

# Optical Variables for Optimization of Industrial Combustion Processes: Fundamentals, Key Aspects and Applications

H. Garcés, A. Rojas, *Member, IEEE*, and L. Arias

**Abstract**—Combustion is at the core of many of industrial processes where heat transfer occurs. The standard setup controls the flame behavior by measuring the composition of the residual gases discharged to the atmosphere. However, such a solution involves an unavoidable transport delay due to the distance between the flame and the measurement sample, in addition to intrinsic delay in the sensor. In this work, we propose the optically monitoring of the combustion inferring the state of the process by the inclusion of a spectrometer to calculates a novel set of optical variables. Such approach provides an improvement in the monitoring and control of the process by calculating an accurate estimation of the energy efficiency by measuring the flame temperature  $T_f$ , the total radiation  $Rad_t$  proportional to the heat transfer; or by measuring the radicals ratio  $C_2^*/CH^*$ . We then present the fundamentals of a novel proposition for control and optimization of industrial combustion processes, based on the use of flame emissions information measured by the spectrometer.

**Index Terms**—Boilers, Control, Correlation, Furnaces, Heating, Nonlinear modeling.

## I. INTRODUCCIÓN

EN el ámbito industrial, el control y optimización de procesos es un aspecto fundamental para maximizar el beneficio económico, adaptándose a los requerimientos específicos cada vez más exigentes con respecto a la calidad, eficiencia energética y sustentabilidad. En esta actividad, predominan los procesos basados en combustión para realizar la transferencia de energía suministrada por el combustible hacia el proceso [1]. A su vez, la demanda energética aumenta permanentemente en el mundo, lo que provoca un incremento en costos de los combustibles [2]. Estas situaciones han impulsado a que muchos investigadores e ingenieros propongan nuevas estrategias para el control y optimización de procesos de combustión, cuyos requisitos básicos de funcionamiento son: la maximización del rendimiento energético, la utilización del consumo de combustible preciso para satisfacer los requerimientos de operación del proceso, la minimización de las emisiones de residuos contaminantes hacia la atmósfera ( $SO_2$ ,  $NO_x$ ,  $CO$  y  $CO_2$ ) con efectos negativos sobre la salud de la población de áreas cercanas a las fuentes de emisiones en el corto y largo plazo, aumentando a su vez los niveles de seguridad para los operarios [3], [4]. Por ejemplo, se estableció

un incremento significativo en la probabilidad de enfermar de cáncer a pulmón, en poblaciones ubicadas en áreas cercanas a una planta termoeléctrica [5]. La solución convencional de control u optimización de procesos de combustión industrial, se basa en el uso de un analizador de gases para medir la composición y la temperatura del gas residual descargado a la atmósfera. Esta solución ha sido la más usada, debido a su simplicidad [3]. Sin embargo, esta solución presenta un retardo de transporte intrínseco a la medición sobre los gases que salen por la chimenea y una baja disponibilidad del analizador de gas debido a fallas imprevistas y mantenimientos periódicos [6]. Un radiómetro podría ser una solución alternativa para el diagnóstico de combustión, pero en la práctica hay que resolver problemas críticos para su implementación en sistemas de combustión industrial, como la calibración absoluta de la medición mediante la inclusión de un cuerpo negro en el proceso y una carcasa que soporte ambientes severos [7]. Para superar estas deficiencias, el diagnóstico operacional de procesos de combustión mediante variables ópticas se ha convertido en un campo de investigación activo tanto en la academia como en la industria (véase [3], [4]). En el centro de cualquier proceso de combustión, hay una llama, que libera calor hacia el proceso y emite fotones en forma de luz. Dichas emisiones son medidas por sensores ópticos y proporcionan información sobre aspectos críticos del proceso, como la eficiencia energética, la cantidad de energía liberada al proceso y la emisión de contaminantes [3], [4].

La contribución fundamental de este trabajo es cuantificar la correlación entre las variables ópticas y las variables críticas de diagnóstico convencional de procesos de combustión; junto con cuantificar la correlación entre las variables ópticas y las variables controladas que esta familia de procesos posee, como flujos de entrada de aire y combustible que definen su condición de operación. Una contribución adicional es presentar los aspectos fundamentales de un conjunto de aplicaciones industriales, donde el uso de las variables ópticas permite mejorar el desempeño de cada herramienta o proceso. Este artículo está organizado de acuerdo a: en la sección II presentamos los fundamentos de los métodos de diagnóstico de combustión con variables ópticas y sus aspectos críticos; la sección III informa de los resultados de diferentes aplicaciones de monitoreo, control y optimización; finalmente la sección IV reporta las conclusiones.

Hugo O. Garcés, Departamento Ingeniería Informática, Universidad Católica de la Santísima Concepción, Concepción, Chile. hugogarcés@ucsc.cl  
Alejandro J. Rojas, Departamento Ingeniería Eléctrica, Universidad de Concepción, Concepción, Chile. arojasn@udec.cl

Luis E. Arias, Departamento Ingeniería Eléctrica, Universidad de Concepción, Concepción, Chile. luiarias@udec.cl

## II. FUNDAMENTOS DE ÓPTICA PARA EL DIAGNÓSTICO DE COMBUSTIÓN

A continuación, presentamos los fundamentos del cálculo de las variables ópticas que permiten diagnosticar in situ la operación de los procesos de combustión. La hipótesis de esta propuesta es la correlación entre el comportamiento de las emisiones de llama, con respecto a las variables controladas (entradas) y las variables críticas (salidas). Esta relación es el punto de inicio para motivar el cálculo de variables ópticas que permitan optimizar la operación del proceso de combustión. En la Figura 1 se muestra la variación en la medición de espectros de llama en la zona de reacción (rango visible), en una instalación industrial con un espectrómetro OceanOptics Inc. USB2000 VIS (previamente calibrado en unidades radiométricas). Notemos que para diferentes condiciones de flujo de combustible, el promedio de los espectros se modifica y que el área bajo la curva del espectro está relacionada al flujo de petróleo que entra al proceso. En cuanto a la variabilidad, se mantiene en un rango acotado, por lo cual podemos inferir que el espectro de llama se correlaciona con la condición general del proceso de combustión ([3], [8]).

