

# Control of Total Radiation in an Industrial Furnace by Optical Sensing of Flame Emissions

H. O. Garcés, A. J. Rojas, *Member, IEEE*, L. E. Arias

**Abstract**— In this work, we show the results of a control system synthesis of total radiation  $Rad_t$  in an industrial furnace, based on successful nonlinear modeling of this optical combustion diagnostics variable. As a real-life example, we describe the closed-loop solution applied to the case of a ladle furnace preheating process in a steel manufacturing plant. We present total radiation  $Rad_t$  controllers design taking advantage of the nonlinear modeling results, for broad and narrow range controllers respect to the process input of fan speed rate.

**Keywords**— Furnaces, Hammerstein-Wiener Systems, Optics, PID Control, Robust Control.

## I. INTRODUCCION

LA DEMANDA mundial de energía está aumentando permanentemente y la transferencia de la energía contenida en los combustibles hacia el proceso se basa en la combustión [1], [2]. No se espera que este hecho cambie en el futuro cercano, lo cual alienta a muchos ingenieros e investigadores a desarrollar nuevas y mejoradas estrategias de control para la operación de procesos basados en combustión. Dichas mejoras se establecen en términos de maximizar la eficiencia energética o reducir el consumo de combustible, asegurando el rendimiento operacional del proceso. Además, es deseable reducir el impacto ambiental de los procesos basados en combustión, a través de la disminución de emisiones de gases contaminantes como  $MP_{10}$ ,  $MP_{2.5}$ ,  $SO_2$ ,  $CO_2$ ,  $NO_2$  y  $NO_x$ , entre otros. Estos contaminantes son descargados hacia la atmósfera, contribuyendo al calentamiento global [3] y afectando negativamente la salud de la población [4], [5]. Muchos procesos industriales basados en la combustión han sido optimizados para aumentar sus beneficios operacionales, por ejemplo: [6] aumenta la producción de vapor en calderas circulares de lecho fluidizado para maximizar el rendimiento energético, [7] disminuye la emisión de contaminantes en un horno rotatorio de cemento; [8] reduce la función de costo instantáneo alrededor del 30 % en un escenario operacional de alta variabilidad, que incluye combustible y beneficios económicos. El núcleo de cualquier solución novedosa para control u optimización de combustión en lazo cerrado, es la etapa de diagnóstico, que se convierte en un campo de investigación activo para ingenieros y científicos de diferentes disciplinas.

El método convencional de diagnóstico de combustión se basa en el análisis de los gases de escape descargados a la atmósfera. Desafortunadamente, este enfoque presenta varias desventajas, tales como mediciones promediadas y diferidas en el tiempo, retardo de transporte intrínseco, disponibilidad cuestionable de las mediciones de salida debido a las fallas frecuentes, mantenimiento periódico del analizador de gases requerido, ausencia de un método que permita la medición directa y en tiempo real de las variables operacionales críticas como la relación aire/combustible, o la eficiencia energética, entre otras [9], [10].

Los sensores ópticos para el diagnóstico de combustión no comparten estas deficiencias. La información de los sensores ópticos se ha utilizado para realizar el diagnóstico y la monitorización de la combustión [9], proporcionando mejor información para los operadores del proceso, aunque todavía limitada a solo algunas aplicaciones industriales que implican soluciones de control u optimización [11], [12]. El diagnóstico de combustión representa una función no lineal entrada/salida desde un enfoque de “caja negra”, considerando la variable óptica como respuesta o salida, y la variable manipulada como flujo de aire o combustible como estímulo o entrada [13], [12]. A pesar del amplio desarrollo de los sistemas de control automático en diferentes aplicaciones, los sistemas de control para procesos de combustión poseen capacidades limitadas en cuanto a la operación automatizada [9], [14], [15].

Esta contradicción de los sistemas de control automático de combustión, se debe principalmente a las dificultades tecnológicas para predecir el comportamiento de la llama en hornos y calderas [9]. Razones que explican esta dificultad es la gran cantidad de procesos industriales basados en combustión [9] lo cual limita una solución única, presencia de numerosas perturbaciones, tales como variaciones repentinas en la composición y humedad de los combustibles utilizados, variación en el contenido de agua del exceso de aire de combustión o en la energía demandada [14], y últimamente la opción de operar no solo con combustibles fósiles, sino una operación con otros combustibles parcialmente mezclados [14]. La significancia global de nuestra investigación es cerrar esta brecha, con el uso de una variable óptica manipulada a través del flujo de combustible o de aire de combustión, obteniendo una solución de lazo cerrado en términos de la regulación automática de la variable óptica.

La contribución principal de este trabajo es desarrollar un controlador para la variable óptica de diagnóstico de combustión de radiación total  $Rad_t$ , medida en un proceso de combustión industrial y descrita anteriormente en [16], basados en que la radiación total  $Rad_t$  se puede representar por un modelo no lineal. Esta contribución reporta resultados

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

*Corresponding author: Luis Arias*

preliminares en [17], y extendemos este trabajo incorporando las siguientes contribuciones adicionales: (i) realizamos la descripción del procedimiento de modelación de la radiación total *Rad* en un horno industrial, usando mediciones de variables ópticas de diagnóstico de combustión, a través de la obtención de indicadores de desempeño como el criterio de información de Akaike AIC [18] y la exactitud, para sistemas SISO de las clases de modelos no lineales basados en bloques Hammerstein-Wiener y NARMAX. Una segunda contribución adicional es la descripción del procedimiento de diseño del controladores tomando ventaja de los resultados de la modelación. en particular, se muestra la síntesis de un controlador de rango amplio respecto a la variable manipulada, a partir de la aproximación de la ganancia no lineal del sistema; junto a este controlador de rango amplio, mostramos la síntesis de un controlador robusto considerando un rango angosto sobre la variable manipulada  $u$  a partir de la linealización del sistema en un punto de operación cercano a la máxima transferencia de radiación y que asegura una combustión estable. La identificación y el control se realizan en un conjunto de datos medidos de radiación total *Rad* en un proceso de precalentamiento de horno de cuchara usada para transporte de acero líquido, dentro de una planta de fabricación de acero.

