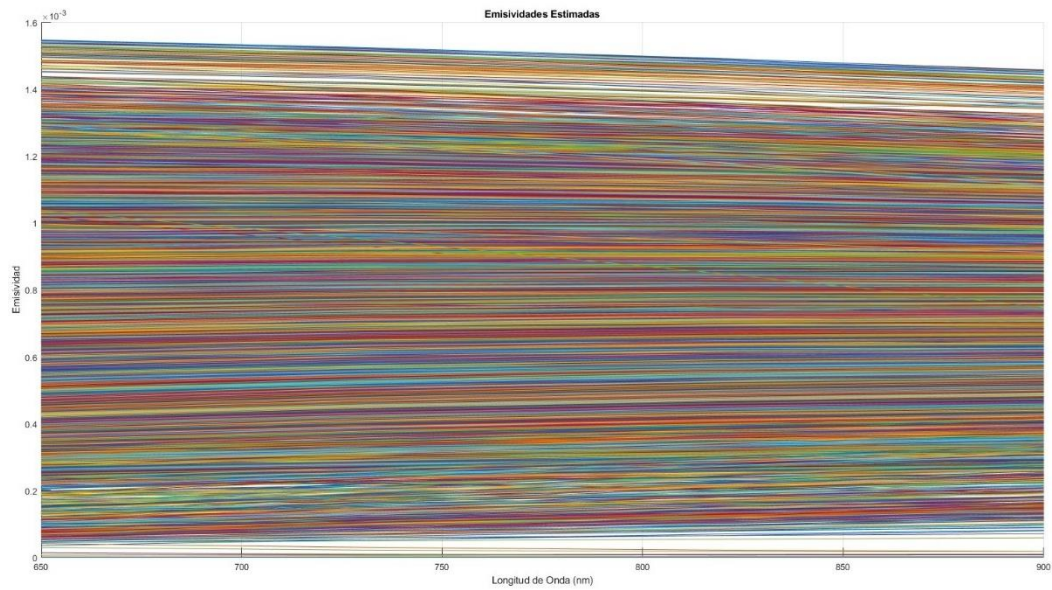


Fig. 4.26: Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 9 de junio de 2024.

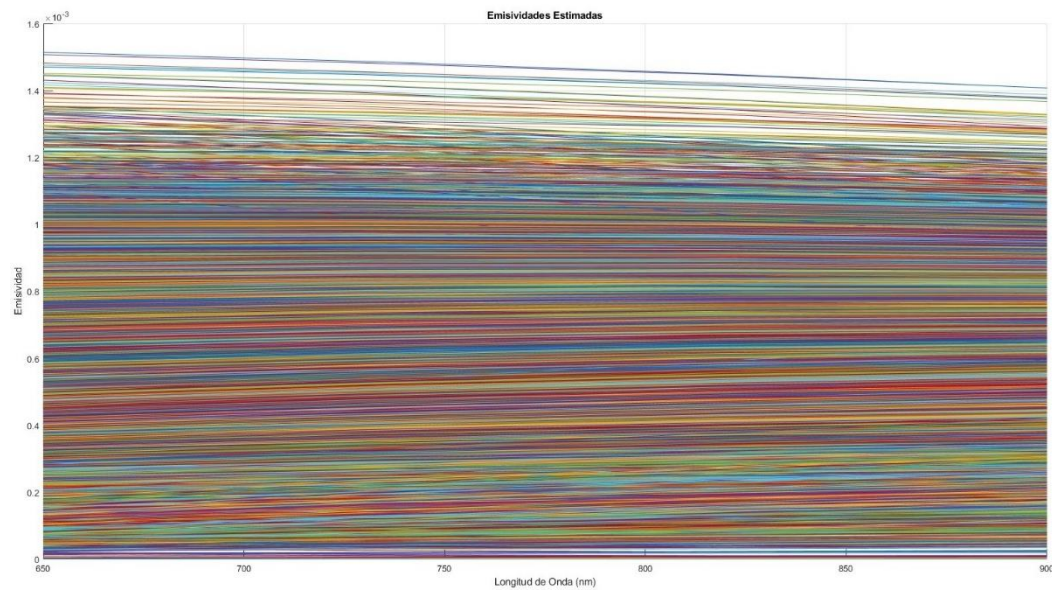


Fig. 4.27: Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 10 de junio de 2024.

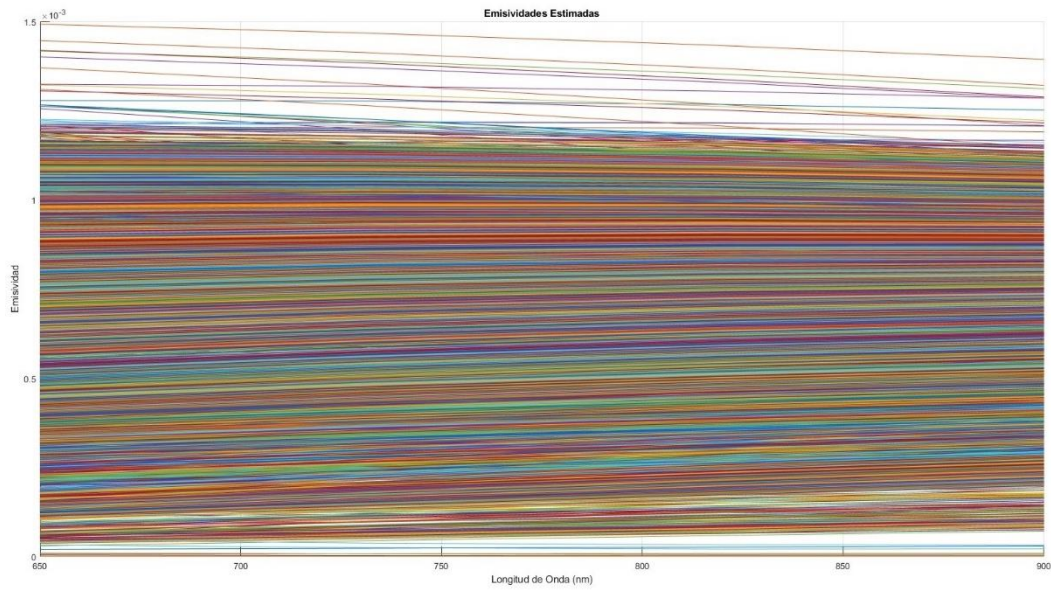


Fig. 4.28: Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 11 de junio de 2024.

