

Aproximación Teórica al Modelado de Eficiencia y Desempeño de Calderas

Theoretical approach to Boiler's Efficiency and Performance Modeling

Cristian David Mojica Cabeza^{1*}, Luis Eduardo García Sánchez², Ramón Silva Rodríguez³

¹ Corporación Centro de Desarrollo Tecnológico del Gas, Santander, Colombia

² Inline Fluid Systems, Santander, Colombia.

³ Servicio Nacional de Aprendizaje-SENA, Centro Industrial de Mantenimiento Integral, Santander, Colombia.

*Autor de contacto. Correo electrónico: cristian.mojica.19@gmail.com

RESUMEN

En el presente artículo se buscó comparar las diferentes metodologías existentes para el cálculo de la eficiencia energética en calderas, por medio de un acercamiento cualitativo. Para esto, se abordaron casos de estudio en donde se aplican dichas metodologías, lo que permite obtener una descripción del funcionamiento y empleabilidad de los métodos. Se delimitó la clasificación en métodos analíticos, modelados mecánicos y modelados empíricos. Al realizar las comparaciones se obtuvo una tabla con ventajas y desventajas de los modelos comprendidos en métodos analíticos y modelados mecánicos. Adicionalmente, se presenta una segunda tabla para la comparación de los modelados empíricos, donde la mayor parte de las metodologías son de inteligencia artificial. Se estableció una relación entre los subsistemas de una caldera y sus variables medibles. Finalmente, se relacionó cada uno de los modelos expuestos con sus variables críticas.

Palabras clave: *Eficiencia energética; Caldera; Metodología; Modelado.*

ABSTRACT

This article aimed to compare some different methodologies for the calculation of energy efficiency in boilers; moreover, it looks at and discuss them from a qualitative approach. Several case studies in which those methodologies were applied are reviewed; having as a result a description of the operation and application of the methodologies. These are classified as follows: analytic methods, mechanistic modeling and empiric modeling. Advantages and disadvantages resulting from the comparison of the methodologies included in analytic methods and mechanistic modeling are displayed using a comparative chart. Furthermore, the advantages and disadvantages of the empiric modeling are analyzed also in a comparative chart on their own taking into account that most of them are related to Artificial Intelligence. Eventually, taking into account all the information gathered from the comparison and analysis made it is possible to establish a relation between the boiler's subsystems and their measurable variables. Finally, each model reviewed is related to its critical variables.

Keywords: *Energy efficiency; Boiler; Methodology; Modeling permissible errors.*





1 INTRODUCCIÓN

Las calderas son, de manera simplificada, la combinación de un quemador con un intercambiador de calor. El quemador genera una corriente de gases a alta temperatura. Dependiendo del tipo de caldera, los gases circulan por los tubos o la carcasa del intercambiador para calentar un fluido. Normalmente se calienta agua, para llevarla a, en la mayoría de los casos, estado gaseoso. Esta corriente final se emplea para procesos que requieren vapor, para calefacción y/o para la producción de energía eléctrica por medio de turbinas [1].

Estos sistemas pueden emplear diferentes tipos de combustibles, normalmente de origen fósil, como lo son el carbón, combustibles líquidos derivados del petróleo, y gases de cola de proceso o gas natural [2]. Se observan diversas distribuciones de calderas para diferentes tipos de combustible. Incluso se pue-

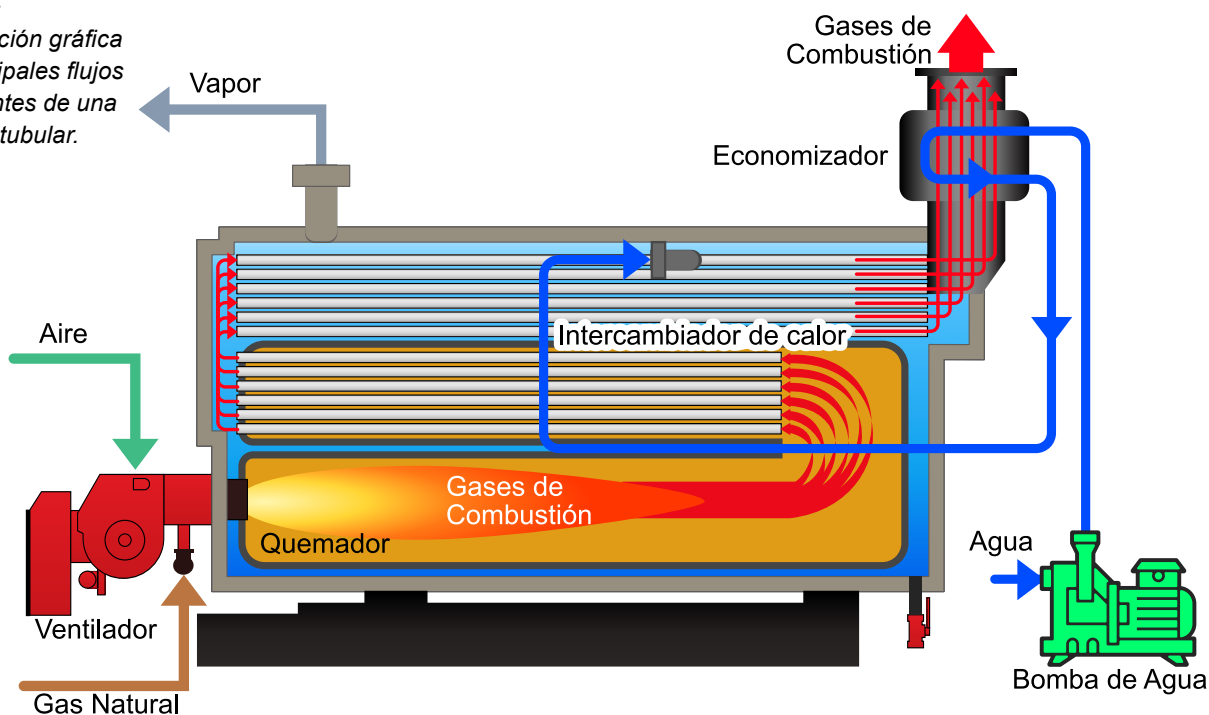
den llegar a emplear residuos industriales, o biomasa, con eficiencia relativamente baja, del orden del 60 % [3, 4].