## II. SISTEMAS NO LINEALES PARA LA MODELACION Y CONTROL DE LA RADIACION TOTAL

Los modelos basados en las leyes y principios físicos tienen un gran desempeño en términos de precisión y significado físico [19]. Desafortunadamente, este tipo de modelos no son adecuados para el diseño de sistemas de control en lazo cerrado por las siguientes razones: usan un gran número de ecuaciones diferenciales que requieren un gran costo computacional posterior para resolverlas, algunos parámetros físicos son muy difíciles de medir o calcular mediante experimentos en la vida real y rara vez resultan ser sistemas lineales [19], [20]. Por otro lado, la simplicidad del modelo que garantiza la exactitud por encima de un umbral es obligatorio en la modelación o identificación de sistemas para control [19]. Para desarrollar un sistema de control de lazo cerrado, si un modelo lineal de primer orden o de segundo orden no satisface una exactitud mínima o resulta insuficiente, la modelación del sistema debe basarse en estructuras no lineales como los sistemas basados en bloques Hammerstein-Wiener o los modelos NARMAX [21]. Las estructuras basadas en bloques Hammerstein-Wiener se caracterizan por la combinación de al menos un bloque sin memoria no lineal conectado a un bloque dinámico lineal. Estos bloques se pueden interconectar de diferentes maneras, lo que proporciona una gran flexibilidad y una notable capacidad para capturar la variabilidad de sistemas con interacciones complejas [21], pero a su vez debemos asegurar su identificabilidad y unicidad [22]. En la Figura 1 se ilustra la estructura genérica Hammerstein-Wiener en un diagrama de bloques. Si la función no lineal  $F(\cdot)$  o  $G(\cdot)$  se reduce a una función lineal, entonces estamos en presencia de un sistema

Hammerstein o Wiener, respectivamente [22], [19]. Las ecuaciones que definen el modelo genérico basado en bloques vienen dadas por:

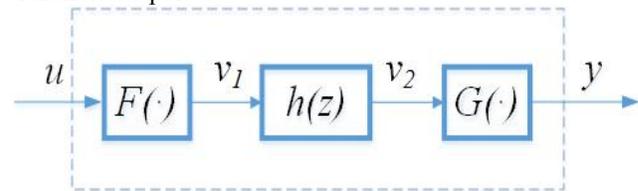


Figura 1: Estructura general de un sistema basado en bloques Hammerstein-Wiener.

$$v_1 = F(u) \quad (1)$$

$$v_2 = h(z) \cdot v_1 \quad (2)$$

$$y = G(v_2) + \phi \quad (3)$$

Las señales de interconexión  $v_1$ ,  $v_2$  no son medibles. La entrada es  $u$ , la salida es  $y$ , para un sistema global de orden dado por el orden del subsistema  $h(z)$ .  $\phi$  es un ruido blanco de media nula y varianza finita;  $F(\cdot)$  y  $G(\cdot)$  son las funciones no lineales del modelo representado en la Figura 1. De acuerdo con los criterios para modelos de control descritos en [19], otra clase de modelos a analizar para sistemas no lineales como los descritos por las variables ópticas de diagnóstico de combustión, son la familia de modelos NARMAX, genéricamente definidos como:

$$y = \psi(y(k-D), \dots, y(k-n), u(k), \dots, u(k-m)) \quad (4)$$

donde  $\psi$  es una función arbitraria que puede ser representada por polinomios multivariable, funciones racionales o de base radial [19], mientras que  $n, m$  son enteros. Algunas desventajas de la estructura NARMAX son que al aplicar la misma función no lineal sobre la entrada y la salida resulta una estructura menos flexible, a su vez que diferentes subclases de modelos con estructuras diferentes dan como resultado el mismo comportamiento de entrada/salida lo que dificulta las definiciones de las correspondientes estructuras [20]. Por lo tanto, la familia de los modelos basados en bloques puede ser más flexible respecto que NARMAX, sin aumentar drásticamente la complejidad en la adaptación del modelo de la combustión en una caldera u horno, que debido a su complejidad resulta ser inherentemente no lineal [23]. Tanto la familia de estructuras basadas en bloques Hammerstein-Wiener, como las estructuras NARMAX son adecuadas para modelar el comportamiento inherentemente no lineal de las variables ópticas de diagnóstico de combustión como la radiación total *Rad*, porque el conocimiento sobre las interacciones entre las variables ópticas (salidas) y los flujos de aire o combustible (entrada) es difícil de establecer basado en principios físicos; mientras que son factibles de modelar usando mediciones experimentales [19], [21]. Resultados anteriores muestran que variables ópticas usadas para el

diagnóstico de combustión son modeladas con estructuras que pertenecen a la clase de modelos basados en bloques Hammerstein-Wiener [12], [13], [17].

Una vez obtenido el modelo para la radiación total  $Rad$ , en el horno de cucharas, sintetizamos diferentes controladores incorporando el conocimiento del modelo de Rad. Asumiendo que el mejor resultado de modelación corresponde a la clase de modelos basado en bloques Hammerstein-Wiener y que estimamos con precisión la no linealidad que representa la radiación total  $Rad$  [24], podemos calcular la estimación de su inversa ( $\hat{F}^{-1}$  o  $\hat{G}^{-1}$ ) para un sistema Hammerstein o Wiener, respectivamente) si la no linealidad se asume continua e invertible [24], podemos diseñar un controlador de rango amplio sobre la variable de entrada. La ley de control para este controlador de rango amplio sobre la variable de entrada, considerando un controlador lineal definido como  $1/C$ , viene dada por ec.(5):

$$u_2(k) = \hat{F}^{-1}(\hat{G}) \quad (5)$$

$$= \hat{F}^{-1} \left( \frac{SP(Rad_t) \cdot T - \hat{G}^{-1}(PV(Rad_t))}{C} \right)$$