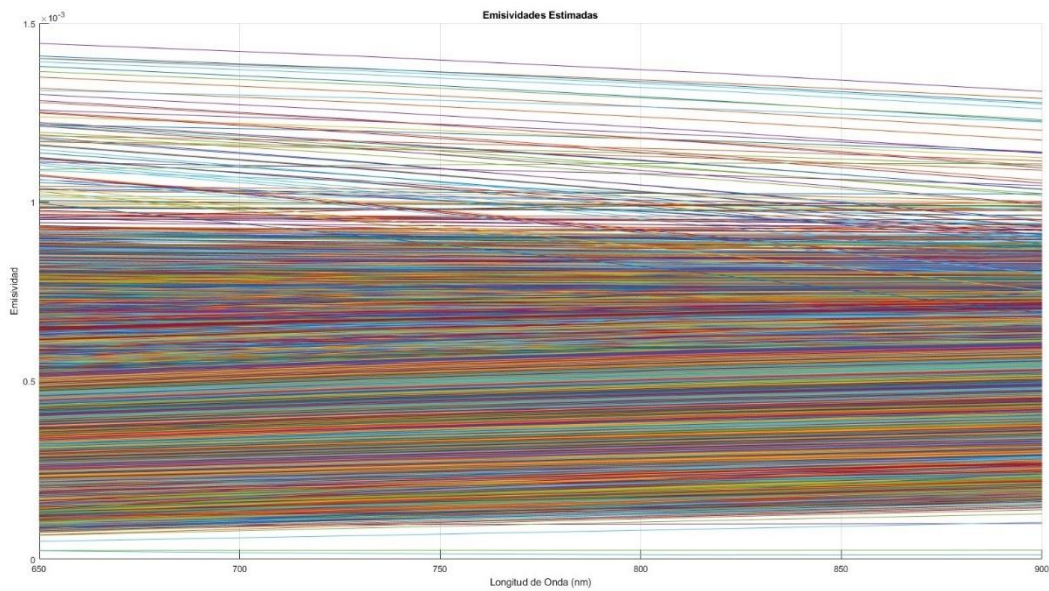


Fig. 4.29: Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 12 de junio de 2024.

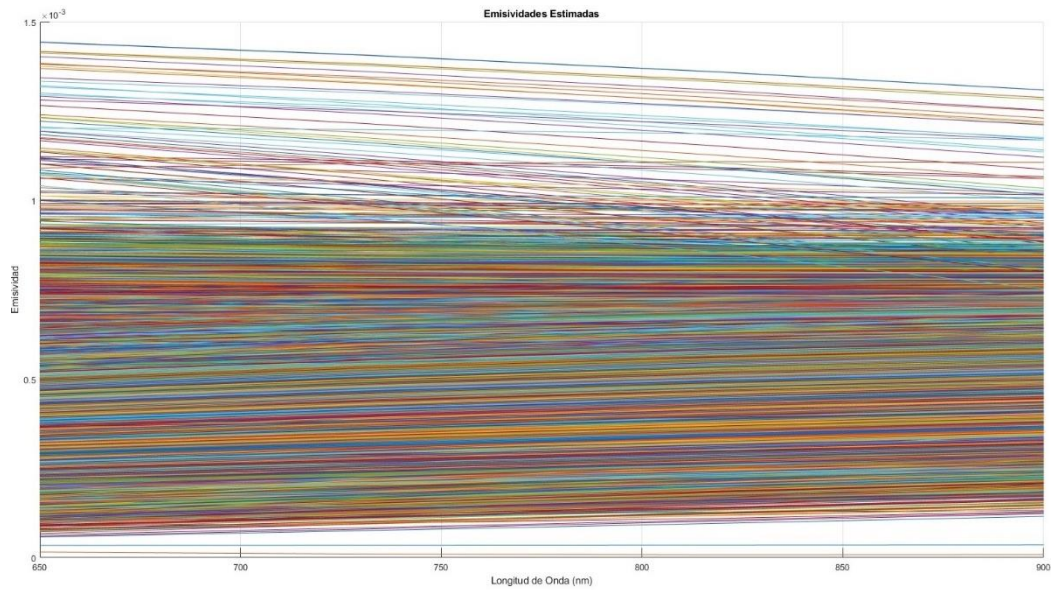


Fig. 4.30: Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 13 de junio de 2024.