### A. Fundamentos de las Variables Ópticas

A partir de la Ley de Planck, se ha establecido la relación entre el espectro continuo emitido por la llama  $E_c$ , producido principalmente por hollín incandescente, con la temperatura de llama, de acuerdo a la ecuación (1), tal que  $\lambda$  es la longitud de onda,  $c_1 = 1.176 \times 10^{-16} w \cdot m^2$  y  $c_2 = 1.438 \times 10^{-2} w \cdot K$  son la primera y segunda constantes de Planck,  $\epsilon_f(\lambda, T_f)$  es la emisividad de la llama y  $T_f(\lambda)$  es la temperatura de llama en grados Kelvin [8],

$$E_c = \epsilon_f \cdot \frac{c_1}{\lambda^5} \cdot e^{\frac{-c_2}{\lambda \cdot T_f}}, \quad (1)$$

Por otro lado, la ecuación (2) de acuerdo a [9], define la emisividad de la llama en función del coeficiente de absorción  $\kappa_T$ , el camino óptico de la luz a través de la llama  $\Delta\ell$ , y el parámetro  $\alpha$  (que varía entre 0.7 y 1.39 para llamas de hidrocarburos), de acuerdo a:

$$\epsilon_f = \kappa_T \cdot \Delta\ell \cdot \lambda^{-\alpha}, \quad (2)$$

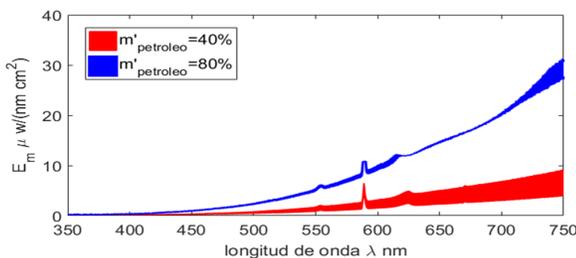


Fig. 1: Espectros de llama promedio y varianza en una caldera industrial para diferentes condiciones de operación de flujo de entrada de petróleo.

La ecuación (2) es válida para llamas donde el hollín es predominante, que corresponde a partículas sólidas incandescentes formadas al interior de llama y que se encargan de liberar el calor hacia el proceso [8]. Las llamas donde el hollín predomina corresponden a emisiones quimioluminiscentes en el espectro visible y que son típicamente producidas por la combustión de hidrocarburos [9]. Luego utilizando las ecuaciones (1) y (2), bajo la suposición que la emisividad de la llama  $\epsilon_f$  para dos longitudes de onda contiguas  $\lambda_1$  y  $\lambda_2$  permanece prácticamente constante, entonces  $\epsilon_f(\lambda_1)/\epsilon_f(\lambda_2) \approx 1$  [9]. Por otro lado, el espectro medido con el espectrómetro  $E_m$  está compuesto por la suma de una componente del espectro discontinuo  $E_d$ , el espectro continuo  $E_c$  definido en la ecuación (1) y un ruido aditivo de media nula  $e_n$  de acuerdo a:

$$E_m = E_c + E_d + e_n \quad (3)$$

Asumiendo que la componente discontinua  $E_d$  es despreciable, podemos obtener la variable óptica de temperatura de llama  $T_f$  usando la información del espectro medido para las dos longitudes de onda  $E_m(\lambda_1)$  y  $E_m(\lambda_2)$  de acuerdo a:

$$T_f = \frac{c_2 \left( \frac{1}{\lambda_2} - \frac{1}{\lambda_1} \right)}{\ln \frac{E_1}{E_2} + (5 + \alpha) \cdot \ln \frac{\lambda_1}{\lambda_2}}, \quad (4)$$

La temperatura de llama  $T_f$  ha sido propuesta exitosamente como una variable óptica de diagnóstico de la combustión, ya que puede ser calculada a partir de información de baja resolución espectral, utilizando arreglos bidimensionales como cámaras CCD previamente calibradas [3], pero asume la condición de emisividad constante en ambas longitudes de onda, lo que puede no ser válido para algunos tipos de llamas en aplicaciones industriales [3].

Otra variable óptica propuesta es la radiación total  $Rad_t$ , calculada como el área bajo la curva de emisión del espectro de llama continuo  $E_c$ , cuando este se mide como una radianza espectral absoluta en el rango  $[\lambda_{\min}, \lambda_{\max}]$  dado por el rango del espectrómetro, tal como se muestra en la ecuación (5) [10]:

$$Rad_t = \int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} E_c(\tau) d\tau, \quad (5)$$

Esta variable óptica representa la cantidad de energía liberada desde la llama hacia el proceso, por unidad de área de la llama [10]. Si la temperatura de operación del proceso es muy alta, el mecanismo principal de transferencia de calor es la radiación [1], por lo que, usando esta variable óptica, podemos medir el calor liberado desde la combustión hacia el proceso (para mayores detalles, revisar [10]).

Cuando se miden las emisiones de la llama en la zona de reacción, es posible inferir el estado de la combustión a través de marcadores calculados con la componente discontinua medida alrededor de longitudes de onda específicas. Estos marcadores son los radicales:  $OH^*$ ,  $C2^*$  y  $CH^*$ , a 309 nm, 430 nm y 515 nm y las emisiones moleculares de  $Na^*$  y  $K^*$ , a 588 nm y 766 nm, respectivamente [8]. La ecuación (6)

muestra el cálculo de la intensidad del espectro discontinuo de llama  $E_d$  para una longitud de onda arbitraria  $\lambda_0$  [8]:

$$E_d(\lambda_0) = \frac{\delta}{\lambda_0^3} \cdot e^{\frac{-E_j}{\kappa T_f}} (1 - e^{-\beta \Delta \ell}) \quad (6)$$

donde  $\delta = 8\pi hc \frac{f_1}{f_0}$  y  $\beta = \frac{\pi e^2 f_0 N_0 g_1}{m c g_0}$ .  $E_j$  es la energía del electrón en un  $j$ -ésimo nivel que libera fotones y calor cuando se desplaza a un nivel electrónico de menos energía.  $\kappa$  es la constante de Boltzmann,  $f_1$  y  $f_0$  representan la fuerza de los respectivos niveles electrónicos,  $e$  y  $m$  son la carga y masa del electrón,  $g_1$  y  $g_0$  son los pesos de los niveles electrónicos y  $N_0$  es la densidad en un estado o condición inicial. Finalmente,  $\beta$  representa el factor de emisión del hollín. Estudios previos demuestran una relación lineal entre el valor medio del radical  $C_2^*$  y el flujo volumétrico de combustible, independiente de las condiciones de turbulencia [3]; a su vez, la magnitud del radical  $CH^*$  ha sido relacionada con el flujo de calor hacia el proceso, pero se señala la necesidad de mayores evidencias experimentales para verificar esta correlación [3]. Por lo anteriormente expuesto, [8] propone una variable óptica única que sintetiza la información de los radicales  $C_2^*$  y  $CH^*$ , de modo que estima la cantidad de energía transferida hacia el proceso en forma de calor, en función del flujo de combustible suministrado a la combustión. Para calcular la razón de radicales  $C_2^*/CH^*$ , consideramos  $\lambda_1^*=432$  nm y  $\lambda_2^*=512$  nm, y evaluamos en la ecuación (7) [8]:

$$C_2^*/CH^* = \frac{E_d(\lambda_2^*)}{E_d(\lambda_1^*)} \quad (7)$$

Notemos que para obtener la magnitud real del espectro discontinuo  $E_d$ , primero corregimos el espectro medido con el espectrómetro  $E_m$  descrito en la ecuación (3) restando el espectro continuo  $E_c$  o su estimación  $\hat{E}_c$ , así obtenemos una estimación del espectro discontinuo  $\hat{E}_d$ :

$$\hat{E}_d = E_m - \hat{E}_c \quad (8)$$

La estimación del espectro continuo  $\hat{E}_c$  es sensible al método utilizado, lo que provoca que no se cumpla la suposición que  $\hat{E}_d \approx E_d$ , lo que puede acarrear una desviación de los radicales calculados con  $\hat{E}_d$ .

### B. Variables Ópticas como Diagnóstico In Situ del Proceso de Combustión

Verificamos la hipótesis de correlación entre las variables ópticas de temperatura de llama  $T_f$ , radiación total  $Rad_t$  o razón de radicales  $C_2^*/CH^*$ , respecto de las variables controladas de flujos de combustible y flujo de aire; así como de las variables críticas de combustión como el rendimiento energético o emisión de contaminantes, antes de diseñar un sistema de optimización de combustión. Para medir la correlación entre dos variables  $z$  y  $x$ , calculamos el coeficiente de correlación lineal  $R$  de acuerdo a la ecuación (9), donde  $z$  es una variable óptica (temperatura de llama  $T_f$ , radiación total  $Rad_t$  o razón de radicales  $C_2^*/CH^*$ ) y  $x$  es una variable del proceso medida con métodos convencionales (flujo de

aire o combustible, rendimiento energético  $\eta$  o concentración de contaminantes  $NO_x$ ,  $CO$ ,  $CO_2$  entre otros), para  $N_s$  mediciones:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^{N_s} (z_i - \bar{z})(x_i - \bar{x})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N_s} (z_i - \bar{z})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{N_s} (x_i - \bar{x})^2}} \quad (9)$$

En la Figura 2 mostramos el coeficiente de correlación entre la variable controlada de flujo de aire ( $f_{air}$ ), las variables críticas de emisiones de  $CO$ ,  $SO_2$ ,  $NO_x$ , y el rendimiento  $\eta$ , respecto de la variable óptica de radiación total  $Rad_t$ . En la Figura 3 mostramos el coeficiente de correlación entre la razón de radicales  $C_2^*/CH^*$ , con respecto a las variables críticas de emisiones de  $NO_x$ ,  $CO$ ,  $CO_2$  y el rendimiento  $\eta$ . En la Figura 4 mostramos los valores del coeficiente de correlación lineal del rendimiento  $\eta$ , respecto de las variables controladas de temperatura interna ( $T_{in}$ ), flujo de aire ( $f_{air}$ ), junto con las variables ópticas de temperatura de llama ( $T_f$ ), radiación total ( $Rad_t$ ) y factor de emisión de hollín ( $\beta$ ) medidas en una caldera de carbón industrial, para diferentes valores del retardo de transporte. De la Figura 2, notemos que la radiación total  $Rad_t$  está correlacionada con el flujo de aire, así también con las otras variables críticas. De la Figura 3 de correlación de la razón de radicales  $C_2^*/CH^*$ , observamos un valor constante independiente del retardo, para el rendimiento energético y los contaminantes basados en carbono, lo cual verifica que podemos inferir el comportamiento de estas variables. De la Figura 4, podemos notar que las variables ópticas se mantienen correlacionadas al rendimiento energético para los diferentes valores de retardo, mientras que las variables de entrada decrecen en su correlación, lo que se atribuye al retardo de transporte [6].

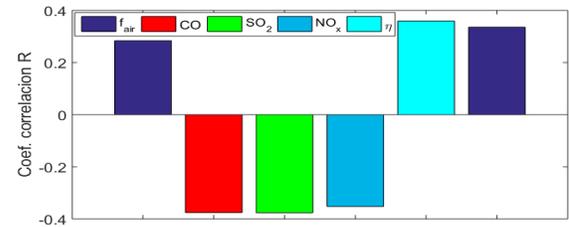


Fig. 2: Coeficiente de correlación  $R$  entre flujo de aire y las variables críticas, respecto de radiación total  $Rad_t$ .

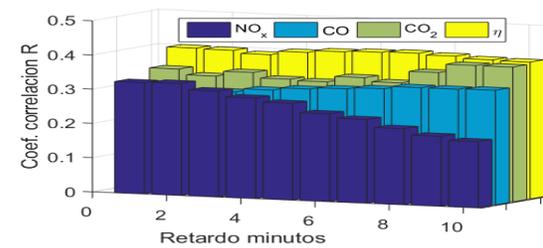


Fig. 3: Coeficiente de correlación  $R$  entre las variables críticas de una caldera de petróleo, respecto de  $C_2^*/CH^*$ .

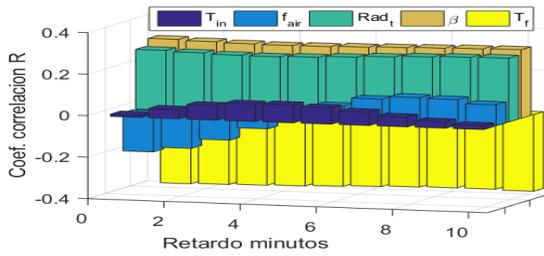


Fig. 4: Coeficiente de correlación  $R$  entre las variables ópticas y de control convencional, respecto al rendimiento  $\eta$ .