donde  $PV(Rad_t)$  es la salida controlada del proceso de la radiación total,  $SP(Rad_t) \cdot T - \hat{G}^{-1}(PV(Rad_t))$  representa el error o diferencia entre la consigna  $SP(Rad_t)$  y la medición de radiación total  $Rad_t$  calculada a partir del diagnóstico de combustión y evaluada por la inversa de la no linealidad. Al verificar que el sistema a controlar es Hammerstein, entonces  $\hat{G} = \hat{G}^{-1} = 1$ , mientras que si el sistema a controlar es Wiener, entonces  $\hat{F} = \hat{F}^{-1} = 1$ . Por otro lado, si se desea realizar un control alrededor de un punto de operación cercano a la máxima transferencia de radiación que asegura la estabilidad de la combustión y que admite un rango acotado sobre la variable de entrada o manipulada  $u$ , es factible sintetizar un controlador robusto a partir de la linealización del modelo alrededor de un punto de operación  $(u_0, y_0)$ . Considerando que el modelo linealizado posee una diferencia inherente o incertidumbre con respecto al sistema no lineal salvo en el punto de operación  $(u_0, y_0)$  y que podemos aproximar el sistema linealizado a uno de segundo orden [25], resulta adecuada una estrategia de control PID robusto [26], [27]. La ley de control para el controlador PID robusto de rango acotado alrededor del punto de máxima transferencia de energía, viene dado por ec. (6):

$$u_2(k) = \left( K_p + K_i T_s \frac{s}{s-1} + K_d \frac{s}{1+NfT_s s-1} \right) \quad (6)$$

donde  $T_s$  es el tiempo de muestreo,  $K_p$  es la ganancia proporcional,  $K_i$  es la ganancia integral,  $K_d$  es la ganancia derivativa,  $Nf$  es el coeficiente del filtro de la componente derivativa del PID robusto.

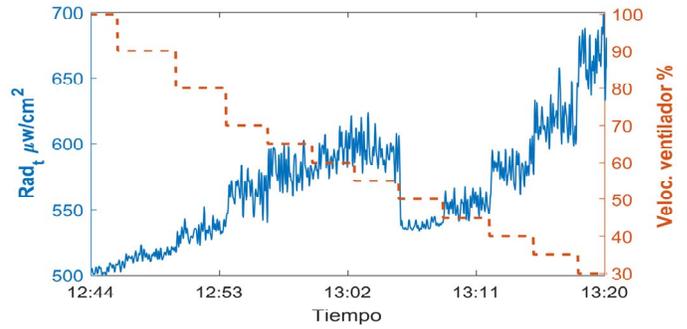


Figura 2: Radiación total  $Rad_t$  y velocidad del ventilador medidas en un horno industrial de cucharas.

#### A. Descripción del horno industrial

En la industria del acero, un proceso basado en la combustión con altos niveles de consumo de energía es el precalentamiento de hornos de cuchara. Los hornos de cuchara se utilizan para transportar acero líquido (cuya temperatura oscila entre  $1200^{\circ}\text{C}$  a  $1500^{\circ}\text{C}$ ) desde el horno de torpedo a las estaciones de refinación. Los hornos de cuchara y su capacidad de transporte de acero líquido desempeñan un papel clave en el flujo del acero manufacturado [28]. Por ser un horno usado para el transporte de acero líquido, la ausencia del analizador de gases prohíbe la implementación de la solución convencional de control de la combustión, por tanto su operación es netamente manual. El procesamiento espectral calcula la radiación total  $Rad_t$  como se describe en [16], basado en la integral del espectro medido de llama que se asume proporcional a la energía que es emitida hacia el proceso. En este horno de cucharas, solo es posible manipular el flujo de aire de combustión a través del ajuste de velocidad del ventilador, mientras que el flujo de gas mezcla usado como combustible se asume constante, ya que no se modifica la apertura de la válvula manual. Por tanto, la velocidad del ventilador representa nuestra entrada o variable manipulada  $u$ ; mientras que las mediciones de la radiación total  $Rad_t(k)$  representan la salida  $y(k)$ . La Figura 2 muestra las mediciones de la radiación total  $Rad_t$  realizadas en el horno de cucharas, para el desarrollo de la modelación y del sistema de control en lazo cerrado, basado en el análisis espectral de la llama. La Figura 3 muestra la relación entrada/salida en estado estacionario de la radiación total  $Rad_t$  en el rango total de operación admisible de la variable de entrada de velocidad del ventilador, donde observamos que la respuesta estacionaria es asimétrica para variaciones simétricas en la entrada, y que ante una entrada estable en el tiempo la medición de la radiación total  $Rad_t$  es estable por sobre un valor límite de 40 %, por tanto el sistema posee una no linealidad leve [19] y entonces es factible aproximar la ganancia no lineal del sistema mediante una función no lineal. Finalmente, las imágenes de la Figura 4 muestran la instalación en terreno del sistema de mediciones de la radiación total  $Rad_t$ . El espectrómetro alojado dentro de la caja eléctrica corresponde a un modelo USB2000+ de OceanOptics Inc. que mide el espectro de llama en el rango visible para calcular  $Rad_t$ .

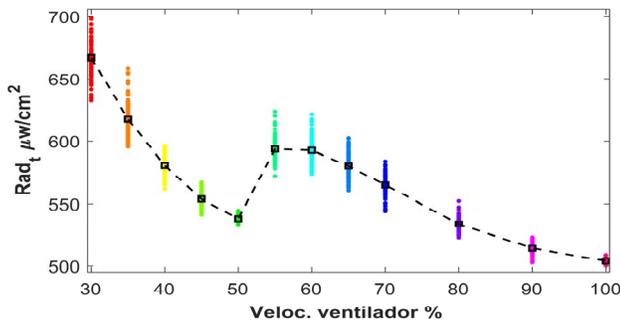


Figura 3: Mediciones en estado estacionario de la radiación total  $Rad_t$  en el horno de cucharas y su valor medio por punto de operación.