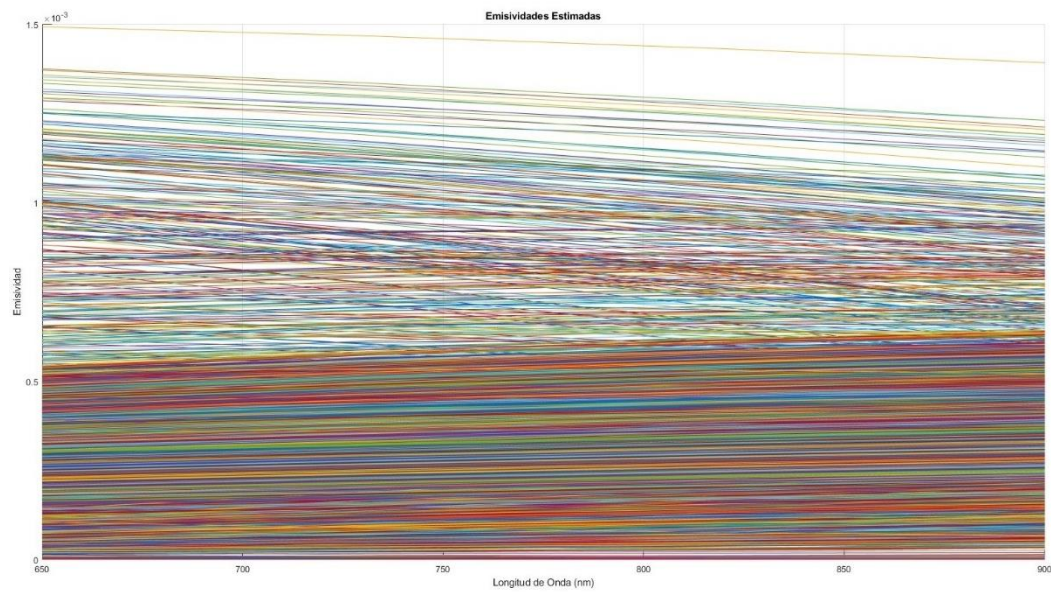


Fig. 4.31: Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 14 de junio de 2024.

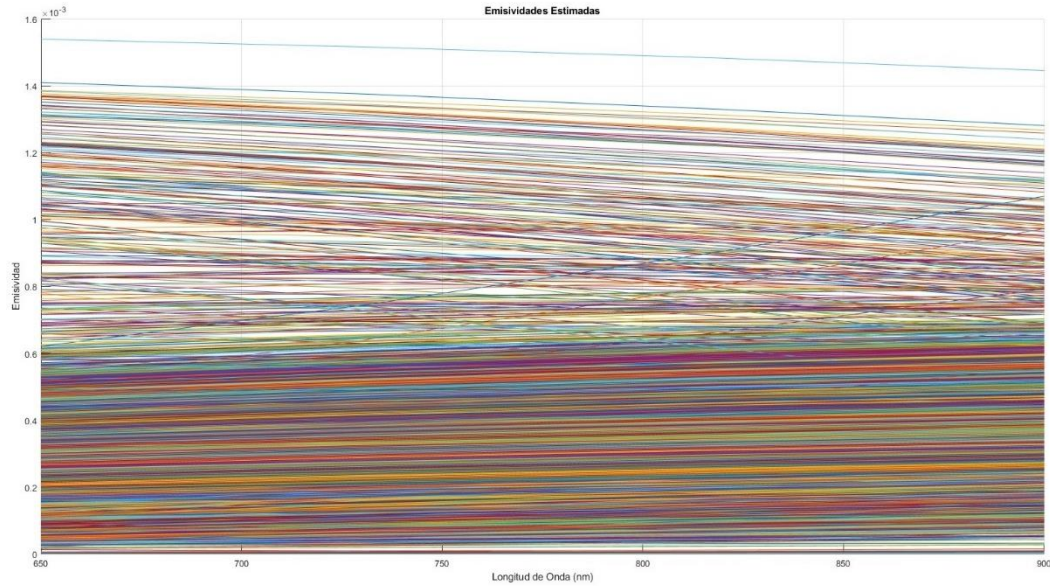


Fig. 4.32: Emisividad espectral calculada con el método multiespectral (MWM), para el 15 de junio de 2024.

En las figuras anteriores se disponen le emisividad espectral de cada uno de los días, se puede notar que para el denso de los espectros la emisividad se encuentra bajo el $0,6 \times 10^{-3}$, valor esperado para este tipo de proceso con una variedad de emisividades de gases, líquidos, condensaciones.

4.4. Análisis de Rendimiento y Robustez

Para finalizar el análisis, esta sección cuantifica y compara el rendimiento de los métodos TWM y MWM bajo dos criterios fundamentales para su aplicabilidad industrial: la eficiencia computacional y la robustez ante el ruido. Se presenta una comparación de los tiempos de cálculo promedio de cada algoritmo y, de manera crucial, se evalúa cómo se degrada la precisión de cada método al añadir niveles controlados de ruido a la señal. Este análisis permite determinar cuál de las dos técnicas es más fiable y adecuada para operar en un entorno tan desafiante como un horno de fusión flash.

Tabla 4.2: Eficiencia computacional

Métodos	Tiempo promedio [seg]
TWM	0.000015
MWM	0.470455

El método TWM fue aproximadamente 32271 veces más rápido que el método MWM.

Para evaluar la precisión de cada método se añadieron 3 niveles de ruido gaussiano blanco a la señal de 4 de julio en la primera media hora que se dispone en estos gráficos.