### III. APLICACIONES DE CONTROL Y OPTIMIZACIÓN DE PROCESOS DE COMBUSTIÓN

La optimización y control de procesos de combustión, la podemos clasificar de acuerdo a la presencia de un modelo sobre el cual se infiere el comportamiento del proceso o si este comportamiento es asimilado mediante una variable crítica para hacer la realimentación. En la Figura 5 se describe en forma esquemática un sistema de optimización de combustión convencional, el cual manipula al menos una de las variables controladas de la combustión: flujo de aire o flujo de combustible, maximizando alguna variable crítica que entrega información del estado de la combustión, como el rendimiento energético  $\eta$ . Notemos que el cálculo de la eficiencia energética depende de las mediciones realizadas por el analizador de gases como concentración de oxígeno ( $O_2$ ) y temperatura de los gases de escape [11], las cuales tienen un retardo intrínseco asociado por la distancia recorrida de una partícula al interior del hogar en la combustión, y el retardo propio del analizador.

El modelo usado para la optimización, embebido dentro del bloque de optimización y control avanzado, puede ser una estructura basada en mediciones sobre las variables críticas ([12]), o un modelo fluido-dinámico computacional (CFD) basado en elementos finitos ([13]). El resultado depende de la exactitud del modelo, mientras que el uso de variables críticas realimentadas asegura un desempeño en función del estado actual del proceso. Por limitaciones prácticas, algunos resultados se reportan en función de un modelo ajustado sobre las mediciones de las variables ópticas, y las variables controladas o críticas de la combustión. El primer caso muestra el caso de la disminución en la emisión total de CO, basados en la determinación del punto de operación de acuerdo a la razón de radicales  $C_2^*/CH^*$ . El segundo caso muestra la mejora en el monitoreo del rendimiento energético sobre una caldera de carbón midiendo la temperatura de llama  $T_f$  y la radiación total  $Rad_t$ . El último caso muestra el incremento en la temperatura interna del refractario  $T_{ref}$ .

#### A. Disminución de las Emisiones Contaminantes Maximizando la Razón de Radicales $C_2^*/CH^*$

La optimización del rendimiento de la combustión se asocia a menudo a la reducción de las emisiones de contaminantes, a la eficiencia energética de la operación global [3], [4]. Esta aplicación muestra una solución para la optimización de una caldera, basada en la variable óptica de la razón de radicales

$C_2^*/CH^*$  [14]. Se propone comparar el desempeño de la caldera, cuando se maximiza esta variable óptica, versus la optimización del rendimiento energético  $\eta$  calculado en base a las mediciones del analizador de gases [11]. El beneficio de maximizar la razón de radicales en esta aplicación, viene dado por la disminución significativa de la emisión total del contaminante CO, deteriorando marginalmente el rendimiento energético [8]. La optimización mediante variables ópticas permite superar la limitación intrínseca del retardo de transporte asociado a las mediciones con analizador de gases [6]. Este retardo afecta directamente a la emisión acumulada de contaminantes, dado que el mayor retardo implica un mayor tiempo de convergencia a la solución óptima. En la Figura 6 mostramos el diagrama en bloques que describe la optimización propuesta con variables ópticas. El bloque del dämper es un servomotor que ajusta su posición en función de los cálculos del bloque de optimización. Asumiendo que el servomotor es más rápido que la dinámica de las variables involucradas, se considera que el dämper no afecta al desempeño. Aquí se resuelve iterativamente la maximización de la razón de radicales  $C_2^*/CH^*$  a partir del método de optimización unidimensional del gradiente conjugado, de acuerdo al problema de optimización en la ecuación (10):

$$\begin{aligned} \min_u \quad & F(u) = -C_2^*/CH^* \\ \text{s.t.} \quad & u_{min} \leq u \leq u_{max} \end{aligned} \quad (10)$$

La resolución de este problema de optimización unidimensional, da paso a la ley de control para manipular la variable controlada de posición del dämper de acuerdo a la ecuación (11) donde  $k$  es el tiempo discreto:

$$u(k+L) = u(k) - \alpha \cdot \Delta F(k) + (u(k) - u(k-L)) \cdot \left( \frac{\Delta F(k)}{\Delta F(k-L)} \right)^2 \quad (11)$$

donde  $\alpha$  es la tasa de optimización,  $u$  es la variable controlada de apertura del dämper,  $F$  es la variable a minimizar, correspondiente al inverso de la razón de radicales  $C_2^*/CH^*$  y  $L$  es el retardo, tal que  $L$  asegura que la variable a minimizar  $F$  se encuentra en estado estacionario. La ley de control se basa en el cálculo del gradiente en estado estacionario de la variable a minimizar en función de la variable controlada:

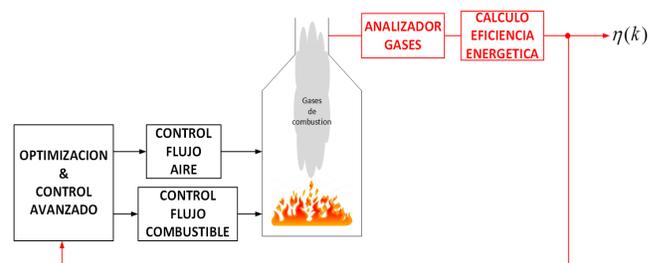


Fig. 5: Esquemático sistema de control de combustión industrial convencional [11].

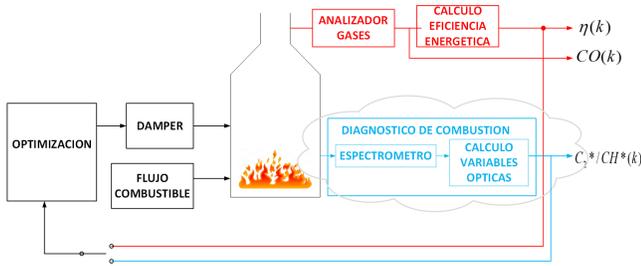


Fig. 6: Esquemático sistema de optimización de caldera a gas usando la variable óptica de razón de radicales  $C_2^*/CH^*$