### III. MODELACIÓN DE LA RADIACIÓN TOTAL EN UN HORNO INDUSTRIAL

Determinamos la estructura óptima para el control de la radiación total  $Rad_t$  entre los modelos basado en bloques Hammerstein-Wiener y NARMAX, calculando el valor del criterio de información de Akaike AIC [18] definido en la ec.(7) de acuerdo a:

$$AIC = N \log \left( \sum_{k=1}^N e(k)^2 \right) + 2d + N(\log(2\pi) + 1) \quad (7)$$

donde  $e(k) = y(k) - \hat{y}(k)$  representa el error entre la  $k$ -ésima medición de la salida del sistema de radiación total  $y(k)$  y su respectiva  $k$ -ésima estimación calculada por el modelo  $\hat{y}(k)$ ,  $d$  es el número de parámetros del modelo ajustado y  $N$  es el número total de mediciones en el set de datos testados. El criterio de información de Akaike permite estimar la variabilidad del error y evaluar simultáneamente en un único indicador de desempeño, la exactitud y complejidad de la modelación, proporcional a la cantidad de parámetros a ajustar de la estructura de estimación a evaluar, para las diferentes clases de modelos no lineales [18]. Junto con AIC, calculamos el rendimiento de los mejores modelos basados en bloques Hammerstein-Wiener y NARMAX para la identificación de la radiación total  $Rad_t$  sobre el conjunto de mediciones realizadas en el horno de cuchara mostradas en la Figura 2, en términos de la precisión descrita por el porcentaje de ajuste  $fit\%$  definido como en la ec.(8):

$$fit\% = \left( 1 - \frac{\sum_{k=1}^N (y(k) - \bar{y})^2}{\sum_{k=1}^N (y(k) - \hat{y}(k))^2} \right) \quad (8)$$

donde  $\bar{y}$  es el valor promedio de la radiación total  $Rad_t$  medida. La precisión es mejor si  $fit\%$  es el más alto, con un límite de 100 %. Se calcula  $AIC$  y  $fit\%$  para realizaciones de la modelación, en términos de los parámetros de la estructura lineal (cantidad de polos y ceros) y de diferentes funciones para aproximar la no linealidad en la ganancia de  $Rad_t$ . Las no

linealidades a testear fueron: polinomiales (grado 4,5,6 y 7), wavenet y sigmoideal con diferente cantidad de nodos; las cuales son apropiadas para la aproximación de no linealidades estáticas sobre sistemas basados en bloques Hammerstein-Wiener y NARMAX ([19], [21]). El cuadro I resume los valores calculados de  $AIC$  y  $fit\%$  para los modelos basados en bloques Hammerstein-Wiener y NARMAX.

Notemos que pruebas preliminares revelaron que, para los modelos basados en bloque, se testea la no linealidad  $FQ$  o  $GQ$ , en la entrada o salida respectivamente y no en forma simultánea.  $fit\%$  y  $fit\%$  son calculados sobre mediciones de entrenamiento y test no usadas previamente en el entrenamiento o adaptación de los parámetros del modelo, de modo que evaluemos la capacidad de generalización del modelo específico para nuevas entradas.

Las pruebas de modelación revelan que al examinar solamente  $AIC$ , los modelos NARMAX poseen el valor óptimo, pero al observar la exactitud en el ajuste calculada con  $fit\%$ , los modelos más adecuados sin aumentar en gran medida la complejidad pertenecen a la familia de modelos Hammerstein-Wiener. Esta situación puede explicarse porque las estructuras basadas en bloques Hammerstein-Wiener tienen una cantidad de parámetros suficiente para modelar la no linealidad de la radiación total  $Rad_t$ , junto con la correspondencia física entre la configuración real del sistema de diagnóstico óptico y la Figura 1, considerando que la medición de radiación total  $Rad_t$  está conectada en cascada con el horno industrial, y que la no linealidad se puede atribuir al sistema de medición. Luego, nos enfocaremos en el mejor sistema Hammerstein, con la función  $G = 1$  en la ec.(2). Los mejores resultados para la identificación de radiación total  $Rad_t$  basado en la estructura Hammerstein informan una alta precisión para una no linealidad de tipo polinomial, como se representa en la Figura 5. Estos modelos se caracterizan por una no linealidad polinomial  $F$  de orden 5. El mejor resultado general obtiene un ajuste de 78.91 %, con un sistema de orden superior (polos = 6). Para sistemas SISO como la radiación total  $Rad_t$  en el horno industrial de cucharas y un modelo polinomial cercano a la ganancia no lineal del sistema (ver Figura 3), se mejora el rendimiento con respecto a las no linealidades sigmoideal y wavelet testeadas, porque la identificación del sistema es lineal en parámetros sólo para el caso de no linealidad polinomial y la optimización converge a su mínimo global [29]. De la Figura 5 podemos observar que la respuesta transitoria del mejor modelo Hammerstein se puede aproximar a un sistema de segundo orden sub-amortiguado, debido a que aparece un sobrepaso y que la amplitud de la respuesta converge a un valor estacionario; por lo que analizaremos el desempeño de un controlador lineal PID, a partir de la linealización en un punto de interés.



(a) Instalación en terreno



(b) Vista horizontal del horno industrial de cucharas

Figura 4: sistema de medición de radiación en horno de cucharas mediante análisis espectral

Tabla I: Resultados de modelación de la radiación total  $Rad_t$  en el horno industrial, con estructuras basadas en bloques Hammerstein (Ha) y Wiener (Wi), junto con estructura NARMAX (NA)