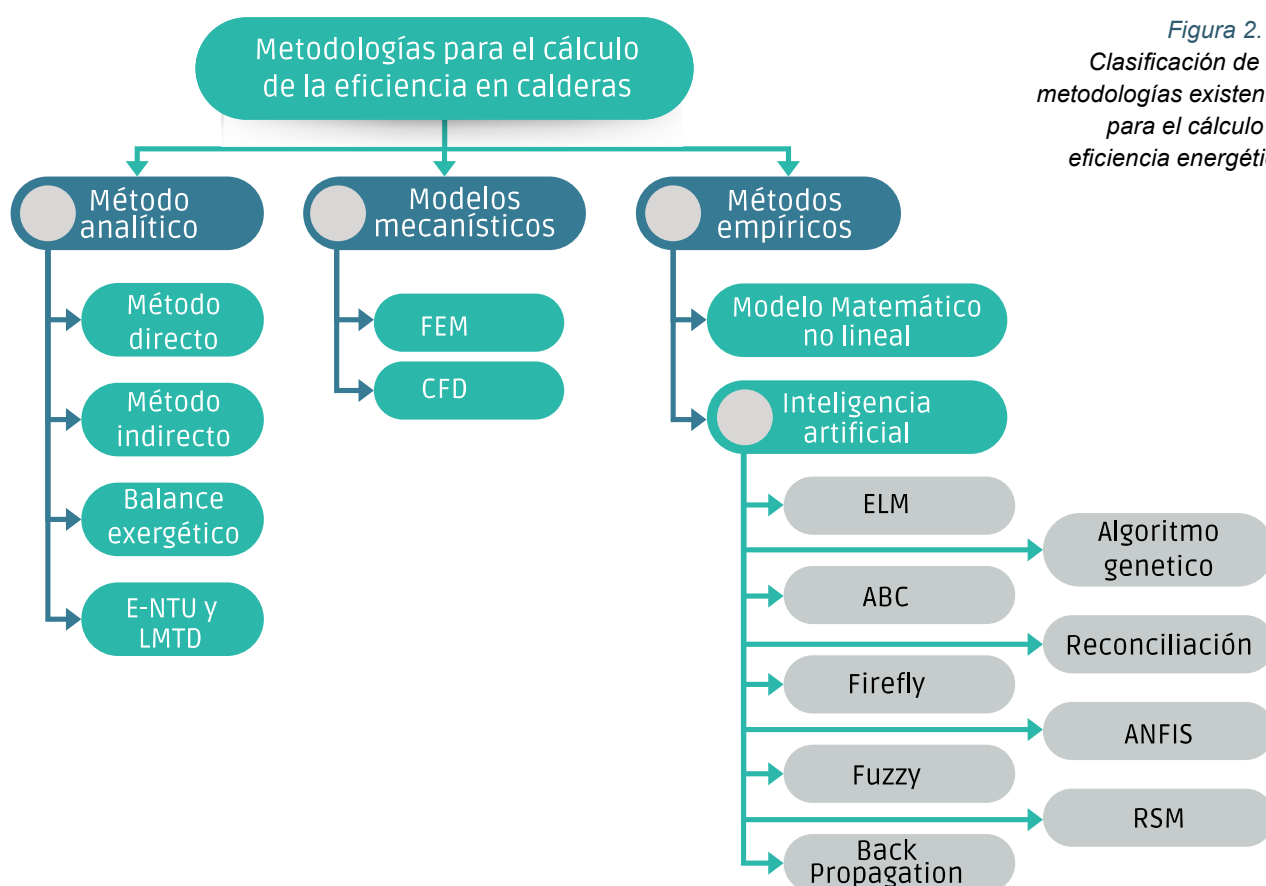
Como se observa en la Figura 1, la caldera es la unión de varios subsistemas, primordialmente, un quemador donde se lleva a cabo la combustión que transforma la mezcla de aire y combustible en un gas de combustión caliente que, posteriormente, recorre cierta cantidad de tubos sumergidos en un tanque lleno de agua en la zona de intercambio de calor, generando así el vapor que se emplea en otros procesos industriales o constituye la corriente de entrada para una turbina (generación de electricidad). En este tipo de calderas, se suele emplear combustibles líquidos o gaseosos [5].

De acuerdo con la división en subsistemas, la eficiencia puede evaluarse en la combustión, entendiéndose como la energía disponible en

Figura 1. >>

Representación gráfica de los principales flujos y componentes de una caldera pirotubular.





*Figura 2. >>
Clasificación de las metodologías existentes para el cálculo de eficiencia energética.*

el combustible que realmente se está aprovechando, la eficiencia de la transferencia de calor en la zona de intercambio entre el gas caliente y el agua, que junto con las pérdidas menores asociadas a otros subsistemas como la purga engloban la eficiencia energética de la caldera [6].

Para las calderas pirotubulares, los valores típicos de eficiencia, definida como la relación entre la energía que produce y la energía que se le suministra a un sistema, oscilan entre 65 % y 80 %. En el caso particular del gas natural como combustible, la eficiencia varía entre 76 % y 81 %. Las pérdidas de eficiencia también pueden deberse a falta de mantenimiento (30 % en el peor de los casos), malas relaciones

aire/combustible, uso del equipo por debajo de la carga mínima establecida y pérdidas por radiación debido a un mal aislamiento del sistema [7].

2 METODOLOGÍAS PARA EL CÁLCULO DE LA EFICIENCIA ENERGÉTICA EN CALDERAS

A este respecto se encuentran metodologías aplicadas que van desde lo analítico, pasando por lo mecánico, hasta llegar a modelos empíricos basados en heurística, ajustes matemáticos o inteligencia artificial [8]. La clasificación de las diferentes metodologías se expone en la Figura 2.

2.1 MÉTODO ANALÍTICO

En el método analítico, se calcula la eficiencia a partir de balances energéticos y ecuaciones, pero es limitado en cuanto al poder visualizar de manera directa cómo influyen las diferentes variables operativas sobre la eficiencia. Dentro del método analítico, existe otra división en cuanto al cálculo de eficiencia energética de acuerdo con el Performance Test Code (PTC) de The American Society of Mechanical Engineers (ASME) en su edición 4-2013, el método directo e indirecto, entendiéndose el primero como la relación directa entre la energía aprovechada y la suministrada, y la segunda como una eficiencia calculada a partir de las pérdidas generadas en los diferentes subsistemas que constituyen la caldera [9].

2.1.1 MÉTODO DIRECTO

En este método, se emplea la Ecuación 1, que relaciona la energía presente en el vapor producido (energía aprovechada) y la energía disponible en el combustible empleado [10], en este caso, gas natural, siendo valores de interés el poder calorífico y la caracterización del combustible [11]. En la práctica, el cálculo suele basarse en el Poder Calorífico Inferior (PCI), que ya tiene en cuenta el calor perdido por la vaporización del agua en los productos, es decir para hacer el cálculo a partir del Poder Calorífico Superior (PCS) se debería eliminar el agua de los productos en estado líquido, por lo que su vaporización constituye una pérdida energética usualmente asociada al calor perdido con los humos [5].

$$\eta_c = \frac{Q_w}{Q_c} * 100 \quad [\%]. \quad (1)$$

En la Ecuación 1 η_c es la eficiencia de la caldera, Q_w corresponde a la energía asociada al

vapor producido y Q_c es la energía suministrada por el combustible en forma de calor.