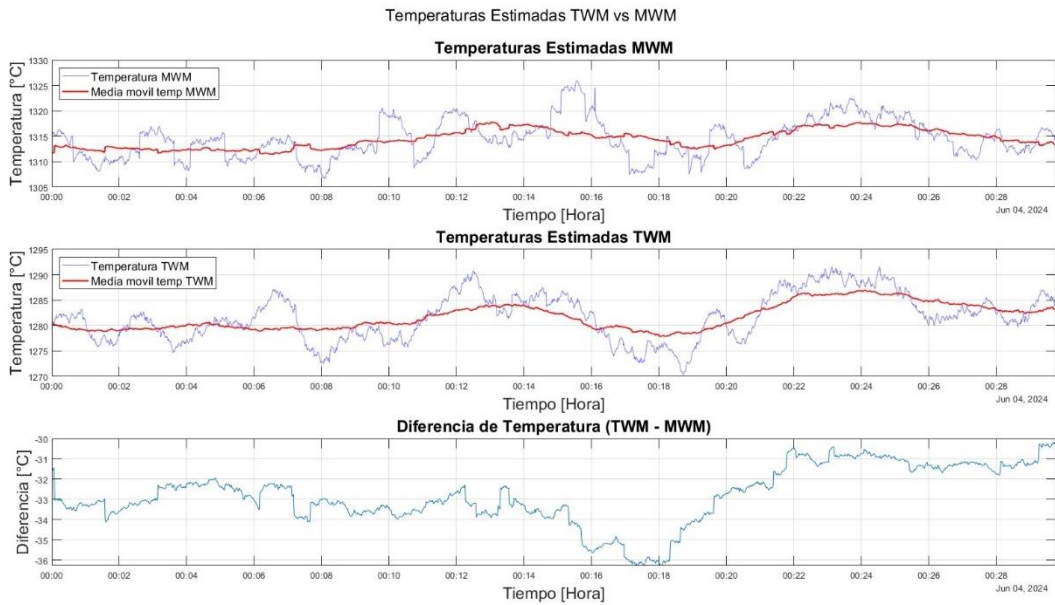


Fig. 4.33: Temperaturas de referencia en el intervalo de las 00hrs hasta las 00:30hrs, para el 4 de junio de 2024.

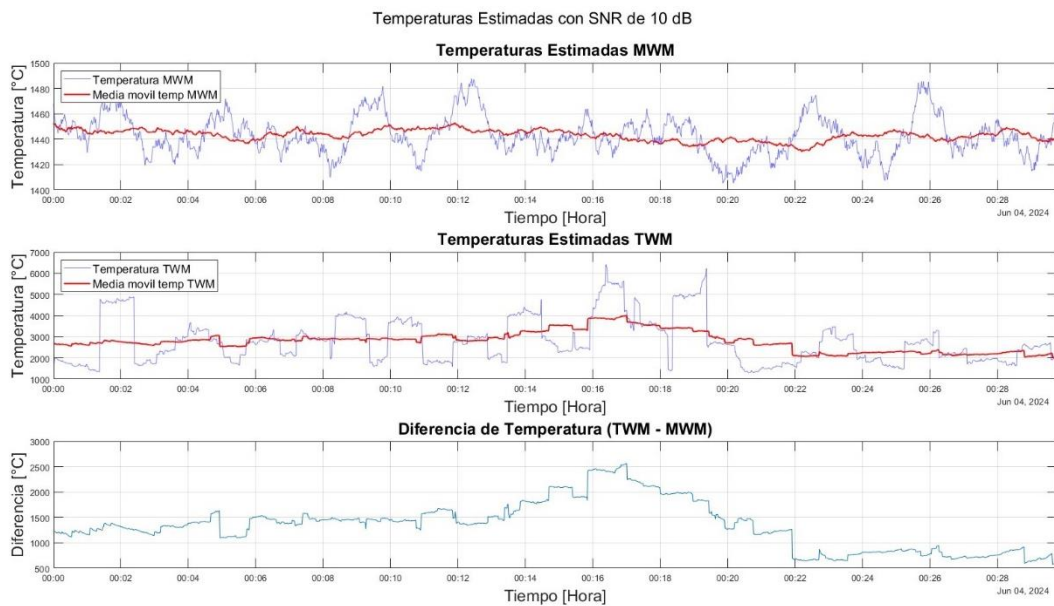


Fig. 4.34: Temperaturas con un SNR de 10 dB en el intervalo de las 00hrs hasta las 00:30hrs, para el 4 de junio de 2024.

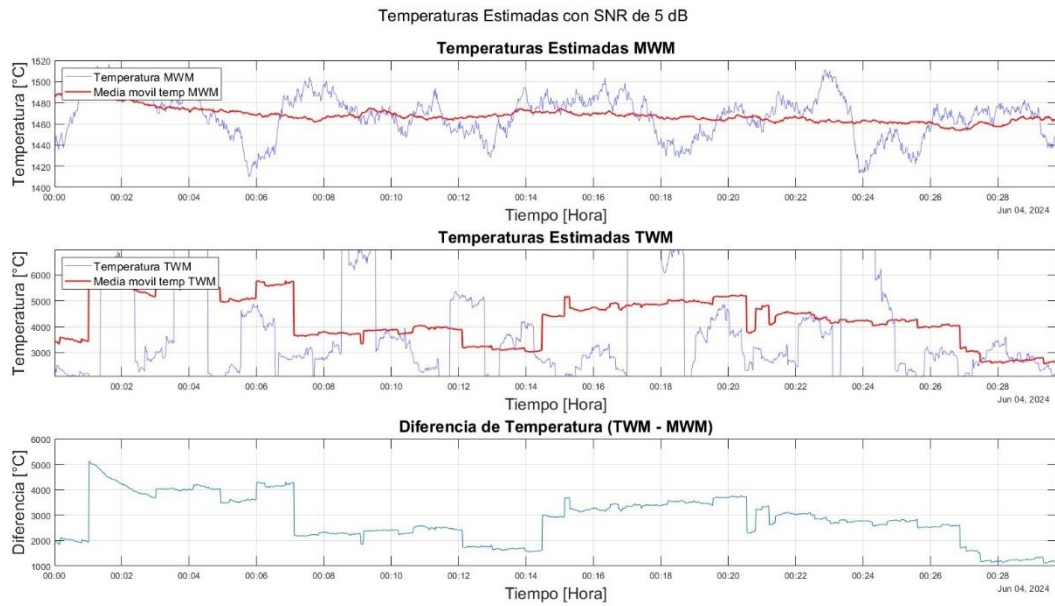


Fig. 4.35: Temperaturas con un SNR de 5 dB en el intervalo de las 00hrs hasta las 00:30hrs, para el 4 de junio de 2024.