$$\Delta F(k) = \frac{F(k) - F(k - L)}{u(k) - u(k - L)} \quad (12)$$

La optimización definida en la ecuación (10) converge a una solución única, bajo la suposición de que en el rango de operación existe un único valor óptimo y que la relación entrada/salida se aproxima a una función cuadrática en la vecindad del punto óptimo. La Figura 7 muestra la respuesta dinámica de la variable óptica maximizada de razón de radicales  $C_2^*/CH^*$  y de la variable controlada de apertura del dámara para el método descrito en la Figura 6 realimentando con la variable óptica, mientras que la Figura 8 muestra la evolución de la eficiencia energética y la apertura del dámara para la optimización convencional con realimentación del rendimiento energético  $\eta$ . Finalmente, la Figura 9 muestra la respuesta dinámica de la emisión total de CO para los distintos métodos de optimización testeados. Todas las estimaciones se calculan para un periodo de 15 minutos o 900 segundos. De los resultados de la optimización con  $C_2^*/CH^*$  y rendimiento energético  $\eta$  en las Figuras 7 y 8, notemos que el valor estacionario de la variable controlada del dámara es diferente, debido a que el valor máximo de la razón de radicales  $C_2^*/CH^*$  es diferente respecto al máximo del rendimiento energético  $\eta$ . Podemos apreciar que el mayor retardo en la medición del rendimiento energético  $\eta$  implica que la posición del dámara se estabiliza en un tiempo mas prolongado. De la Figura 8 de comparación de las emisiones totales de CO, para la ventana de simulación utilizada de 15 minutos, la emisión total de CO calculada como el área bajo la curva de tendencia, fueron de 460.8 ppm para el método convencional que usa  $\eta$  y de 433.9 ppm para el método que usa la variable óptica  $C_2^*/CH^*$ . Esto implica una reducción de 5.84%, mientras que el rendimiento energético para el método convencional fue de 85.7% y para la optimización con la razón de radicales  $C_2^*/CH^*$  fue de 84.9%, por lo que la diferencia en el rendimiento energético es marginal, comparada al beneficio de disminuir la emisión de CO.

### B. Monitoreo del Rendimiento Energético Usando Mediciones de Temperatura de Llama $T_f$ y Radiación Total $Rad_t$

En varias aplicaciones reales, debido a fallas recurrentes y a mantenencias programadas, muchas veces el cálculo del rendimiento energético directo  $\eta$  [11] en función del análisis de gases no está disponible [3], [6]. Para que la optimización de la eficiencia energética sea factible, necesitamos asegurar

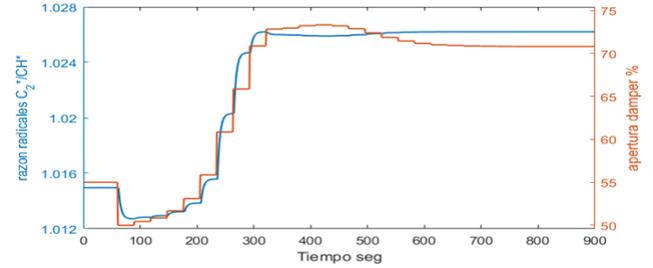


Fig. 7: Evolución de la razón de radicales  $C_2^*/CH^*$  y de la posición del dámara, optimización con variables ópticas.

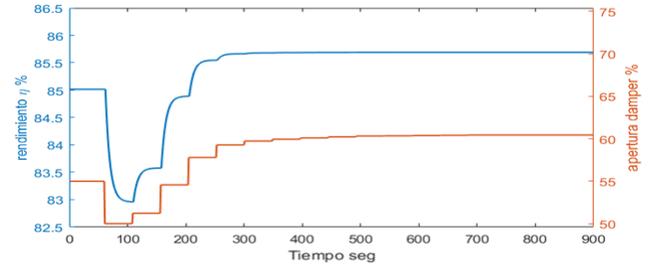


Fig. 8: Evolución del rendimiento energético y de la posición del dámara, optimización convencional.

su disponibilidad, a través de mediciones de campo o una predicción basada en modelos cuando las mediciones directas no son factibles. Una solución ampliamente utilizada para el respaldo de variables críticas en procesos industriales son los sensores virtuales, que corresponden a modelos matemáticos de las variables críticas de un proceso industrial en función de variables convencionales como flujos, temperaturas y presiones, flexibles para diversas aplicaciones industriales siempre y cuando haya un sensor real que pueda suministrar mediciones de referencia para adaptar el modelo, durante algún periodo de tiempo [15]. El problema de diseño y adaptación de los sensores virtuales, es un tema multidisciplinario que abarca diversos métodos, tales como reconocimiento de patrones, inteligencia artificial, identificación de sistemas y teoría del aprendizaje estadístico [15]. En una caldera industrial, se presume que el desempeño de un sensor virtual se puede mejorar cuando están disponibles las variables ópticas y son usadas como entradas a un sensor virtual [16]. A continuación, mostramos el desarrollo de un sensor virtual sobre una caldera de carbón industrial de 577 MW, donde se verifica la presencia de las variables ópticas de temperatura de llama  $T_f$  y radiación total  $Rad_t$  calculadas con la ecuación (4) y ecuación (5), mejoran la exactitud. A continuación, la Figura 10 muestra un esquemático de la propuesta, donde podemos apreciar la presencia combinada de variables de proceso convencional y variables ópticas, como información de campo para el sistema de respaldo o sensor virtual de la eficiencia energética. Reportamos el desempeño de las distintas estructuras entrenadas en función del coeficiente de correlación entre el valor estimado del rendimiento energético  $\eta_i$  y su estimación  $\hat{\eta}_i$  definido en la ecuación (13) y el criterio de información de Akaike (AIC) en la ecuación (14), donde  $\eta_i$  es el  $i$ -ésimo valor referencial del rendimiento energético,  $\bar{\eta}$  es el promedio del rendimiento

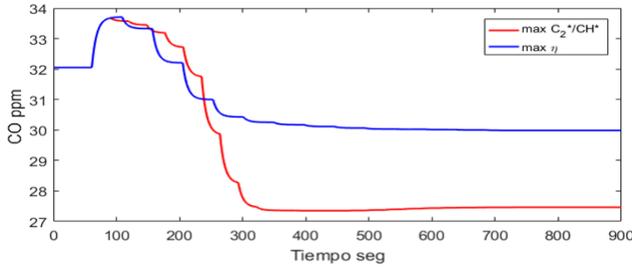


Fig. 9: Emisión de CO, optimización con variables ópticas y convencional.