2.1.2 MÉTODO INDIRECTO

Se basa, esencialmente, en la suma de pérdidas energéticas, como se observa en las Ecuaciones 2 y 3. Las principales pérdidas de calor de una caldera incluyen (1) gas de combustión seco que sale, (2) humedad en el gas de combustión, (3) humedad en el aire de combustión, (4) radiación de la superficie de la caldera, (5) purga de agua y (6) otras pérdidas. En un estudio particular, Qu *et al.*, asumen las pérdidas debidas a 4, 5 y 6 como las constantes 0.015, 0.04 y 0.005, respectivamente [6, 12].

$$\eta_c = 100 - \sum q_n \quad (2)$$

$$\sum q_n = q_1 + q_2 + q_3 + q_4 + q_5 + q_6 + \dots \quad (3)$$

En la Ecuación 2, η_c es la eficiencia de la caldera. Se sustrae la sumatoria de las pérdidas energéticas para hallar la eficiencia en porcentaje. En la sumatoria, Ecuación 3, el término q_1 corresponde a las pérdidas en el gas de combustión, q_2 y q_3 a la humedad en el gas y el aire de combustión, respectivamente, q_4 a las pérdidas por radiación, q_5 es la pérdida debida a la purga y q_6 es la suma de las demás pérdidas. Diferentes autores difieren en cuanto al número de pérdidas principales. Para Bujak, se pueden identificar nueve (9), incluyendo las anteriormente mencionadas [13]. Sin embargo, la mayoría de los estudios coinciden en que la mayor cantidad de energía se pierde en la combustión, en los gases de combustión y en el intercambiador de calor [7, 14].

2.1.3 BALANCE EXERGÉTICO

Una vez se abordan temas como balances energéticos y pérdidas energéticas en procesos, hay un concepto que aparece necesariamente, la exergía. La exergía es el trabajo máximo disponible generado por una cantidad específica de energía o un flujo al llevarlo de un estado de referencia a un equilibrio termodinámico, tomando como referencia las condiciones ambientales. Un análisis exergético implementa simultáneamente la primera y segunda ley de la termodinámica, es decir, cantidad y calidad de la energía implicada en el proceso [15]. También puede emplearse para calcular la pérdida irreversible de energía en un proceso, entendiendo que no todas las irreversibilidades se pueden evitar y aun las que se pueden evitar no son equivalentes energéticamente, es decir, en la realidad ningún proceso llega a ser un 100% eficiente [16].

Behbahaninia *et al.*, realizan un análisis paramétrico de destrucción exergética y eficiencia exergética en relación con las condiciones de referencia ($T = 25\text{ °C}$ y $P = 1\text{ bar}$), que, siendo estrictos, debería tomarse como la condición ambiental más fría [10], hallando que la destrucción aumenta con el aumento de la temperatura mientras que la eficiencia disminuye. En ese mismo estudio, se encontró que la mayor cantidad de exergía se pierde en la unidad de combustión en comparación con la de intercambio de calor, ergo la eficiencia es mayor en el intercambiador debido a las grandes irreversibilidades que ocurren en la unidad de combustión [17]. De manera análoga al cálculo indirecto de la eficiencia energética, se puede dividir el cálculo de la exergía en 6 subsistemas: destrucción exergética en la caldera (combustión, como la principal pérdida), pérdidas a través de los muros, des-

trucción en el calentador, pérdida en el gas emitido, pérdida por formación de CO y pérdida por combustible sin quemar. Esto teniendo en cuenta que: (1) no se considera la purga como pérdida sino como exergía de producto, ya que esta depende de la calidad del agua y no de la eficiencia de la caldera como tal; (2) se considera el mezclador de aire, en el cual no hay pérdida energética, pero sí exergética debida a la mezcla y transferencia de calor; (3) no se tienen en cuenta la energía cinética y potencial en los balances; y (4) la pérdida exergética por combustión incompleta y por radiación son descartables en los cálculos, ya que se encontró que para un buen funcionamiento de los quemadores y un buen aislamiento, respectivamente, estos valores son despreciables. Un balance más general podría resumirse en la exergía del producto, del combustible, pérdidas y destrucción [15, 18].

2.1.4 ϵ -NTU Y LMTD

El método de número de unidades transferidas (NTU por sus siglas en inglés) es usado para calcular la tasa de transferencia de calor en intercambiadores de calor, especialmente aquellos que funcionan a contracorriente, cuando no hay suficiente información para calcular la diferencia de temperatura media logarítmica (LMTD por sus siglas en inglés). La LMTD es usada para determinar la temperatura que impulsa el intercambio de calor en sistemas de flujo, mayormente intercambiadores de calor. La LMTD es una aproximación logarítmica de la diferencia de temperatura entre las entradas caliente y fría del intercambiador de calor y ambas salidas del intercambiador de calor, como puede observarse en la ecuación (4). Entre más grande sea la LMTD, mayor calor transferido [19].

$$LMTD = \frac{\Delta T_A - \Delta T_B}{\ln\left(\frac{\Delta T_A}{\Delta T_B}\right)} = \frac{\Delta T_A - \Delta T_B}{\ln \Delta T_A - \ln \Delta T_B} \quad (4)$$

Donde ΔT_A es la diferencia de temperatura entre las dos corrientes en el punto A, ΔT_B es la diferencia de temperatura entre las dos corrientes en el lado contrario, en el punto B.

El método NTU es aplicable sin importar la distribución del flujo (flujo paralelo o contraflujo) porque la efectividad de los demás métodos depende de cálculos diferenciales y la temperatura logarítmica. Así, la efectividad de un intercambiador de calor, requiere definir la mayor cantidad de calor transferido posible, que se logra con contraflujo o una longitud que tiende a infinito, sometiendo los fluidos a una diferencia considerable de temperatura [14]. Estas metodologías son aplicadas para calcular subsistemas de la caldera que se pueden aproximar al comportamiento de un intercambiador de calor (intercambiador de calor principal, pre-calentadores, economizador).

Para el cálculo de la efectividad térmica del intercambiador a contracorriente, para el método NTU, se puede emplear la siguiente expresión.

$$\varepsilon = \frac{1 - \exp\left(-NTU * \left(1 - \frac{\dot{C}_{min}}{\dot{C}_{max}}\right)\right)}{1 - \frac{\dot{C}_{min}}{\dot{C}_{max}} * \exp\left(-NTU * \left(1 - \frac{\dot{C}_{min}}{\dot{C}_{max}}\right)\right)} \quad (5)$$

Donde

$$NTU = \frac{k * A}{\dot{C}_{min}} \quad (6)$$

$$\dot{C}_{min} = \min\left[(C_p \dot{m})_{gas}, (C_p \dot{m})_{vapor}\right] \quad (7)$$

Donde $\dot{C}_{min}$ es el menor entre el flujo de vapor y de gases de chimenea, multiplicados por su respectiva capacidad calorífica, k es la constante de transferencia y A es el área superficial de intercambio de calor [19].

2.2 MODELOS MECANÍSTICOS

En este modelo se asume que puede comprenderse un sistema complejo examinando el funcionamiento de sus partes y la manera en que se juntan. Los modelos mecanísticos suelen tener un aspecto físico, tangible, los componentes del sistema son reales, sólidos y visibles.

2.2.1 FEM

El Método de Elementos Finitos, FEM por sus siglas en inglés, es un método numérico general para la aproximación de soluciones de ecuaciones diferenciales parciales muy complejas utilizado en diversos problemas de ingeniería y física. Se usa para resolver ecuaciones diferenciales asociadas a un problema físico sobre geometrías complicadas, en el diseño de aplicaciones industriales y en la simulación de sistemas físicos complejos. Su principal requisito es que las ecuaciones constitutivas y ecuaciones de evolución temporal del problema sean conocidas de antemano [20]. Se divide el sistema para hacer un cálculo progresivo de las partes. Normalmente es empleado en los intercambiadores de calor, de manera que se plantea un balance de masa y de energía para cada uno de los n elementos en los que se divide el subsistema [21].