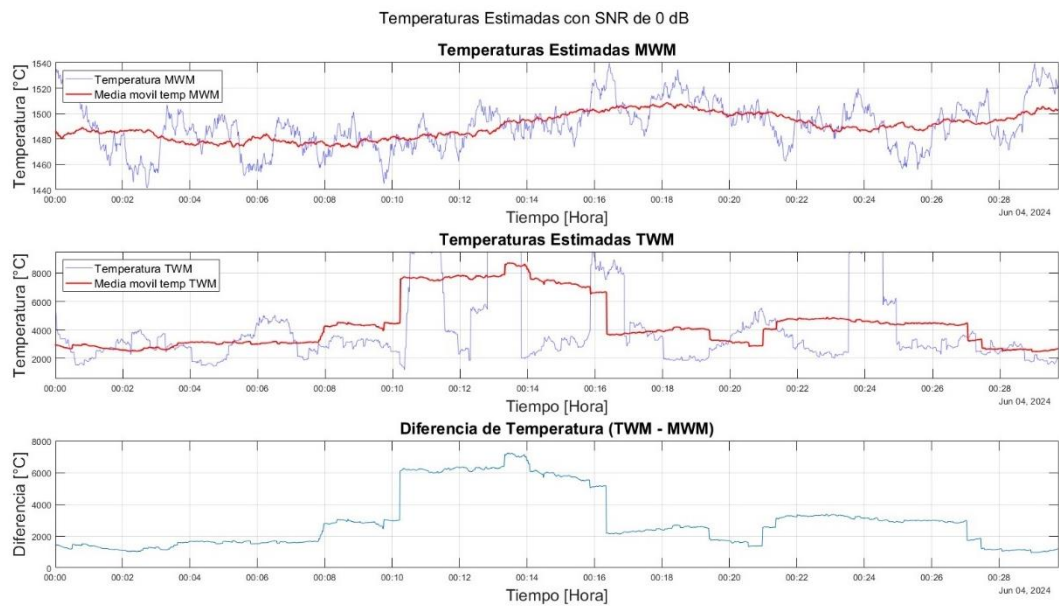


Fig. 4.36: Temperaturas con un SNR de 0 dB en el intervalo de las 00hrs hasta las 00:30hrs, para el 4 de junio de 2024.

Tabla 4.3: Resumen de cómo reaccionan los modelos con SNR de 10 dB

Características estadísticas	TWM	MWM
Media	2788.78	1443.24
Desviación estándar	466.65	4.27
Mínimo	2008.85	1430.27
Máximo	4002.60	1453.08
Coefficiente de variación	16.73	0.30
Error relativo	160.70%	11.51%

Tabla 4.4: Resumen de cómo reaccionan los modelos con SNR de 5 dB

Características estadísticas	TWM	MWM
Media	4303.10	1468.09
Desviación estándar	910.02	6.83
Mínimo	2562.34	1453.51
Máximo	6617.98	1489.41
Coefficiente de variación	21.15	0.47
Error relativo	279.77%	13.69%

Tabla 4.4: Resumen de cómo reaccionan los modelos con SNR de 0 dB

Características estadísticas	TWM	MWM
Media	4413.65	1489.89
Desviación estándar	1769.32	9.66
Mínimo	2450.16	1472.98
Máximo	8730.05	1508.52
Coefficiente de variación	40.09	0.65
Error relativo	289.15%	15.69%

Capítulo 5

Conclusiones

1.1. Sumario

El presente estudio se centró en la evaluación y comparación de dos métodos radiométricos, el Método de Dos Longitudes de Onda (TWM) y el Método Multiespectral (MWM), para la estimación de temperatura en un horno de fusión flash industrial, utilizando una base de datos masiva de más de 1.1 millones de espectros. Tras la calibración radiométrica de los datos crudos para convertirlos en unidades de irradiancia espectral, se implementaron ambos algoritmos y se analizaron sus resultados. El análisis temporal de las temperaturas estimadas reveló que, si bien ambos métodos siguen tendencias similares, el MWM presenta una mayor variabilidad, mientras que el TWM ofrece una estimación más estable, como lo confirma su menor desviación estándar (18.32 vs 31.59) y coeficiente de variación (1.26 vs 2.37) en las estadísticas descriptivas.

Un resultado clave del MWM fue la estimación simultánea de la emisividad espectral, la cual, para la mayoría de los espectros analizados, se mantuvo en valores físicamente coherentes, por debajo de 0.6×10^{-3} , como es de esperar en un entorno con gases, líquidos y condensados. Sin embargo, la ventaja fundamental del MWM se hizo evidente en el análisis de robustez. Al introducir ruido gaussiano sintético, el método TWM mostró una degradación severa, con errores relativos que ascendieron hasta un 289.15% con un SNR de 0 dB. [1194] En contraste, el MWM demostró una robustez significativamente superior, manteniendo el error relativo por debajo del 15.69% en las mismas condiciones. Esta resiliencia, no obstante, conlleva un costo computacional considerablemente mayor: el MWM fue aproximadamente 32,271 veces más lento que el TWM.

1.2. Conclusión

La investigación demuestra que la selección de un método radiométrico para el monitoreo industrial implica un compromiso entre estabilidad, robustez y eficiencia computacional. El método TWM, si bien es computacionalmente muy eficiente y ofrece estimaciones de temperatura más estables en condiciones de operación normales, es extremadamente susceptible al ruido, lo que lo hace poco fiable en entornos industriales donde las perturbaciones de la señal son comunes. Su simplicidad se basa en la suposición de un cuerpo gris, una idealización que limita su precisión en procesos metalúrgicos reales donde la emisividad varía.