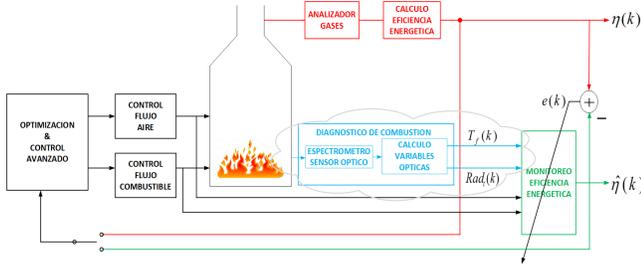


Fig. 10: Esquemático monitoreo eficiencia energética incorporando variables ópticas.

energético de la muestra,  $\hat{\eta}_i$  es el  $i$ -ésimo valor estimado del rendimiento energético en la muestra y  $\bar{\eta}$  es el promedio estimado del rendimiento energético de la muestra de tamaño  $N_s$  y  $d$  es el número de parámetros del modelo [17].

$$R^* = \frac{\sum_{i=1}^{N_s} (\eta_i - \bar{\eta})(\hat{\eta}_i - \bar{\eta})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N_s} (\eta_i - \bar{\eta})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{N_s} (\hat{\eta}_i - \bar{\eta})^2}} \quad (13)$$

$$AIC = N_s \cdot \log \left( \sum_{i=1}^{N_s} (\eta_i - \hat{\eta}_i)^2 \right) + 2d + N_s (\log(2\pi) + 1) \quad (14)$$

El coeficiente de correlación se maximiza hasta llegar a un valor límite unitario, mientras la estimación mejor se aproxima linealmente al valor real  $\eta_i$ . El criterio de Akaike definido en la ecuación (13) pondera la exactitud y complejidad del modelo, imponiendo una penalización al número de parámetros adaptados en el modelo. Según la teoría de Akaike, el mejor modelo tiene el AIC más pequeño. AIC se basa en el método de máxima verosimilitud, que maximiza la entropía esperada del modelo con respecto a las salidas medidas [17]. La Tabla I muestra el resumen de los resultados obtenidos para la adaptación de un modelo de redes neuronales artificiales de dos capas (Artificial Neural Networks, ANN) [18], mientras que en la Tabla II se muestra el resumen de los resultados obtenidos para la adaptación de máquinas de aprendizaje extremo (Extreme Learning Machines, ELM), que son un tipo emergente de redes neuronales supervisadas cuyas principales ventajas son el bajo costo computacional de su adaptación y su flexibilidad para diversas aplicaciones.

Para estimar el rendimiento energético con este tipo de estructuras, probamos dos tipos de entradas: las variables de proceso convencionales de flujo de aire, flujo de carbón y el

TABLA I: Criterio de información de Akaike's AIC y coeficiente de correlación R para la estimación del rendimiento energético  $\eta$  en una caldera industrial usando variables ópticas y ANN

Número neuronas	ANN(PV, $T_f$ , $Rad_t$ )		ANN(PV)	
	AIC	R*	AIC	R*
9	2,398	0,828	4,649	0,624
11	2,409	0,828	4,738	0,615
13	2,306	0,837	4,749	0,616
15	2,299	0,838	5,122	0,576
17	2,301	0,839	4,690	0,624
19	2,127	0,853	4,691	0,625
21	1,990	0,863	4,507	0,645
23	2,074	0,857	4,483	0,649
25	1,960	0,866	4,826	0,615

TABLA II: Criterio de información de Akaike's AIC y coeficiente de correlación R para la estimación del rendimiento energético  $\eta$  en una caldera industrial usando variables ópticas y ELM

Número neuronas	ELM(PV, $T_f$ , $Rad_t$ )		ELM(PV)	
	AIC	R*	AIC	R*
60	3,063	0,796	5,059	0,613
80	2,971	0,810	5,138	0,617
100	3,092	0,809	5,141	0,630
120	3,046	0,820	5,138	0,642
140	3,041	0,827	5,210	0,647
160	3,032	0,834	5,273	0,653
180	3,016	0,841	5,342	0,658
200	3,074	0,839	5,377	0,657

poder calorífico del carbón (PV), mientras que el segundo tipo de entrada probada incorpora mediciones de la temperatura de llama  $T_f$  y radiación total  $Rad_t$ . Los resultados en los cuadros I y II son función de la cantidad de neuronas en la capa oculta de ANN y ELM respectivamente. Una vez que se eligen las estructuras idóneas para ANN y ELM, calculamos la estimación para un set de datos de validación, correspondiente a nuevos datos no usados para entrenar los modelos y que servirán para cuantificar la capacidad de predicción de los modelos entrenados, cuando el analizador de gases está fuera de servicio. La Figura 11 y Figura 12 muestran la predicción con nuevas mediciones y el mejor modelo ANN y ELM, en presencia o ausencia de las variables ópticas como entradas, respectivamente. En cada caso, el modelo testeado es aquél que minimiza AIC en función del número de parámetros (ver Cuadros I y II). De los resultados de modelación del rendimiento energético  $\eta$  midiendo la temperatura de llama  $T_f$  y radiación total  $Rad_t$ , notamos que independiente de la cantidad de parámetros de la estructura (ANN o ELM), el desempeño es siempre mejor del modelo que incorpora la información de campo de las variables ópticas, como lo resumen los Cuadros I y II. Para ambos tipos de modelos que incorporan las variables ópticas, verificamos que el coeficiente de correlación es siempre mayor que 0.75.

Se calculó el coeficiente de correlación rendimiento energético estimado  $\hat{\eta}$  para un set de datos de validación, no usado previamente para entrenar del modelo. Para el modelo ANN sin variables ópticas se obtiene  $R^*(ANN(PV)) = 0.3077$ , versus  $R^*(ANN(PV, T_f, Rad_t)) = 0.5929$  del

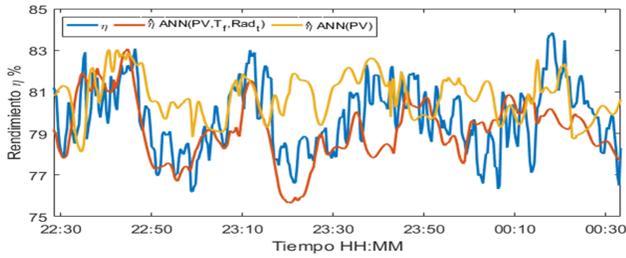


Fig. 11: Predicción del rendimiento energético  $\eta$  en una caldera industrial, usando ANN.