2.2.2 CFD

Una de las metodologías más complejas, y, por lo tanto, la que mejor describe el comportamiento real de una caldera es el Modelado

Tabla 1. >> Comparación cualitativa de las diferentes metodologías existentes para el cálculo/modelado de la eficiencia energética en calderas [25-29].

Metodología	Ventajas	Desventajas
Modelo analítico adiabático	- Capacidad de cálculo en tiempo real.	- Asume temperatura constante del gas. - Suele incluir cálculos de los subsistemas, no de la caldera entera.
ϵ -NTU	- Modelo ajustable a cálculos online. - Método simplificado de modelado de los intercambiadores de calor bajo la suposición de calor específico constante en ambos fluidos. - Método usable para el cálculo de las temperaturas a la salida del intercambiador de calor basado en las temperaturas de entrada.	- La necesidad de usar operaciones matemáticas que solo pueden emplearse con números adimensionales. - No se puede emplear con fluidos cuyo calor específico no es constante, o depende de temperatura y presión.
LMTD	- Capacidad de cálculo en tiempo real.	- Requiere tiempo para el cálculo iterativo de la temperatura de fluido a la salida del intercambiador. - Modelado del intercambiador de calor, no de la caldera completa.
FEM (método de elementos finitos)	- Confiabilidad en los cálculos debido al detalle que se alcanza.	- Complejidad de cálculos para subsistemas que podrían modelarse de manera empírica.
CFD	- Obtención de resultados para formas complicadas que no se pueden calcular de manera analítica. - Presentación de distribuciones detalladas de parámetros seleccionados que son resultado de la simulación. - Simulación de varias condiciones. - Visualización de los resultados de los cálculos. - Análisis del problema en detalle sin el consumo de tiempo y costo de investigación experimental.	- Gran poder de cómputo requerido. - Largo tiempo de cálculo. - Los cálculos no pueden hacerse en tiempo real debido a los largos tiempos de cálculo. - La posibilidad de error asociado al modelo aplicado, condiciones de frontera, discretización y redondeo de los resultados de los cálculos.

Dinámico Computacional de Fluidos (CFD por sus siglas en inglés). Esta técnica consiste en el modelado detallado de los líquidos o gases presentes en el proceso basándose en las propiedades fisicoquímicas de los mismos, generando modelos tridimensionales realistas del comportamiento de los fluidos [22]. Estos modelos facilitan la correcta simulación del flujo turbulento del gas, la transferencia de calor por radiación durante los pasos del gas y las interacciones por convección con las paredes

de la cámara de combustión, pero debido a los altos requerimientos computacionales, su uso para el monitoreo y simulación online depende de la capacidad de cómputo disponible, y suele emplearse para casos de estudio específicos o de manera académica [20, 23].

Cuando el nivel de detalle requiere una simulación por medio de CFD, se realiza la misma para el subsistema específico que lo requiere. Normalmente, se modela el intercambia-

dor de calor y la zona de transferencia de calor por régimen convectivo, así como para predecir la emisión de contaminantes [19], y en casos específicos para encontrar fallas en el funcionamiento de una caldera o para prevenirlos. Los demás subsistemas se calculan a partir de modelos matemáticos menos complejos, para los cuales la caldera funciona de alguna manera como una caja negra comparado con la complejidad del CFD [24].

Una vez descritas las diferentes metodologías empleadas en la literatura para el modelado de la eficiencia de calderas, se realiza la Tabla 1 con las ventajas y desventajas que atañen a cada uno de los modelos para tener una visión más clara de la aplicabilidad o no aplicabilidad de cada una de ellas al proyecto en cuestión.

2.3 MODELADOS EMPÍRICOS

Debido a que los modelos mecánicos encuentran cierta dificultad a la hora de ajustarse al comportamiento no lineal de las calderas, últimamente, se han realizado una buena cantidad de estudios en cuanto a la optimización del funcionamiento de la inteligencia artificial como una alternativa al modelado matemático no lineal básico. En la inteligencia artificial, las redes neuronales (ANN por sus siglas en inglés) se consolidan como una de las herramientas más usadas para generar estas aproximaciones basadas en datos empíricos o provenientes de su contraparte analítica, constituyendo estos últimos, sistemas híbridos [30]. Las ANN consisten en una aproximación al funcionamiento de las neuronas, de ahí su nombre, contando con diferentes capas: una capa donde se ubican las variables de entrada (input), y una(s) capa(s) oculta(s) intermedia(s) que finalmente derivan en la

capa que genera las variables de interés (output). La comunicación, o relación entre las capas está dada por la conexión de los componentes de esta, generando una red. Dicha comunicación se rige por un peso, que es un valor obtenido a través del entrenamiento de la red [30, 31]. Como las redes neuronales dependen estrictamente del conjunto de entrenamiento que se emplee, pueden constituir modelos híbridos dependiendo de si el conjunto de entrenamiento proviene de un análisis analítico, o es un conjunto de datos obtenidos de la literatura. El modelado mediante inteligencia artificial tiene dos fases principales, una fase de aprendizaje o entrenamiento y otra de operación o aplicación. En la primera se usa un modelo ajustado al sistema de interés o una base de datos para generar los coeficientes asociados a cada una de las variables que posteriormente se emplean para hacer las predicciones [32]. A continuación, se describe el método base (modelado matemático no lineal) y varias metodologías asociadas a la inteligencia artificial.

2.3.1 MODELADO MATEMÁTICO NO LINEAL

Los modelados matemáticos tienen como objetivo principal encontrar las variables más influyentes del sistema, así como las variables de salida de interés y generar un modelo alrededor de estos datos [13]. Por ejemplo, Zhou, a partir de cálculos realizados siguiendo la ASME-PTC, obtiene curvas de temperatura del aire vs. eficiencia, que emplea para modelar la eficiencia respecto a la temperatura del aire a la entrada del quemador [33]. En el caso de Ochoa *et al.*, se emplea el índice de rendimiento energético, la ISO 15001 [34]. En otro estudio se emplea una proyección económica también conocida como el sistema 3E (Eficiencia, Economía, Medioambiente-Envi-

ronment-), manejan los cálculos energéticos básicos y se centran más en la disponibilidad energética del combustible que en la eficiencia como tal de la caldera [35]. De manera complementaria, en la metodología descrita por Rusinowski & Stanek, se emplea la norma DIN 1942 para los balances de materia y energía, que posteriormente se emplea como entrada de una red neuronal [30].

2.3.2 ELM

Extreme learning machine ELM es una nueva red neuronal de alimentación de capa oculta (SLFN) en la que los pesos de entrada y los sesgos de los nodos de capa oculta se generan aleatoriamente sin ajustar y el peso de salida se determina analíticamente, por lo que no requiere de valores iniciales, lo que aumenta la aleatoriedad que normalmente tienen otros sistemas en los que se fija un valor inicial basados en heurística [36].

2.3.3 ALGORITMO DE COLONIA DE ABEJAS (ABC)

El Algoritmo de Colonia de Abejas (ABC), suele ser empleado junto con el ELM y consiste en una colonia que se compone de tres grupos de abejas: abejas obreras, espectadoras y exploradoras. Se supone que solo hay una abeja obrera para cada fuente de alimento. Es decir, el número de abejas obreras en la colonia es igual al número de fuentes de alimento. Las abejas obreras van a su fuente de alimento y regresan a la colmena. En cuanto se quedan sin fuente de alimento, se convierten en exploradoras y comienzan a buscar una nueva fuente de alimento [36].