Por otro lado, el método MWM basado en optimización, aunque computacionalmente más exigente, emerge como una solución significativamente más robusta y precisa. Al modelar la emisividad como una función de la longitud de onda en lugar de asumirla constante, el MWM se adapta mejor a la física real del proceso y mantiene su integridad incluso en presencia de altos niveles de ruido. El MWM no solo proporciona una estimación de temperatura más fiable, sino que también ofrece información valiosa sobre la emisividad espectral del proceso, un parámetro clave por sí mismo.

Este trabajo logró satisfactoriamente todos los objetivos planteados. Se procesó y calibró una base de datos industrial masiva, se implementaron los algoritmos TWM y MWM, y se compararon sistemáticamente su rendimiento, robustez y eficiencia. El problema central de la memoria de título era la falta de una comparación cuantitativa entre estos métodos con datos industriales a gran escala, se ha resuelto. Se concluye que, para aplicaciones industriales que requieren alta fiabilidad y precisión a pesar de las condiciones adversas, el MWM es la técnica superior y más recomendable, a pesar de su mayor costo computacional.

1.3. Trabajo a Futuro

A pesar de los resultados concluyentes, existen varias vías para expandir y mejorar esta investigación:

- **Implementación en Tiempo Real:** El análisis actual se realizó de forma

retrospectiva (offline). Un paso crucial sería optimizar el código del MWM (por ejemplo, mediante algoritmos de optimización más avanzados o hardware dedicado) para su implementación en un sistema de monitoreo en tiempo real, lo que permitiría su uso para el control activo del proceso.

- **Validación Cruzada con Otros Sensores:** Aunque se utilizaron datos industriales, no se dispuso de una medición de temperatura de referencia simultánea (como una termocupla, aunque su uso es limitado en estas condiciones). Futuros trabajos podrían buscar la validación de las temperaturas estimadas con otras tecnologías de sensores, aunque sea por periodos cortos.
- **Generalización a Otros Procesos:** El estudio se basó en los datos de un único horno de fusión flash. Sería valioso aplicar la misma metodología comparativa a otros procesos pirometalúrgicos o a hornos de diferentes características para generalizar los hallazgos.
- **Exploración de Modelos de Emisividad Avanzados:** Se utilizó un modelo de emisividad polinómico de segundo orden. Investigaciones futuras podrían explorar modelos más complejos o flexibles, como los basados en redes neuronales o representaciones dispersas, que podrían mejorar aún más la precisión del MWM.
- **Análisis de Sensibilidad de Longitudes de Onda:** La selección de longitudes de onda para ambos métodos se basó en estudios previos. Un análisis de sensibilidad detallado podría optimizar la selección de canales espectrales para el MWM, buscando un equilibrio óptimo entre el número de canales, la precisión y la velocidad de cómputo.

Bibliografía

- [1] K. Grujić, U. Ralević, S. Jović, Z. Jovanović, M. Pantelić, D. Ignjatović, G. Savanović y M. Valčić, «A Review of Thermal Spectral Imaging Methods for Monitoring High-Temperature Molten Material Streams,» *Sensors*, vol. 24, n° 11, 2024.
- [2] F. Rivas Paredes, «ANÁLISIS DE DATOS ESPECTRALES PARA ESTIMACIÓN DE TEMPERATURA, IDENTIFICACIÓN DE ACRECIONES Y CORRELACIÓN CON DINÁMICA DE VARIABLES DE PROCESO EN HORNO FLASH,» Concepción, 2024.
- [3] Š. Staško, G. Jablonský, A. Varga, R. Dzurňák y J. Kizek, «Experimental Measurement of Emissivity of Polished Steel Strips from a Continuous Annealing Line,» *Materials*, vol. 17, n° 13, 2024.
- [4] X. Meng, Y. Li, S. Wu, Z. Luo, S. Wang, H. Hu, B. Yu, Y. Li, M. Li, Y. Tang, Y. Dai y M. Ding, «Ultrahigh-Temperature Measurements Based on Reflected Radiation Error Correction,» *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 73, 2024.
- [5] M. Vollmer y K.-P. Möllmann, *Infrared Thermal Imaging: Fundamentals, Research and Applications*, 2nd ed., Weinheim: Wiley-VCH, 2018.
- [6] A. Araújo, «Multi-spectral pyrometry—a review,» *Measurement Science and Technology*, vol. 28, n° 8, 2017.
- [7] X. Zhang, B. Liu, H. Wang, W. Ma y Y. Han, «Multispectral Thermometry Method Based on Optimisation Ideas,» *Sensors*, vol. 24, n° 7, 2024.
- [8] W. Yan, A. Panahi y Y. A. Levendis, «Spectral emissivity and temperature of heated surfaces based on spectrometry and digital thermal imaging - Validation with thermocouple temperature measurements,» *Experimental Thermal and Fluid Science*, vol. 112, 2020.
- [9] G. R. Gathers, «Dynamical measurements of properties of matter at very high temperatures and pressures,» *Reports on Progress in Physics*, vol. 49, n° 4, pp. 341-396, 1986.
- [10] F. Edler y S. Haupt, «Thermoelectric stability of graphite-based thermocouples,» vol. 39, n° 11, p. 1–11, Nov 2018.
- [11] J. R. Howell, K. J. Daun, R. Siegel y M. P. Mengüç, *Thermal Radiation Heat Transfer*, 7th ed., Boca Raton, FL: CRC Press, 2021.
- [12] Y. Huang, M. Long, D. Chen, H. Duan, K. Tan, L. Gui y T. Liu, «A new wavelength selection criterion for two-color pyrometer interfered with participating media,» *Infrared Physics & Technology*, vol. 93, pp. 136-143, 2018.
- [13] Y. Huang, M. Long, D. Chen, H. Duan, K. Tan, L. Gui y T. Liu, «Quantifying the Effects of Combustion Gases' Radiation on Surface Temperature Measurements Using Two-Color Pyrometry,» *Energy & Fuels*, vol. 32, n° 12, pp. 12822-12831, 2018.
- [14] S. Gao, X. Wei, Z. Chen, Y. Cui, L. Chen, T. Wang, M. Ouyang, Z. Zhang, J. Jiang y C. Wang, «A method for processing multispectral radiometric thermometry data based on BP-Alpha constraints,» vol. 140, p. 105387, June 2024.
- [15] Z. Wang y J. Dai, «Multi-spectral radiation thermometry based on the reconstructed spectral emissivity model,» *Measurement*, vol. 237, 2024.
- [16] Y. Zhang y X. Chen, «Multispectral thermometry method based on optimisation idea,» *Optics and Lasers in Engineering*, vol. 179, 2024.
- [17] S. Gao, X. Wei, Z. Chen, Y. Cui, L. Chen, T. Wang y M. Ouyang, «A multispectral thermometry based on multi-objective constraint optimization,» *Infrared Physics & Technology*, vol. 140, 2024.