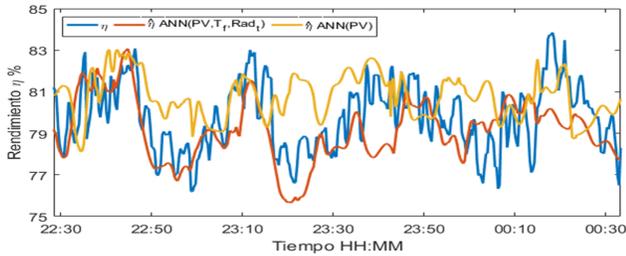


Fig. 12: Predicción del rendimiento energético  $\eta$  en una caldera industrial, usando ELM.

modelo ANN que incorpora las variables ópticas temperatura de llama  $T_f$  y radiación total  $Rad_t$ . Similar al resultado anterior, para el modelo ELM convencional se obtiene  $R^*(ELM(PV)) = 0.3435$  versus  $R^*(ELM(PV, T_f, Rad_t)) = 0.5712$  del modelo que incluye  $T_f$  y  $Rad_t$ . De estos resultados, observamos que la información sobre el estado de la combustión mejora al incorporar las variables ópticas.

### C. Incremento de la temperatura de refractario interno en un horno de cucharas maximizando la temperatura de llama $T_f$

Una importante aplicación de combustión en la industria del acero es el precalentamiento del horno de cucharas, que se utiliza para transportar metal fundido en acerías [19]. La variable de operación más importante en el precalentamiento del horno de cucharas es la temperatura del refractario  $T_{ref}$  en la cara caliente (interna) de la cuchara, debido a [19], [20]: (i) evitar el choque térmico del refractario, causando su agrietamiento lo que disminuye su vida útil y contamina el metal líquido transportado, (ii) evitar el enfriamiento del metal líquido lo que solidifica el material cerca de la cara caliente, provocando fisuras en el refractario por compresión y (iii) evitar los depósitos de humedad en la cara caliente de la cuchara, previniendo la formación de hidrógeno en el metal, causantes de fracturas en la fase de laminado. Los beneficios de la operación del horno de cucharas a la temperatura de refractario  $T_{ref}$  máxima incluyen la mayor vida útil de la cuchara, menor costo de mantenimiento, aumento de la productividad y calidad del producto final [19]. Para monitorear la temperatura del refractario  $T_{ref}$ , los operadores cuentan con un pirómetro manual de medición a distancia, con la consiguiente ineficiencia operacional de detener el proceso, así como el inherente riesgo debido a la exposición a altísimas

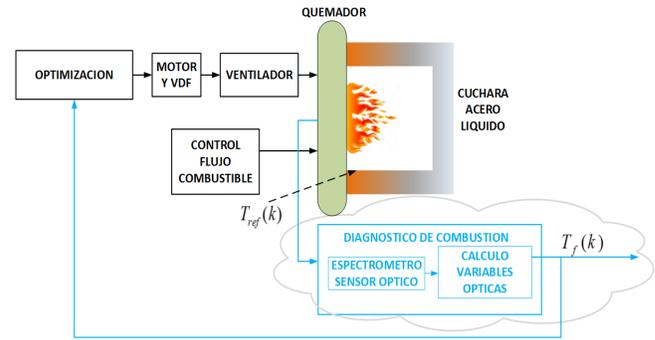


Fig. 13: Esquemático sistema de maximización de la temperatura de refractario en un horno de precalentamiento de cucharas.

temperaturas. En [19], [20] se sostiene que, para maximizar la temperatura del refractario  $T_{ref}$ , debemos maximizar el flujo de calor por convección y radiación desde la llama hacia el refractario, lo que se consigue al maximizar la temperatura de llama  $T_f$ . La estrategia de maximización de la temperatura de llama  $T_f$  se basa en la manipulación de la velocidad del ventilador (proporcional al flujo de aire de la combustión). El sistema de control se describe en la Figura 13, donde la variable de control es la velocidad del ventilador y donde se maximiza de forma iterativa la variable óptica de temperatura de llama  $T_f$  calculada con la ecuación (4), para así maximizar la temperatura de refractario  $T_{ref}$ , indirectamente. La maximización de la temperatura de llama  $T_f$  se realiza en base al método del gradiente conjugado para un sistema unidimensional, donde se calcula la derivada de la variable a maximizar y se ajusta la variable controlada hasta que la derivada se aproxima a un valor nulo. Esta solución minimiza el inverso de la temperatura de llama, es decir, se resuelve el problema de minimización descrito en la ecuación (15):

$$\begin{aligned} \min_u \quad & F(u) = -T_f \\ \text{s.t.} \quad & u_{min} \leq u \leq u_{max} \end{aligned} \quad (15)$$

Este sistema converge a una solución única bajo la suposición de que en el rango de operación existe un único valor óptimo y que la relación entrada/salida se aproxima a una función cuadrática en la vecindad del punto óptimo. Además, como este método está restringido para sistemas estáticos, debemos calcular cada iteración de la solución a la ecuación (12) con un retardo  $L$ , tal que  $L$  asegura que la variable de salida  $T_f$  se encuentra en estado estacionario. La variable controlada de velocidad del ventilador se calcula en forma iterativa de acuerdo a la ley de control anteriormente descrita para el problema de maximización de la razón de radicales  $C_2^*/CH^*$  en la ecuación (11). En la Figura 14 mostramos el resultado obtenido mediante una prueba del sistema de control descrito esquemáticamente en la Figura 13, donde la condición inicial de operación fue la operación convencional tal que la velocidad del ventilador es máxima, para luego disminuir de acuerdo a la ley de control similar a la ecuación

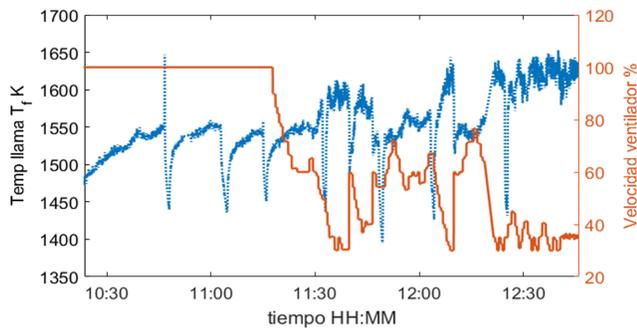


Fig. 14: resultado prueba de operación sistema de maximización de la temperatura de refractario basado en la medición de la temperatura de llama  $T_f$ .

(11). La disminución repentina en  $T_f$  que notamos, se debe al monitoreo de  $T_{ref}$  via el pirómetro externo.

Del resultado del sistema de maximización de la temperatura de refractario en la Figura 14, podemos notar que la condición inicial indica que  $T_f=1490$  K para  $u=100\%$  y  $T_{ref}=1270$  C medido con pirómetro externo. Cuando el sistema converge a su valor óptimo de acuerdo a la ley de control que maximiza  $T_f$  como se describe en la ecuación (15), la condición óptima alcanzó valores de  $T_f=1650$  K para  $u=32\%$  y  $T_{ref}=1426$  K, lo que representa un incremento de 10.9% respecto de la condición inicial del sistema, que representa la operación convencional del sistema del precalentador de cucharas.