2.3.4 ALGORITMO DE LUCIÉRNAGAS (FIREFLY)

Este algoritmo de entrenamiento de redes neuronales que funciona bajo la premisa de que las luciérnagas se atraen más en cuanto

más brille el objetivo, de esta manera se da un valor inicial de entrada y se establece un brillo particular a la función objetivo [8]. Esta metodología necesita valores de entrada y salida para entrenar la red neuronal, ya sea de valores simulados o reales. El algoritmo Firefly es más preciso que el back propagation para correlaciones no lineales como las de las calderas [37].

2.3.5 RED NEURONAL GAUSSIANA Y DIFUSA (FUZZY)

Para una red neuronal difusa, la conexión sináptica es representada como una relación difusa de dos dimensiones, con una entrada y una salida sináptica, lo que para el entrenamiento genera una relación bidimensional para cada sinapsis. Al tener doble dependencia en lugar de la dependencia unidimensional de las redes normales, el modelado es más eficiente y se tiene una mayor confiabilidad en la predicción. Sin embargo, debe conocerse el sistema a trabajar para dotar a la red de unos buenos valores iniciales, resultando así en una mayor eficiencia computacional [38, 39].

2.3.6 BACK PROPAGATION

El algoritmo de Back Propagation (BP) ha sido ampliamente usado en el entrenamiento de redes neuronales para aprendizaje supervisado. El BP calcula el gradiente de la función de pérdida con respecto a los pesos de la red para un único ejemplo de entrada-salida, empezando de atrás hacia adelante como su nombre sugiere, y teniendo en cuenta todos los pesos para cada capa por regla de cadena, así evita cálculos redundantes en los términos intermedios para el caso de redes con cierta complejidad [40, 41].

2.3.7 ALGORITMO GENÉTICO

Es un algoritmo de búsqueda basado en la heurística que imita el proceso de selección natural, utilizando métodos como el empleado en mutación o cruces para generar nuevos genotipos con la esperanza de encontrar buenas soluciones a un problema dado. En el caso específico de Zhang *et al.*, se emplea para optimizar una metodología y buscar una solución en tiempo real actualizada cada 30 segundos [42].

2.3.8 MÉTODO DE RECONCILIACIÓN DE DATOS

De manera bastante simplificada, consiste en tomar datos que tienen cierto error asociado y reducir ese error [43]. En la literatura, se hacen balances de energía y de masa normales, y a partir de este modelo se hace la reconciliación de los datos. Los resultados de las medidas tienen errores asociados a la precisión de los equipos usados para tal propósito, fallas en los mismos, o mal procesamiento de la señal. Estos errores pasan a las ecuaciones o modelos empleados, y dependiendo del grado de complejidad de las mismas, tienden a aumentar. De manera que la reconciliación de datos permite calcular de forma más confiable medidas de temperatura, que es una de las variables principales en procesos térmicos; evaluar la precisión de los resultados corregidos de las medidas y cantidades desconocidas calculadas; y reducir la incertidumbre de las medidas tomadas y el control del cumplimiento de la incertidumbre supuesta de las mediciones [44].

2.3.9 ANFIS

ANFIS (adaptive neuro-fuzzy inference system) es una clase de redes de avance multipa adaptables. ANFIS incorpora la capacidad de autoaprendizaje de la red neuronal con

la función de expresión lingüística de la inferencia difusa. ANFIS permite que las reglas if-then y la función de pertenencia se construyan en función de los datos históricos, y de forma sincronizada incluye la naturaleza adaptable para fines de ajuste automático [36].

2.3.10 RSM

RSM (response surface method) es una metodología para entrenar una red neuronal. La metodología de superficie de respuesta (RSM) explora las relaciones entre varias variables explicativas y una o más variables de respuesta. La idea principal de RSM es utilizar una secuencia de experimentos diseñados para obtener una respuesta óptima. Box y Wilson sugieren usar un modelo polinómico de segundo grado para hacer esto. Reconocen que este modelo es sólo una aproximación, pero lo utilizan porque un modelo de este tipo es fácil de estimar y aplicar, incluso cuando se sabe poco sobre el proceso. En la literatura revisada se aplica en una red tipo 2-5-1 (input, hidden layer and output, respectivamente) y el ajuste logrado es de 0.98 aproximadamente [45].

3 ANÁLISIS DEL PANORAMA DE MODELADO

Una vez expuestas las diferentes metodologías de modelado empírico, se construye la Tabla 2, para obtener una comparación cualitativa de las diferentes metodologías encontradas en la literatura.

Teniendo en cuenta que el propósito de las diferentes metodologías es calcular la eficiencia energética, resulta útil un diagrama de Sankey (Figura 3) que permita visualizar de manera más clara qué sucede con la energía

Tabla 2. >> Comparación cualitativa de los diferentes modelados empíricos existentes para el cálculo de la eficiencia energética en calderas [46-50].

Metodología	Ventajas	Desventajas
Modelo matemático no lineal	- Modelo con parámetros distribuidos. - Modelo matemático de la caldera completa. - Modelo ajustable para monitoreo online. - El modelo incluye los flujos reales de los intercambiadores de calor. - Permite determinar temperaturas a la salida del tubo y en las superficies. - Permite determinar incrustaciones para todas las superficies de calentamiento de la caldera. - Permite simular la operación de la caldera.	- La necesidad de ajustar/afinar bien el modelo para que los resultados del modelado y los medidos sean compatibles. - Solo se modela la transferencia de calor por radiación. - Se asume temperatura constante a lo largo de la carcasa.
Aprendizaje automático extremo (ELM)	- Alto grado de modelado, mejor capacidad y velocidad de aprendizaje.	- Incertidumbre debida a inicialización arbitraria.
Back propagation	- Ampliamente empleado y estudiado. - Simple y eficiente.	- Puede estancarse en un mínimo local. - Parálisis de la red neuronal. - Convergencia lenta.
Algoritmo de luciérnagas	- Simple y eficiente. - Basado en la naturaleza como las redes neuronales.	- Puede generarse movimientos aleatorios dentro de la convergencia.
Red neuronal Gaussiana y borrosa (fuzzy)	- Modelado y control eficiente. - Confiabilidad en la predicción y eficiencia computacional.	- Requiere conocimiento preciso del sistema. - Aleatoriedad en el proceso de aprendizaje.
Algoritmo genético	- Buen manejo de características desconocidas del sistema.	- Desempeño limitado en tiempo real.
Método de reconciliación de datos	- Mejor precisión, incertidumbre reducida.	- Cálculo derivativo, actualización por Jacobiano, inversión de matrices, tasa de convergencia lenta, alto esfuerzo computacional.
Colonia de abejas artificial mejorada	- Resuelve problemas no lineales y multifacéticos.	- La división del sistema en segmentos y el mejoramiento condicional llevan a demasiada complejidad.
ANFIS	- Se corrige a sí misma.	
RSM	- Presenta muy buenas aproximaciones.	- La codependencia de variables puede generar complejidad indeseada.

que entra a la caldera y la proporción de las diferentes pérdidas.