Bloque lineal	no	Ceros			Polos			AIC			$\sigma_{\text{res}}^2$			$\sigma_{\text{res}}^2$		
		Ha	Wi	NA	Ha	Wi	NA	Ha	Wi	NA	Ha	Wi	NA	Ha	Wi	NA
Polinomial(4)	2	5	7	4	7	8	4,958	4,474	-1,480	74,36	78,64	67,75	76,2	74,5	39,4	
Polinomial(5)	2	2	7	6	4	8	4,631	4,460	-1,442	78,99	78,71	68,06	74,4	74,5	68,6	
Polinomial(6)	2	5	7	4	5	7	4,697	4,566	-1,380	77,20	77,78	63,51	75,1	66,1	78,0	
Sigmoidal(10)	3	6	1	7	6	6	4,458	4,931	3,588	77,21	74,39	75,90	73,8	63,2	49,2	
Sigmoidal(20)	1	3	1	4	3	5	4,592	5,742	3,677	78,17	70,27	74,92	76,4	58,8	43,7	
Sigmoidal(30)	3	4	2	7	7	8	4,547	5,113	3,072	76,0	78,6	71,0	56,6	65,9	1,2	
Wavelet(10)	2	3	1	4	6	6	4,824	4,811	3,537	77,39	75,19	70,53	74,3	61,4	65,5	
Wavelet(20)	2	2	1	4	3	4	4,824	4,505	3,506	77,39	77,10	74,74	76,6	55,4	74,8	
Wavelet(30)	2	3	1	4	8	2	4,825	4,566	3,505	77,39	77,04	76,67	74,8	67,7	4,3	

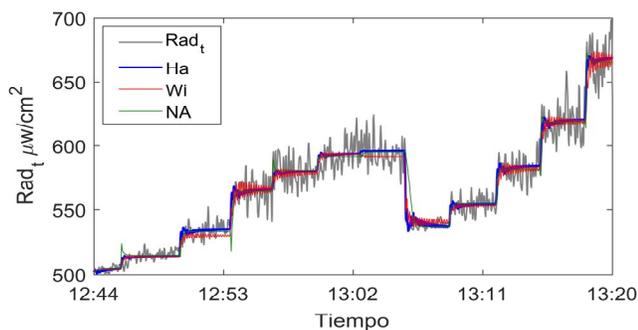


Figura 5: Modelación de la radiación total  $Rad_t$  con sistemas no lineales

#### IV. CONTROL DE LA RADIACIÓN TOTAL EN UN HORNO INDUSTRIAL

Esta sección muestra la síntesis y resultados de los controladores de la radiación total  $Rad_t$  en un horno industrial. Para comparar el desempeño de ambas estrategias de control, calculamos la suma del error cuadrático (SSE) entre la referencia de la radiación total ( $SP(Rad_t)$ ) y la respuesta del sistema controlado (PV

( $Rad_t$ )) para una prueba con  $N_s$  estimaciones, de acuerdo con:

$$SSE = \sum_{j=1}^{N_s} (SP(Rad_t) - PV(Rad_t))^2 \quad (9)$$

A. Diseño de controlador incorporando estimación de no linealidad inversa

El diagrama de bloques de la Figura 6 describe el controlador de la radiación total  $Rad_t$  en un horno industrial, para un rango amplio de la variable de entrada  $u$ . A partir de esta figura, observamos que el controlador de radiación total  $Rad_t$  se caracteriza por combinar componentes lineales y no lineales. De las mediciones de radiación total  $Rad_t$  en el horno de cuchara mostradas en la Figura 3, observamos una tendencia no lineal en la respuesta estacionaria de nuestra variable de diagnóstico de combustión. Dado que el mejor resultado de modelación es un sistema Hammerstein, entonces el diagrama de bloques de la Figura 6 se reduce en  $G = \tilde{G}^{-1} = 1$ , entonces el inverso de la no linealidad a estimar corresponde a  $\tilde{F}^{-1}$ . Esta estimación de la función

inversa de la radiación total  $Rad_t$ , en estado estacionario  $\hat{F}^{-1}$  existe para un rango de entrada de velocidad del ventilador superior al 50 %. Si consideramos las mediciones completas en todo el rango de operación con entrada admisible menor al 50 %, no es posible obtener una función invertible puesto que no se cumple la condición de biyectividad para invertir una función continua. Esta restricción sobre el rango admisible de la variable de entrada permite calcular numéricamente una solución única para el inverso de la no linealidad de la radiación total  $Rad_t$ , en estado estacionario. Esta restricción cobra sentido desde un punto de vista de la combustión en el horno industrial, puesto que valores bajos de la entrada de velocidad del ventilador implican una inestabilidad en la combustión y

revelan una mayor variabilidad de la radiación total  $Rad_t$ , en estado estacionario. Para obtener la estimación del inverso de la no linealidad  $\hat{F}^{-1}$  se entrena una red neuronal artificial de tipo adelanto/atraso (feedforward) [30], ingresando como mediciones de entrada/salida la la velocidad del ventilador y la medición de la radiación total  $Rad_t$ , en estado estacionario, respectivamente, como es mostrado en la Figura 7. La red neuronal artificial con mejor resultado fue aquella con 10 neuronas en la capa oculta. La Figura 8 muestra la respuesta del controlador de radiación total  $Rad_t$ , y la Figura 9 el esfuerzo de control o la variable controlada de velocidad del ventilador, calculada por el controlador de rango amplio descrito en el diagrama de bloques de la Figura 6.

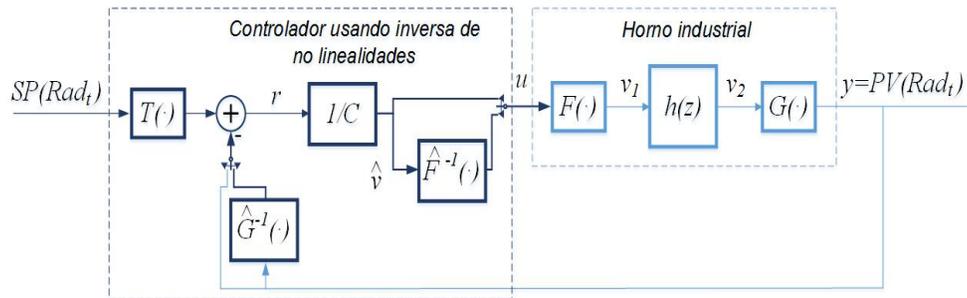


Figura 6: Esquemático controlador de la radiación total basado en la estimación de la no linealidad estática o estacionaria  $\hat{F}^{-1}$ .