- [18] N. Wang, H. Shen y R. Zhu, «Constraint optimization algorithm for spectral emissivity calculation in multispectral thermometry,» vol. 170, p. 108725, 2021.
- [19] J. Torres-Sanhueza, F. Rivas, F. G. Pérez, R. Parra, S. N. Torres y S. E. Godoy, «Radiometric Methods for High Temperature Flame Estimation: Robustness Analysis and Application to an Industrial Flash Smelting Furnace,» *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 72, 2023.
- [20] K. Zhang, J. Dong, Y. Xu, K. Yu y Y. Liu, «Chameleon swarm algorithm for data processing of a light-field multi-wavelength pyrometer,» *Optics Express*, vol. 31, n° 12, pp. 20209-20224, 2023.
- [21] K. Zhang, J. Dong, Y. Xu, K. Yu y Y. Liu, «Data processing for simultaneous inversion of emissivity and temperature using improved CABCSMA and target-to-best DE algorithms in multispectral radiation thermometry (MRT),» *Optics Express*, vol. 31, n° 20, pp. 32684-32700, 2023.
- [22] L. Arias, E. Balladares, R. Parra, D. Sbarbaro y S. Torres, «Sensors and Process Control in Copper Smelters: A Review of Current Systems and Some Opportunities,» *Minerals*, vol. 11, n° 1, 2020.
- [23] G. Reyes, W. Diaz, C. Toro, E. Balladares, S. Torres, R. Parra y A. Vásquez, «Copper Oxide Spectral Emission Detection in Chalcopyrite and Copper Concentrate Combustion,» vol. 9, n° 2, p. 188, January 2021.
- [24] B. Bouvry, G. Cheymol, C. Gallou, H. Maskrot, C. Destouches, L. Ferry y C. Gonnier, «Theoretical and Experimental Analyses of the Impact of High-Temperature Surroundings on the Temperature Estimated by an Optical Pyrometry Technique,» *IEEE Transactions on Nuclear Science*, vol. 65, n° 8, pp. 2060-2067, 2018.
- [25] A. Vásquez, F. Pérez, M. Roa, I. Sanhueza, H. Rojas, V. Parra, E. Balladares, R. Parra y S. Torres, «A Radiometric Technique for Monitoring the Desulfurization Process of Blister Copper,» *Sensors*, vol. 21, n° 3, 2021.
- [26] Y. A. Çengel, *Transferencia de Calor y Masa*, 3rd ed., México, D.F.: McGraw-Hill, 2007.
- [27] J. Xing, B. Peng, Z. Ma, X. Guo, L. Dai, W. Gu y W. Song, «Directly data processing algorithm for multi-wavelength pyrometer (MWP),» vol. 25, n° 24, pp. 30560-30574, 21 November 2017.
- [28] F. Bustamante, G. Acuna y S. N. Torres, «Parameter estimation and performance bounds for radiometric model-based non-contact temperature measurements,» *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 72, 2023.
- [29] L. Arias, S. Torres, C. Toro, E. Balladares, R. Parra, C. Loeza, C. Villagrán y P. J. Coelho, «Flash Smelting Copper Concentrates Spectral Emission Measurements,» *Sensors*, vol. 18, n° 7, 2018.
- [30] X. Zhou, Z. Zhang, S. Gao, Y. Cui, X. Wei, L. Chen y M. Ouyang, «Fast data processing method for multispectral radiation thermometry based on Euclidean distance optimization,» *Optics Express*, vol. 32, n° 2, pp. 1348-1359, 2024.
- [31] X. G. Sun, G. B. Yuan, J. M. Dai y Z. X. Chu, «Processing Method of Multi-Wavelength Pyrometer Data for Continuous Temperature Measurements,» *International Journal of Thermophysics*, vol. 26, n° 4, pp. 1321-1332, 2005.
- [32] C. Zhang, J. Jiang, S. Gao, X. Wei, Z. Chen, Y. Cui, L. Chen y M. Ouyang, «Review of multispectral radiation thermometry data processing algorithms,» *Infrared Physics and Technology*, vol. 129, 2023.
- [33] J. Rosales, A. García-Rodríguez, C. Pérez-López, F. J. Ortega-Gómez y F. Aznar-Abellán, «Comparison between multiwavelength infrared and visible pyrometry for flame temperature measurement,» *Applied Intelligence*, vol. 43, pp. 15-26, 2015.
- [34] L. Wallin, J. M. Sjöberg, A. W. Norberg, L. H. Sjöberg y M. A. Hamers, «Application of Emission and Absorption Spectroscopy for Monitoring, Steering, and Control of Industrial Processes in Harsh Environments,» *Applied Spectroscopy*, vol. 42, n° 1, 1988.
- [35] C. Toro, S. Torres, V. Parra, R. Fuentes, R. Castillo, W. Díaz, G. Reyes, E. Balladares y R. Parra, «On the Detection of Spectral Emissions of Iron Oxides in Combustion Experiments of Pyrite Concentrates,» *Sensors*, vol. 20, n° 5, 2020.