Los distintos enfoques de modelado utilizan conjuntos diferentes de variables de entrada. La Tabla 3 resume las generalidades de las variables de entrada requeridas por los dife-

rentes modelados de eficiencia energética de calderas.

Es importante tener en cuenta que los modelos empíricos no tienen una restricción de variables como tal ya que, dependiendo del sistema a analizar, las variables de interés y

Figura 3. >>
Diagrama de Sankey
del flujo de energía
asociado a eficiencia
en una caldera.

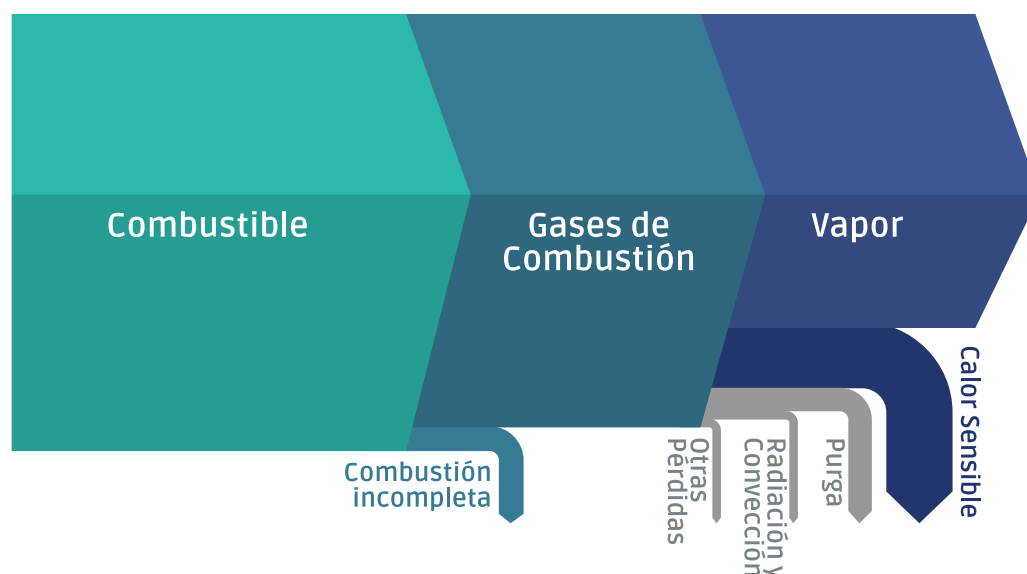


Tabla 3. >> Listado de las variables más representativas para algunas de las metodologías estudiadas [51-58].

Metodología	Modelo	Variables críticas
Modelo analítico	Directo	Las variables definidas para el cálculo directo de la eficiencia.
	Indirecto	Las variables definidas para la cámara de combustión, intercambiador de calor, pérdidas con el medio y purga.
	ϵ -NTU y LMTD	Las variables definidas para el intercambiador de calor y pérdidas de calor con el medio.
Mecanísticos	FEM y CFD	Propiedades fisicoquímicas de los fluidos, geometría de la caldera, coeficientes para realizar balances de masa y de energía (presión, temperatura, capacidad calorífica).
Empíricos	Modelo matemático no lineal	Normalmente los valores más usados son exceso de aire y propiedades de la corriente de vapor de salida y el combustible y/o el aire a la entrada, o relaciones entre éstas.
	ELM, ANFIS y ABC	Carga, flujo de aire, flujo de combustible, tasa de alimentación de carbón, carbón en la escoria, concentración de oxígeno en los gases de salida, eficiencia.
	Algoritmo luciérnagas (Firefly)	Flujo de combustible, flujo de aire, flujo de agua, flujo de vapor, presión del vapor, temperatura de salida.
	Back propagation	Carga, contenido de oxígeno, exceso de aire, presión de entrada, capacidad calorífica del combustible, eficiencia.
	Reconciliación de datos	Usa modelos existentes; las variables dependerían del modelo base.
	RSM	Flujo de vapor, temperatura de salida del vapor, eficiencia.

las variables críticas (independientes) pueden cambiar totalmente. Lo que sí se puede resaltar es que normalmente no cuentan con variables intermedias. Para los métodos que implican inteligencia artificial existen variables de entrada y salida de la red neuronal. ELM, ANFIS y ABC se presentan como uno solo ya que fueron aplicados en un mismo modelo, ELM para construir el modelo global, ANFIS para corregir errores de ELM y PS-ABC para optimizar los pesos y valores de partida de ELM [36].

Finalmente, cabe resaltar que en el uso de cualquier metodología es importante la precisión de los instrumentos de medida [59], cuidando que, para las variables más sensibles, dependiendo de cada método, se realice una calibración frecuente y se cuente con un error por debajo de la influencia de la variable. En particular, la temperatura es un valor crítico para los balances energéticos y la fiabilidad de su medición se hace imperativa para un buen cálculo de la eficiencia energética [60]. Incluso existen modelos que a partir de modelados de inteligencia artificial plantean metodologías para el cálculo de entropías o eficiencias a partir de solamente medidas de temperatura [61].

4 CONCLUSIONES

La revisión de las diferentes metodologías revela que el modelado de la eficiencia y desempeño de calderas cuenta con un amplio abanico de posibilidades que depende en la mayoría de los casos del sistema específico que se esté analizando. De manera general, para realizar una primera aproximación se emplean los métodos analíticos, y para casos

de estudio o sistemas que requieran de mayor detalle, los modelos mecanísticos son de mayor utilidad.

Aunque para el cálculo de eficiencia y desempeño global del sistema pueden emplearse métodos analíticos, en la práctica, los modelos empíricos, bien sea basados en regresiones o algoritmos de inteligencia artificial, son los más empleados una vez se tiene acceso a una base de datos, que se genera a partir de balances guiados por la norma que rige los cálculos de eficiencia analíticos (ASME-PTC 4 de 2013). Estos modelos dependen del sistema a analizar, de acuerdo con eso, las variables de interés, y las variables críticas (independientes) pueden cambiar totalmente.