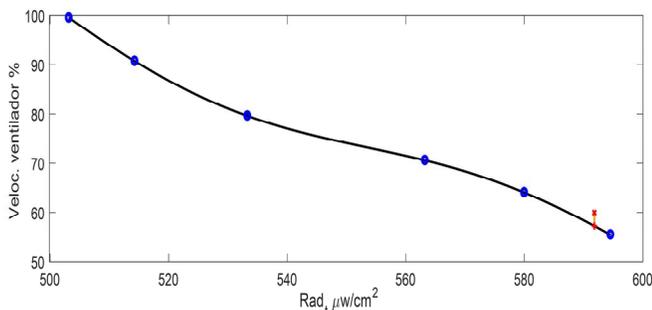


Figura 7: Estimación inversa no linealidad estacionaria de la radiación total  $Rad_t$ ,  $\hat{F}^{-1}$ .

**B. Diseño de controlador robusto**

En este caso, nos enfocamos en el diseño de un controlador a partir de la linealización del sistema Hammerstein, en un punto de operación fijo. Debido a su cercanía con el valor máximo local de radiación total  $Rad_t$  y que asegura una combustión estable, se elige como punto de linealización el valor de entrada  $w_0 = 60\%$  de velocidad del ventilador. Una vez calculado el sistema linealizado alrededor de  $w_0 = 60\%$ , se diseña un controlador robusto, capaz de mantener el desempeño del control a pesar de la presencia de diferencia entre la linealización y el proceso real representado por el sistema Hammerstein. La Figura 10 muestra la curva de respuesta del sistema Hammerstein que representa la radiación total  $Rad_t$ , al mismo tiempo que se muestra la gráfica de la aproximación lineal al sistema real. La Figura 11 muestra la respuesta del controlador de radiación total  $Rad_t$ , y la Figura 12

el esfuerzo de control o la variable controlada de velocidad del ventilador, calculada por el controlador robusto de rango angosto a partir de la linealización del modelo Hammerstein.

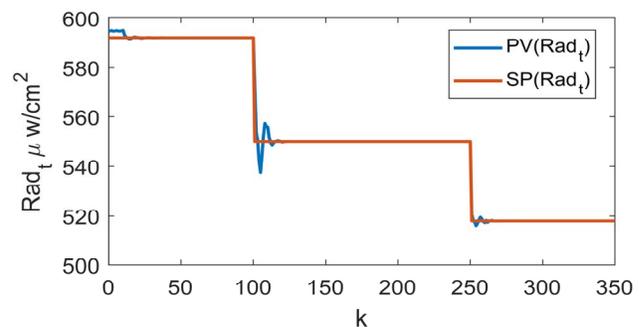


Figura 8: Respuesta dinámica de la radiación total  $Rad_t$ , para controlador de rango amplio  $u_1$

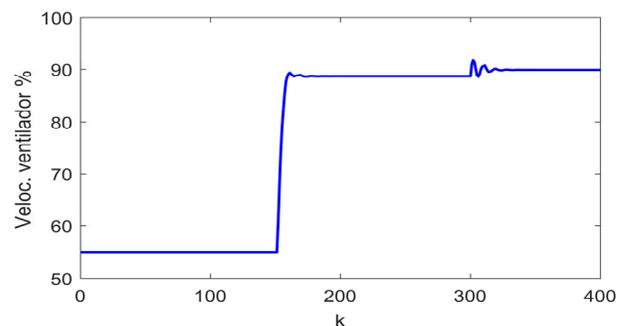


Figura 9: Esfuerzo de control en controlador de rango amplio  $u_1$

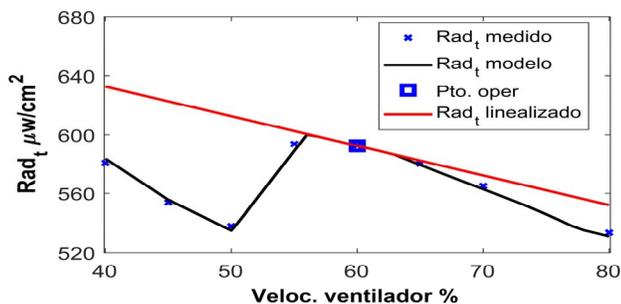


Figura 10: Linealización modelo Hammerstein de radiación total  $Rad_t$  en un horno industrial

### C. Análisis y discusión

De los resultados de modelación presentados en la Tabla I, confirmamos el mejor desempeño con estructuras basadas en bloques, para estimar la radiación total  $Rad_t$  en un horno industrial llegando a un valor de exactitud máxima superior al 79 %, versus estructuras de tipo NARMAX. Del desempeño de los controladores, se calcula el indicador de desempeño para el controlador de rango amplio como  $SSE_1 = 14,6 \mu W/cm^2$ , mientras que el controlador de rango angosto basado en control robusto nos entrega  $SSE_2 = 19,3 \mu W/cm^2$ . En términos relativos, el controlador de rango amplio basado en la inversa de la no linealidad tiene una exactitud aproximadamente 25% superior respecto del controlador de rango angosto basado en control robusto, considerando que la señal de referencia hace un recorrido amplio sobre el rango admisible de la radiación total en el horno industrial. Esta diferencia se puede explicar debido a la diferencia entre el valor de la respuesta obtenido desde el modelo Hammerstein versus el modelo linealizado. Para el caso del controlador de rango amplio una vez que obtenemos la estimación de la inversa de la no linealidad  $\hat{F}^{-1}$ , sintonizamos el controlador PID con ganancia proporcional  $K_p = 0,21$ , ganancia integral  $K_i = 8,26$ , ganancia derivativa  $K_d = 0,303$  y un coeficiente de filtro  $N_f = 0,948$ . En términos de la respuesta transitoria al comparar la Figura 8 y la Figura 11, observamos una respuesta transitoria más rápida para el controlador de rango amplio, ya que el controlador robusto posee una respuesta menos agresiva para equilibrar la incertidumbre introducida por la linealización. En cuanto al esfuerzo de control, la Figura 9 muestra una respuesta más agresiva respecto al control robusto de la Figura 12 y verificamos que la velocidad del ventilador que representa nuestra entrada hacia la combustión permanece en las condiciones operativas admisibles. Desde los resultados preliminares descritos en [17], es posible ajustar los parámetros del controlador de rango amplio, que permiten modificar la respuesta transitoria en términos de velocidad y sobre impulso. De las herramientas computacionales utilizadas para el modelado de radiación total  $Rad_t$ , utilizamos una PC con CPU Intel (R) Core (TM) i5-3210M CPU a 2.5 GHz y 12 GB de memoria RAM. Se verifica empíricamente que el coste computacional del modelado de radiación total  $Rad_t$ , se reduce drásticamente cuando la no linealidad involucrada en la modelación es del tipo polinomial, bajo la suposición de la separabilidad de los sistemas Hammerstein-Wiener [21], entre 25% hasta un 40% respecto al costo computacional de la