#### IV. CONCLUSIONES

En este trabajo, hemos presentado los fundamentos y aspectos más relevantes de la implementación de variables ópticas para el control y optimización de procesos de combustión industrial. A través de los casos estudiados y los resultados obtenidos, se ha mostrado la estrecha relación entre las variables críticas como el rendimiento energético o la emisión de contaminantes, respecto de las variables ópticas analizadas de razón de radicales  $C_2^*/CH^*$ , temperatura de llama  $T_f$  y radiación total  $Rad_t$ . Como trabajo futuro, se considera la implementación de variables ópticas para control realimentado de procesos de combustión

#### AGRADECIMIENTOS

Hugo Garcés agradece el apoyo de la Dirección de Investigación de la Universidad Católica de la Santísima Concepción. Alejandro J. Rojas reconoce el apoyo financiero de la Agencia Chilena de Investigación CONICYT, Proyecto Basal FB0008.

#### REFERENCIAS

- [1] C. E. Baukal, *Industrial combustion testing*. CRC Press, 2011.
- [2] A. W. A. Cavalcante, C. A. C. D. Santos, and A. A. V. Ochoa, "Thermodynamic analysis of an energy high performance systems," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 15, no. 3, pp. 454–461, March 2017.
- [3] J. Ballester and T. Garcia-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.

- [4] K. Kohse-Hoinghaus, R. S. Barlow, M. Aldén, and J. Wolfrum, "Combustion at the focus: laser diagnostics and control," *Proceedings of the Combustion Institute*, vol. 30, no. 1, pp. 89 – 123, 2005.
- [5] P. Ruiz-Rudolph, N. Arias, S. Pardo, M. Meyer, S. Mesías, C. Galleguillos, I. Schiattino, and L. Gutiérrez, "Impact of large industrial emission sources on mortality and morbidity in Chile: A small-areas study," *Environment International*, vol. 92-93, pp. 130 – 138, 2016.
- [6] A. Smolarz, A. Kotyra, W. Wójcik, 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, seventh Mediterranean Combustion Symposium.
- [7] R. C. da Silva and H. J. Krautz, "Experimental studies on heat transfer of oxy-coal combustion in a large-scale laboratory furnace," *Applied Thermal Engineering*, vol. 82, pp. 82 – 97, 2015.
- [8] 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.
- [9] H. C. Hottel and F. P. Broughton, "Determination of true temperature and total radiation from luminous gas flames," *Industrial & Engineering Chemistry Analytical Edition*, vol. 4, no. 2, pp. 166–175, 1932.
- [10] H. O. Garcés, L. Arias, A. J. Rojas, C. Carrasco, A. Fuentes, and O. Fariás, "Radiation measurement based on spectral emissions in industrial flames," *Measurement*, vol. 87, pp. 62 – 73, 2016.
- [11] D. A. Rodgers, T. Golightly, M. E. Lemmons, W. C. Stenzel, and F. D. Lang, "Comparing boiler efficiency calculation methods," in *ASME 2011 Power Conference collocated with JSM E ICPE 2011*. American Society of Mechanical Engineers, 2011, pp. 317–334.
- [12] M. Kijajić, D. Gvozdenac, and S. Vukmirović, "Use of neural networks for modeling and predicting boiler's operating performance," *Energy*, vol. 45, no. 1, pp. 304–311, 2012.
- [13] X. Liu and R. Bansal, "Integrating multi-objective optimization with computational fluid dynamics to optimize boiler combustion process of a coal fired power plant," *Applied energy*, vol. 130, pp. 658–669, 2014.
- [14] H. O. Garcés, A. J. Rojas, L. E. Arias, and O. F. Fariás, "A comparative study of boiler optimization via flame spectrum analysis," in *2014 IEEE Conference on Control Applications (CCA)*, Oct 2014, pp. 1668–1674.
- [15] F. A. Souza, R. Araújo, and J. Mendes, "Review of soft sensor methods for regression applications," *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, vol. 152, pp. 69–79, 2016.
- [16] H. O. Garcés, J. Abreu, P. Gómez, C. Carrasco, L. Arias, A. J. Rojas, and A. Fuentes, "Energy efficiency monitoring in a coal boiler based on optical variables and artificial intelligence," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 50, no. 1, pp. 13904–13909, 2017.
- [17] H. Akaike, "A new look at the statistical model identification," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 19, no. 6, pp. 716–723, Dec 1974.
- [18] L. M. L. Orozco, G. R. Lomeli, J. G. R. Moreno, and M. T. Perea, "Identification inverted pendulum system using multilayer and polynomial neural networks," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 13, no. 5, pp. 1569–1576, 2015.
- [19] C. E. Baukal Jr, *Heat transfer in industrial combustion*. CRC press, 2000.
- [20] H. O. Garcés, A. J. Rojas, L. E. Arias, and C. A. Carrasco, "On the use of flame analysis and optical variables for an optimized operation in ladle furnace preheating process," in *2015 IEEE Conference on Control Applications (CCA)*, Sept 2015, pp. 269–274.

**Hugo O. Garcés** recibió el grado de Doctor en Ingeniería Eléctrica de la Universidad de Concepción, Chile, en 2016. Actualmente se encuentra como Profesor Asistente del Departamento de Ingeniería Informática de la Universidad Católica de la Santísima Concepción, Chile. Sus intereses de investigación son control automático, inteligencia artificial, sensores ópticos y los sistemas de control y optimización aplicados en procesos de combustión

**Alejandro J. Rojas** (M'08) Obtuvo su Ph.D. en Ingeniería Eléctrica de la Universidad de Newcastle, Australia. Actualmente es Profesor Asociado en la Universidad de Concepción, Chile. Sus intereses de investigación son la teoría del control sobre redes, teoría de control automático y los sistemas de control, automatización, diagnóstico y optimización aplicados en procesos de combustión.

**Luis E. Arias** recibió el grado de Doctor en Ingeniería Eléctrica de la Universidad de Concepción, Chile, en 2011. Actualmente es Profesor Asociado en el Departamento de Ingeniería Eléctrica, Universidad de Concepción. Sus intereses de investigación son la radiometría y optoelectrónica, aplicado a detección y diagnóstico de llama, control de combustión y sensores remotos basados en imágenes satelitales.