El constante avance de las diferentes tecnologías hace necesaria una profundización de las metodologías emergentes relacionadas con inteligencia artificial. Con énfasis en el funcionamiento de las redes neuronales y las diferentes combinaciones posibles entre las metodologías expuestas para generar sistemas híbridos, que se generan para cubrir las falencias de unas metodologías con las fortalezas de otras.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo fue financiado con recursos provenientes del SENA y MINCIENCIAS a través del FONDO NACIONAL DE FINANCIAMIENTO PARA LA CIENCIA, LA TECNOLOGÍA Y LA INNOVACIÓN, FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS y en el marco del contrato 80740-415-2020. El Centro Industrial de Mantenimiento Integral (CIMI) del SENA en Santander participa en el plan de transferencia del presente proyecto.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Kerr, D., Blair, A., D., K., & A., B. (2011). Thermal Power Plant Performance Analysis. In *Physiotherapy (united kingdom)*. (Vol. 97, Issue var.pagings). <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/j.physio.2011.04.002>
- [2] Taler, J., Dzierwa, P., Taler, D., & Harchut, P. (2015). Optimization of the boiler start-up taking into account thermal stresses. *Energy*, 92, 160–170. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2015.03.095>
- [3] Kær, S. K. (2004). Numerical modelling of a straw-fired grate boiler. *Fuel*, 83(9), 1183–1190. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2003.12.003>
- [4] Dedovic, N., Ilic, S., Janic, T., Matic-Kekic, S., Ponjican, O., Tomic, M., & Savin, L. (2012). Efficiency of small scale manually fed boilers -mathematical models. *Energies*, 5(5), 1470–1489. <https://doi.org/10.3390/en5051470>
- [5] Arrieta, A. A. (2003). Análisis comparativo de eficiencias de combustión en un generador de vapor cuando se utiliza gas natural y diesel de caldera (p. 13).
- [6] Qu, M., Abdelaziz, O., & Yin, H. (2014). New configurations of a heat recovery absorption heat pump integrated with a natural gas boiler for boiler efficiency improvement. *Energy Conversion and Management*, 87, 175–184. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2014.06.083>
- [7] Barma, M. C., Saidur, R., Rahman, S. M. A., Allouhi, A., Akash, B. A., & Sait, S. M. (2017). A review on boilers energy use, energy savings, and emissions reductions. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 79(May), 970–983. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.05.187>
- [8] Savargave, S. B., & Lengare, M. J. (2018). Modeling and Optimizing Boiler Design using Neural Network and Firefly Algorithm. *Journal of Intelligent Systems*, 27(3), 393–412. <https://doi.org/10.1515/jisys-2016-0113>
- [9] American Society Mechanical Engineering. (2013). PTC 4-2013 Fired Steam Generators. 2013.
- [10] Lang, F. D. (2009). Errors in boiler efficiency standards. *American Society of Mechanical Engineers, Power Division (Publication) PWR*, 487–501. <https://doi.org/10.1115/POWER2009-81221>
- [11] Kaewboonsong, W., Kuprianov, V. I., & Chovichien, N. (2006). Minimizing fuel and environmental costs for a variable-load power plant (co-)firing fuel oil and natural gas. Part 1. Modeling of gaseous emissions from boiler units. *Fuel Processing Technology*, 87(12), 1085–1094. <https://doi.org/10.1016/j.fuproc.2006.08.003>
- [12] Retirado-Mediaceja, Y., Camaraza-Medina, Y., Sánchez-Escalona, A. A., Laurencio-Alfonso, H. L., Salazar-Corrales, M. F., & Zalazar-Oliva, C. (2020). Thermo-exergetic assessment of the steam boilers used in a cuban thermoelectric facility. *International Journal of Design and Nature and Ecodynamics*, 15(3), 291–298. <https://doi.org/10.18280/ij dne.150302>
- [13] Bujak, J. (2008). Mathematical modelling of a steam boiler room to research thermal efficiency. *Energy*, 33(12), 1779–1787. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2008.08.004>
- [14] Trojan, M. (2019). Modeling of a steam boiler operation using the boiler nonlinear mathematical model. *Energy*, 175, 1194–1208. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.03.160>
- [15] Behbahaninia, A., Ramezani, S., & Lotfi Hejrandoost, M. (2017). A loss method for exergy auditing of steam boilers. *Energy*, 140, 253–260. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.08.090>
- [16] Lozano, M. A., & Valero, A. (1993). Theory of exergetic cost. In *Energy* (Vol. 18, Issue 9, pp. 939–959).
- [17] Terhan, M., & Comakli, K. (2017). Energy and exergy analyses of natural gas-fired boilers in a district heating system. *Applied Thermal Engineering*, 121(April), 380–387. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2017.04.091>
- [18] Doroti, H., Puk ec, T., & Dui, N. (2020). Analy-

- sis of displacing natural gas boiler units in district heating systems by using multi-objective optimization and different taxing approaches. *Energy Conversion and Management*, 205(September 2019). <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2019.112411>
- [19] Modliński, N., Szczepanek, K., Nabagło, D., Madejski, P., & Modliński, Z. (2019). Mathematical procedure for predicting tube metal temperature in the second stage reheater of the operating flexibly steam boiler. *Applied Thermal Engineering*, 146(June 2018), 854–865. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2018.10.063>
- [20] Tognoli, M., Najafi, B., & Rinaldi, F. (2018). Dynamic modelling and optimal sizing of industrial fire-tube boilers for various demand profiles. *Applied Thermal Engineering*, 132, 341–351. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2017.12.082>
- [21] Zhang, R., Yang, H., Hu, N., Lu, J., & Wu, Y. (2013). Experimental investigation and model validation of the heat flux profile in a 300MW CFB boiler. *Powder Technology*, 246, 31–40. <https://doi.org/10.1016/j.powtec.2013.04.038>
- [22] Hasini, H., Yusoff, M. Z., Shuaib, N. H., Boosroh, M. H., & Haniff, M. A. (2009). Analysis of flow and temperature distribution in a full scale utility boiler using CFD. *ICEE 2009 - Proceeding 2009 3rd International Conference on Energy and Environment: Advancement Towards Global Sustainability*, 2(December), 208–214. <https://doi.org/10.1109/ICEENVIRON.2009.5398646>
- [23] Díez, L. I., Cortés, C., & Campo, A. (2005). Modelling of pulverized coal boilers: Review and validation of on-line simulation techniques. *Applied Thermal Engineering*, 25(10), 1516–1533. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2004.10.003>
- [24] Abroshan, H. (2020). An integrated model to study the effects of operational parameters on the performance and pollutant emissions in a utility boiler. *Journal of Thermal Engineering*, 6(4), 474–498. <https://doi.org/10.18186/THERMAL.764157>
- [25] Feng, H., Xie, Z., Chen, L., Wu, Z., & Xia, S. (2020). Constructal design for supercharged boiler superheater. *Energy*, 191(xxxx), 116484. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.116484>
- [26] Hanby, V. I. (2007). Modelling the performance of condensing boilers. *Journal of the Energy Institute*, 80(4), 229–231. <https://doi.org/10.1179/174602207X241923>
- [27] Madejski, P., & ymełka, P. (2020). Calculation methods of steam boiler operation factors under varying operating conditions with the use of computational thermodynamic modeling. *Energy*, 197. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.117221>
- [28] Rehan, A., Habib, M. A., Elshafei, M., & Alzaharnah, I. T. (2018). Modeling Time Variations of Boiler Efficiency. *Journal of Energy Resources Technology, Transactions of the ASME*, 140(5), 1–58. <https://doi.org/10.1115/1.4038236>
- [29] [29] Satyavada, H., & Baldi, S. (2018). Monitoring energy efficiency of condensing boilers via hybrid first-principle modelling and estimation. *Energy*, 142, 121–129. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.09.124>
- [30] Rusinowski, H., & Stanek, W. (2007). Neural modelling of steam boilers. *Energy Conversion and Management*, 48(11), 2802–2809. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2007.06.040>
- [31] Irwin, G., Brown, G., Hogg, B., & Swidenbank, E. (1995). Neural network modelling of a 200MW boiler system. *IEE Proceedings: Control Theory and Applications*, 142(6), 529–536. <https://doi.org/10.1049/ip-cta:19952293>
- [32] Saha, P. K., Shoib, M., & Kamruzzaman, J. (1998). Development of a neural network based integrated control system of 120 ton/h capacity boiler. *Computers and Electrical Engineering*, 24(6), 423–440. [https://doi.org/10.1016/S0045-7906\(98\)00020-2](https://doi.org/10.1016/S0045-7906(98)00020-2)
- [33] Zhou, J. (2002). IMPROVING BOILER EFFICIENCY MO-