modelación incorporando una no linealidad sigmoideal o wavelet. La propuesta descrita en la Figura 6 está limitada por la estimación fija de la no linealidad inversa  $\hat{F}^{-1}$ , a través de la red neuronal artificial, basada en los valores promedio de las condiciones operacionales en la Figura 3 (para los datos de entrenamiento de la red neuronal, ver Figura 6). Podemos optimizar los parámetros del controlador PID de acuerdo con los requisitos operacionales en el proceso de combustión, para obtener una respuesta rápida y precisa de esta variable óptica. Verificamos que la propuesta no sature el esfuerzo del controlador, pero se requiere comparar la robustez del controlador propuesto si consideramos incertidumbre en  $\hat{F}^{-1}$ , pues suponemos conocida la inversa de la no linealidad estática a través de la estimación de  $\hat{F}^{-1}$ . Estas fuentes de incertidumbre son factibles de abordar mediante controladores robustos asociados netamente a la incertidumbre sobre el fenómeno [31], así como también a los sistemas de control sobre redes que permiten compensar congestión o pérdida de paquetes de datos a través de la cooperación entre el controlador y la red [32].

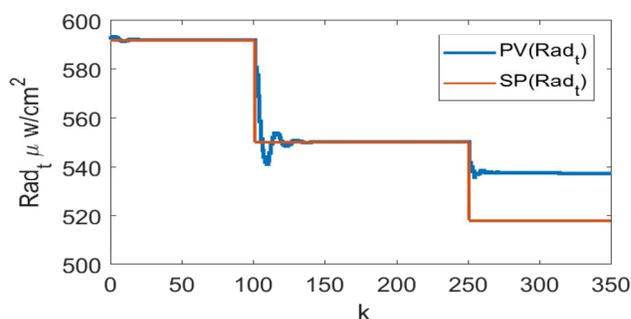


Figura 11: Respuesta dinámica de la radiación total  $Rad_t$  para controlador de rango angosto  $u_2$

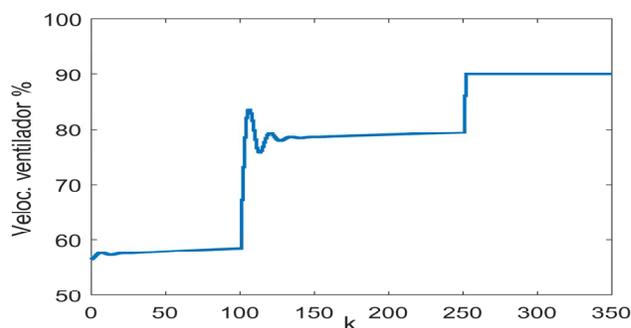


Figura 12: Esfuerzo de control en controlador de rango angosto  $u_2$

## V. CONCLUSIONES

En este trabajo, presentamos los fundamentos para un sistema de control de radiación total  $Rad_t$  en un horno industrial, tomando ventajas de la información calculada a través del diagnóstico de combustión con sensores ópticos desarrollado en [16]. Los resultados indican que la radiación total  $Rad_t$  medida en un horno industrial mediante análisis espectral es factible de ser modelada como un sistema basado en bloques Hammerstein-Wiener, a partir del conjunto de mediciones registrados. El aspecto clave del sistema de control no lineal de la radiación total  $Rad_t$  propuesto es la estimación

de la inversa de la función no lineal del sistema  $F^{-1}$ . El sistema de control de radiación total  $Rad_t$  se puede usar como un bucle interno en un sistema de optimización de combustión más complejo, que calcula el punto de ajuste óptimo de  $Rad_t$  para optimizar la operación del horno industrial. El controlador de la radiación total  $Rad_t$  debería permitir un aumento de la eficiencia energética y la reducción de las emisiones de contaminantes, que todavía son problemas no resueltos. El sistema total de control de radiación como el circuito interno en un sistema de optimización de combustión será capaz de manejar las perturbaciones debido a variaciones en la composición del combustible, si la inversa estimada de la no linealidad cumple con  $F^{-1}$  y está adaptada a las condiciones de funcionamiento instantáneas del proceso. El trabajo futuro considerara obtener una versión robusta o adaptable de  $F^{-1}$  para manejar las perturbaciones en el horno industrial, el uso de este enfoque para sistemas multivariables con diagnóstico de combustión óptica, y el diseño de una optimización operativa usando el bucle interno de control regulatorio.