- [36] T. Fu, X. Cheng, J. Guo y Z. Liu, «Wavelength-specific pyrometry as a temperature measurement tool,» *Applied Thermal Engineering*, vol. 80, pp. 26-32, 2015.
- [37] Y. Pan, Y. Huang, C. Li, M. Long, D. Chen, Z. Yang y J. Long, «Temperature errors in two-color pyrometry simultaneously considering reflection and combustion gas radiation,» *Applied Thermal Engineering*, vol. 248, 2024.
- [38] W. Díaz, G. Reyes, C. Toro, R. Fuentes, R. Castillo, S. Torres-Sanhueza, E. Balladares y R. Parra, «Spectral Detection of Copper Oxide from Combustion Experiments of Pyrite Concentrates,» *Processes*, vol. 9, n° 1, 2021.
- [39] Y. Huang, Y. Pan, C. Li, M. Long, D. Chen, Z. Yang y J. Long, «Real-time surface temperature measurement of steel continuous casting strand in the steam-filled spray chamber,» *International Journal of Thermal Sciences*, vol. 199, 2024.
- [40] J. C. Gross, P. Seshadri y G. T. Parks, «Optimisation with Intrinsic Dimension Reduction: A Ridge Informed Trust-Region Method,» de *AIAA Scitech 2020 Forum*, Orlando, FL, 2020.
- [41] A. Rodríguez-Martín, M. Fernández-Gorgoño, J. López-Higuera y A. Cobo, «Multispectral-band radiation thermometry method based on double-stage emissivity neural network,» *Applied Optics*, vol. 54, n° 1, pp. 67-75, 2015.
- [42] K. Bae y M.-Y. Kim, «Development of Multispectral Thermal Imager for Measuring the Temperature of Long-Distance Explosion Flames,» *Sensors*, vol. 19, n° 23, 2019.
- [43] D. R. Twist y V. Ramachandran, «Controlling Copper Conversion,» *JOM*, vol. 45, pp. 35-39, 1993.
- [44] B. Li, X. Sun, Y. Cen y J. Dai, «A new method for constructing spectral emissivity models for measuring the real temperature of targets,» *Applied Physics B*, vol. 118, pp. 475-481, 2015.
- [45] J.-Q. Li, X.-L. Xia, C. Sun, X. Chen y Q.-Y. Wang, «A multispectral radiometry method for measuring the normal spectral emissivity and temperature,» *Infrared Physics and Technology*, vol. 136, 2024.

Appendices

Apéndice B

ANEXO: Código

En esta parte se disponen las funciones que se utilizaron para calcula temperatura.

```
function temp_k = estimate_temp_TWM(wavelengths_um, radiance_data, lambda1_nm, lambda2_nm,
emissivity_ratio)
    C2 = 1.4388e4;
    lambda1_um = lambda1_nm / 1000;
    lambda2_um = lambda2_nm / 1000;

    [~, idx1] = min(abs(wavelengths_um - lambda1_um));
    [~, idx2] = min(abs(wavelengths_um - lambda2_um));

    E1 = radiance_data(idx1);
    E2 = radiance_data(idx2);

    if E1 <= 1e-9 || E2 <= 1e-9
        temp_k = NaN;
        return;
    end

    numerador = C2 * (1/lambda1_um - 1/lambda2_um);
    denominador = log(E2/E1) + 5 * log(lambda2_um/lambda1_um) -log(emissivity_ratio);

    if denominador <= 0
        temp_k = NaN;
        return;
    end

    temp_k = numerador / denominador;
end

function radiance = blackbody_radiation(wavelength_um, temp_k)
    C1 = 1.1910e8;
    C2 = 1.4388e4;
    if temp_k <= 0
        radiance = zeros(size(wavelength_um));
        return;
    end
    term = C2 ./ (wavelength_um .* temp_k);
    radiance = zeros(size(wavelength_um));
    valid_indices = term < 700;
    radiance(valid_indices) = C1 ./ (wavelength_um(valid_indices).^5 .*
(exp(term(valid_indices)) - 1));
end
```

```

function emissivity = emissivity_model(wavelength_um, coeffs)
    emissivity = polyval(coeffs, wavelength_um);
end
function [best_temp, estimated_emissivity, min_error] =
estimate_emissivity_temperature(wavelengths, all_radiance_data, temp_range_k, poly_order)
    best_temp = 0;
    best_emissivity_coeffs = [];
    min_error = inf;
    temp_steps = linspace(temp_range_k(1), temp_range_k(2), 100);
    options = optimoptions('lsqcurvefit', 'Display', 'off');
    lb = -0.5 * ones(1, poly_order + 1);
    ub = 1.5 * ones(1, poly_order + 1);

    for temp_k = temp_steps
        fit_func = @(coeffs, wl) emissivity_model(wl, coeffs) .* blackbody_radiation(wl,
temp_k);
        initial_coeffs = zeros(1, poly_order + 1);
        try
            [popt, resnorm] = lsqcurvefit(fit_func, initial_coeffs, wavelengths,
all_radiance_data, lb, ub, options);
            if resnorm < min_error
                min_error = resnorm;
                best_temp = temp_k;
                best_emissivity_coeffs = popopt;
            end
        catch
            continue;
        end
    end

    if isempty(best_emissivity_coeffs)
        error('No se pudo encontrar una solución. Intente ajustar los rangos o el orden del
polinomio.');
```