- DELING BASED ON AMBIENT AIR TEMPERATURE.
- [34] Ochoa, G. V., Rojas, J. P., & Avella, J. C. (2019). Energy optimization of industrial steam boiler using energy performance indicator. *International Journal of Energy Economics and Policy*, 9(6), 109–117. <https://doi.org/10.32479/ijeep.8188>
- [35] Zhao, J., Duan, Y., & Liu, X. (2019). Study on the policy of replacing coal-fired boilers with gas-fired boilers for central heating based on the 3E system and the TOPSIS method: A case in Tianjin, China. *Energy*, 189, 116206. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.116206>
- [36] Li, G., Niu, P., & Xiao, X. (2012). Development and investigation of efficient artificial bee colony algorithm for numerical function optimization. *Applied Soft Computing Journal*, 12(1), 320–332. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2011.08.040>
- [37] Savargave, S. B. (2017). Self-Adaptive Firefly Algorithm with Neural Network for Design Modelling and Optimization of Boiler Plants. 289–293.
- [38] Treedet, W., & Suntivarakorn, R. (2014). Use of fuzzy logic to control air intake for increase in boiler efficiency. *Applied Mechanics and Materials*, 564, 275–280. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.564.275>
- [39] Tang, Z., Li, Y., & Kusiak, A. (2020). A Deep Learning Model for Measuring Oxygen Content of Boiler Flue Gas. *IEEE Access*, 8, 12268–12278. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2965199>
- [40] Rusinowski, H., & Stanek, W. (2010). Hybrid model of steam boiler. *Energy*, 35(2), 1107–1113. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2009.06.004>
- [41] Kljaji, M., Gvozdenac, D. ., & Vukmirovi, S. (2012). Use of Neural Networks for modeling and predicting boiler's operating performance. *Energy*, 45(1), 304–311. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2012.02.067>
- [42] Zhang, Y., Ding, Y., Wu, Z., Kong, L., & Chou, T. (2007). Modeling and coordinative optimization of NO_x emission and efficiency of utility boilers with neural network. *Korean Journal of Chemical Engineering*, 24(6), 1118–1123. <https://doi.org/10.1007/s11814-007-0131-6>
- [43] Szega, M. (2020). Methodology of advanced data validation and reconciliation application in industrial thermal processes. *Energy*, 198, 117326. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.117326>
- [44] Szega, M., & Nowak, G. T. (2015). An optimization of redundant measurements location for thermal capacity of power unit steam boiler calculations using data reconciliation method. *Energy*, 92, 135–141. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2015.03.125>
- [45] Maddah, H., Sadeghzadeh, M., Ahmadi, M. H., Kumar, R., & Shamshirband, S. (2019). Modeling and efficiency optimization of steam boilers by employing neural networks and response-surface method (RSM). *Mathematics*, 7(7). <https://doi.org/10.3390/math7070629>
- [46] Ding, Y., Liu, J., Xiong, J., Jiang, M., & Shi, Y. (2018). Optimizing boiler control in real-time with machine learning for sustainability. *International Conference on Information and Knowledge Management, Proceedings*, 2147–2154. <https://doi.org/10.1145/3269206.3272024>
- [47] Duan, A., Wu, J., & Huang, Y. (2017). Thermodynamic calculation and optimization of thermal power boiler based on flexible equilibrium analysis method. *Chemical Engineering Transactions*, 62, 343–348. <https://doi.org/10.3303/CET1762058>
- [48] Fraile, J. C., San-José, J., & González-Alonso, A. (2014). A boiler room in a 600-bed hospital complex: Study, analysis, and implementation of energy efficiency improvements. *Energies*, 7(5), 3282–3303. <https://doi.org/10.3390/en7053282>
- [49] Kuprianov, V. I., Kaewboonsong, W., & Douglas, P. L. (2008). Minimizing fuel and environmental costs for a variable-load power plant (co-)firing fuel oil and natural gas Part 2. Optimization of load dispatch. *Fuel Processing Technology*, 89(1), 55–61.

- <https://doi.org/10.1016/j.fuproc.2007.07.001>
- [50] Sáez, A. (2017). Aplicación del software Wonderware a simuladores industriales de procesos. 161.
- [51] Apaza, U., Delgado, A., Garcilazo, I., & Obregón, I. (2017). Sistema De Automatización De Un Caldero De 30 Bhp Para El Mejoramiento De La Eficiencia Energética Utilizando Variables Termodinámicas. *Revista Científica TECNIA*, 24(1), 5. <https://doi.org/10.21754/tecnia.v24i1.26>
- [52] Bahadori, A., & Vuthaluru, H. B. (2010). Estimation of energy conservation benefits in excess air controlled gas-fired systems. *Fuel Processing Technology*, 91(10), 1198–1203. <https://doi.org/10.1016/j.fuproc.2010.03.033>
- [53] Chen, W., Shang, S., Wang, B., Li, X., Cao, Y., & Shi, W. (2020). Experimental study on effects of supply-air humidification on energy and emission performance of domestic gas boilers. *Energy and Buildings*, 209, 109726. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109726>
- [54] Gutiérrez Ortiz, F. J. (2011). Modeling of fire-tube boilers. *Applied Thermal Engineering*, 31(16), 3463–3478. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2011.07.001>
- [55] Hamouda, A. S. (2019). Computer-Based Boiler Efficiency Improvement , Studying the Most Effective Parameters : A Case Study. 5(8), 72–77.
- [56] Huang, B. J., Yen, R. H., & Shyu, W. S. (1988). A steady-state thermal performance model of fire-tube shell boilers. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 110(2), 173–179. <https://doi.org/10.1115/1.3240098>
- [57] Jafari, M., Salimifard, M., & Dehghani, M. (2012). Gradient based iterative identification of multivariable Hammerstein-Wiener models with application to a steam generator boiler. *ICEE 2012 - 20th Iranian Conference on Electrical Engineering*, 916–921. <https://doi.org/10.1109/Iranian-CEE.2012.6292484>
- [58] Li, L., Li, N., Wen, D., Yao, Y., Zhou, Q., & Ao, Y. (2020). Experimental study on heat transfer process in boilers to predict thermal strain/stress distribution and deformation risk of membrane walls. *Process Safety and Environmental Protection*, 138, 186–198. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2020.03.018>
- [59] Liu, F., Zheng, L., & Zhang, R. (2020). Emissions and thermal efficiency for premixed burners in a condensing gas boiler. *Energy*, 202(x), 117449. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.117449>
- [60] De Paepe, M., T'Joene, C., Huisseune, H., Van Belleghem, M., & Kessen, V. (2013). Comparison of different testing methods for gas fired domestic boiler efficiency determination. *Applied Thermal Engineering*, 50(1), 275–281. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2012.06.027>
- [61] Osara, J. A., & Bryant, M. D. (2020). A temperature-only system degradation analysis based on thermal entropy and the degradation-entropy generation methodology. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 158. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2020.120051>