#### AGRADECIMIENTOS

Hugo O. 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] S. Shafiei and R. A. Salim, "Non-renewable and renewable energy consumption and co2 emissions in oecd countries: A comparative analysis," *Energy Policy*, vol. 66, pp. 547 – 556, 2014.
- [2] "Keyworld energy statistics 2017, IEA," <https://webstore.iea.org/key-world-energy-statistics-2017>.
- [3] R. F. Service, "Study fingers soot as a major player in global warming," *Science*, vol. 319, no. 5871, pp. 1745–1745, 2008.
- [4] L. Prieto-Parra, K. Yohannessen, C. Brea, D. Vidal, C. A. Ubilla, and P. Ruiz-Rudolph, "Air pollution, pm2.5 composition, source factors, and respiratory symptoms in asthmatic and nonasthmatic children in Santiago, Chile," *Environment International*, vol. 101, pp. 190 – 200, 2017.
- [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] M. Liukkonen and T. Hiltunen, "Adaptive monitoring of emissions in energy boilers using self-organizing maps: An application to a biomass-fired CFB (circulating fluidized bed)," *Energy*, vol. 73, pp. 443 – 452, 2014.
- [7] B. Lin and S. B. Jorgensen, "Soft sensor design by multivariate fusion of image features and process measurements," *Journal of Process Control*, vol. 21, no. 4, pp. 547 – 553, 2011.
- [8] J. Song, C. E. Romero, Z. Yao, and B. He, "Improved artificial bee colony-based optimization of boiler combustion considering NOx emissions, heat rate and fly ash recycling for on-line applications," *Fuel*, vol. 172, pp. 20 – 28, 2016.
- [9] 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.
- [10] A. Smolarz, A. Kotyra, W. Wojcik, and J. Ballester, "Advanced diagnostics of industrial pulverized coal burner using optical methods and artificial intelligence," *Experimental Thermal and Fluid Science*, vol. 43, pp. 82 – 89, 2012.
- [11] B. Huang, Z. Luo, and H. Zhou, "Optimization of combustion based on introducing radiant energy signal in pulverized coal-fired boiler," *Fuel Processing Technology*, vol. 91, no. 6, pp. 660 – 668, 2010.
- [12] H. O. Garces, A. J. Rojas, L. E. Arias, and O. F. Farias, "A comparative study of boiler optimization via flame spectrum analysis," in *Proceedings of the 2014 IEEE Multi-Conference on Systems and Control*, Oct 2014, pp. 1668–1674.
- [13] H. O. Garces, 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 *Proceedings of the 2015 IEEE Multi-Conference on Systems and Control*, September 2015, pp. 269–274.
- [14] M. Vogelbacher, P. Waibel, J. Matthes, and H. B. Keller, "Image-based characterization of alternative fuel combustion with multifuel burners," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 14, no. 2, pp. 588–597, Feb 2018.
- [15] P. Tóth, A. Garami, and B. Csordás, "Image-based deep neural network prediction of the heat output of a step-grate biomass boiler," *Applied Energy*, vol. 200, pp. 155 – 169, 2017.
- [16] H. O. Garces, L. Arias, A. J. Rojas, C. Carrasco, A. Fuentes, and O. Farias, "Radiation measurement based on spectral emissions in industrial flames," *Measurement*, vol. 87, pp. 62 – 73, 2016.
- [17] H. O. Garces, A. J. Rojas, and L. E. Arias, "Identification and control of total radiation in a combustion process based on hammerstein systems," in *Electrical, Electronics Engineering, Information and Communication Technologies (CHILECON) ISSN 0719-6806, 2017 CHILEAN Conference on. IEEE, 2017*, pp. 93–98.
- [18] H. Akaike, "A new look at the statistical model identification," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 19, no. 6, pp. 716–723, Dec 1974.
- [19] R. Pearson, "Selecting nonlinear model structures for computer control," *Journal of Process Control*, vol. 13, no. 1, pp. 1 – 26, 2003.
- [20] R. K. Pearson, "Nonlinear empirical modeling techniques," *Computers & Chemical Engineering*, vol. 30, no. 10–12, pp. 1514 – 1528, 2006.
- [21] F. Giri and E.-W. Bai, *Block-oriented nonlinear system identification*. Springer, 2010, vol. 1.
- [22] M. Schoukens and K. Tiels, "Identification of block-oriented nonlinear systems starting from linear approximations: A survey," *Automatica*, vol. 85, pp. 272 – 292, 2017.
- [23] G. M. Espinosa, C. M. A. Zaragoza, M. V. Roman, G. L. O. Gordillo, and M. A. Medina, "Fault diagnosis in sensors of boiler following control of a thermal power plant," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 16, no. 6, pp. 1692–1699, June 2018.
- [24] X. Hong, R. Mitchell, and S. Chen, "Modelling and control of hammerstein system using b-spline approximation and the inverse of de boor algorithm," *International Journal of Systems Science*, vol. 43, no. 10, pp. 1976–1984, 2012.
- [25] R. Vilanova and V. M. Alfaro, "Control pid robusto: Una visión panorámica," *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI*, vol. 8, no. 3, pp. 141 – 158, 2011.

- [26] F. Khani and M. Haeri, "Robust model predictive control of nonlinear processes represented by wiener or hammerstein models," *Chemical Engineering Science*, vol. 129, pp. 223–231, 2015.
- [27] K. Zhou and J. C. Doyle, *Essentials of robust control*. Prentice hall Upper Saddle River, NJ, 1998, vol. 104.
- [28] J. Zabadal, M. Vilhena, and S. B. Leite, "Heat transfer process simulation by finite differences for online control of ladle furnaces," *Ironmaking & Steelmaking*, vol. 31, no. 3, pp. 227–234, 2004.
- [29] T. Ogunfunmi, *Adaptive Nonlinear System Identification*. Springer US, 2007.
- [30] R. P. Ferreira, A. Martiniano, A. Ferreira, A. Ferreira, and R. J. Sassi, "Study on daily demand forecasting orders using artificial neural network," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 14, no. 3, pp. 1519–1525, March 2016.
- [31] J. P. Ortiz, L. I. Minchala, and M. J. Reinoso, "Nonlinear robust infinity pid controller for the multivariable system quadrotor," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 14, no. 3, pp. 1176–1183, March 2016.
- [32] J. M. P. Olate, L. de Paula Carvalho, A. P. de Castro Golcalves, C. E. G. Morales, and A. M. de Oliveira, "Networked control systems application: Minimization of the global number of interactions, transmissions and receptions in multi-hop network using discrete-time markovian jump linear systems," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 14, no. 6, pp. 2675–2680, June 2016.



**Hugo O. Garcés** recibió el grado de Doctor en Ingeniería Eléctrica de la Universidad de Concepcion, 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, y los sistemas de control 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, diseño de controladores, 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 sistemas de sensado remoto con imágenes satelitales.