

**OPTIMIZACIÓN DEL DISEÑO DE CALDERAS DE LECHO
FLUIDIZADO CIRCULANTE MEDIANTE REDES NEURONALES**

JUAN CAMILO GARCÍA CELIS

**PROGRAMA DE INGENIERÍA QUÍMICA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA AMBIENTAL, CIVIL Y
QUÍMICA
FACULTAD DE INGENIERÍAS Y ARQUITECTURA**



**UNIVERSIDAD DE PAMPLONA
PAMPLONA, junio 10 de 2020**

**OPTIMIZACIÓN DEL DISEÑO DE CALDERAS DE LECHO
FLUIDIZADO CIRCULANTE MEDIANTE REDES NEURONALES**

JUAN CAMILO GARCÍA CELIS

**Trabajo de monografía presentado como requisito para optar al título de
INGENIERO QUÍMICO**

Director: Msc. MANUEL ANDRÉS RIVERA GUERRERO

Msc. Controles industriales

**PROGRAMA DE INGENIERÍA QUÍMICA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA AMBIENTAL, CIVIL Y
QUÍMICA**

FACULTAD DE INGENIERÍAS Y ARQUITECTURA

UNIVERSIDAD DE PAMPLONA

Pamplona, junio 10 de 2020

Dedicatoria

A toda mi familia, la cual me acompañó y ayudó a lo largo de la carrera, en especial a mis abuelos, padres y tíos. A mis amigos, quienes fueron un gran apoyo en el crecimiento personal y académico. A ellos dedico esta monografía.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a mi director, Msc. Manuel Andrés Rivera Guerrero por toda la paciencia y ayuda que me brindó durante la elaboración del proyecto, al Msc. Julián Enrique Méndez Álvarez por todo el conocimiento transmitido en las áreas de diseño de plantas y optimización de procesos, haciendo uso de Microsoft Excel 2013 y MATLAB R2015a. A todos los docentes que en el transcurso de la carrera me transmitieron conocimiento en las diversas ciencias y disciplinas aplicadas en la ingeniería química.

GLOSARIO

Caldera: Cámara metálica cerrada que, mediante el calor de combustión de algún combustible sólido, líquido o gaseoso, produce vapor o calienta un fluido a una temperatura superior a la del ambiente y presión por encima de la atmosférica (Barrera Puigdollers et al., 2018).

Lecho fluidizado circulante (LFC): Es una tecnología que opera con un arrastre de partículas sólidas, debido a la velocidad del aire, donde parte de estas regresan al lecho por un ciclón, por eso el término circulante (Ruiz Bermejo, 2013).

Diseño: Es una práctica creativa realizada por el ser humano, que se realiza previamente a la ejecución de un proyecto, en pro de mejorar un producto o proceso nuevo (Sinnott and Towler, 2019).

Control de procesos: Son métodos para monitorear y regular las condiciones de proceso mediante instrumentos que miden e indican; mejora la competitividad reduciendo la variabilidad del producto, incrementa la eficiencia global y mantiene la eficiencia del proceso (Tello y Marulanda, 2017).

Red neuronal artificial (RNA): Una red neuronal artificial (RNA) es un modelo matemático que imita el comportamiento del sistema nervioso humano. Está constituida principalmente de neuronas y se organizan en capas, las cuales se clasifican en tres secciones, capa de entrada, capas ocultas y capa de salida.

Optimización: Método para determinar en un sistema en el cual existe un conjunto de variables las cuales deben minimizar o maximizar la función objetivo del problema, sujeta a restricciones y parámetros (Tello y Marulanda, 2017).

MATLAB: Es un software de cálculo matemático muy utilizado en la academia y la industria a nivel global, teniendo en cuenta que con su uso se facilita el cálculo de sistemas complejos y notaciones matemáticas indispensables en un proceso industrial (Páez, Zamora, y Bohórquez, 2015).

Excel: Es un programa incluido en Microsoft Office, organizado en libros que contiene hojas de cálculo, que permite realizar diversas operaciones, varios tipos de gráficos, el ajuste de datos experimentales a funciones matemáticas, incluyendo macros para realizar tareas repetitivas que se pueden programar (Jurado et al., 2016).

MARCO CONCEPTUAL

La tecnología de caldera con combustión de lecho fluidizado circulante (LFC), donde el termino circulante, se refiere a las partículas que salen de la caldera, pasan a un ciclón y luego vuelven a ingresar a la caldera, que opera con un arrastre de partículas sólidas, donde parte de estas regresan al lecho; tienen ventajas generales como la eficiencia de combustión limpia, respuesta rápida a requerimientos de vapor, baja emisión de NOx, baja erosión, tamaño compacto, reducción de costos de operación y mantenimiento (Teir, 2002). El diseño de calderas LFC, depende de varias disciplinas, para dar cumplimiento a normativas y especificaciones, que permiten un óptimo desarrollo; las redes neuronales artificiales (RNA), como técnica de inteligencia artificial, exponiendo sus diferentes topologías y procesos de aprendizaje, donde son empleadas primordialmente para, optimización de procesos, análisis de datos de sensores, detección de fallos y control (Aracil, 2017). El control se lleva a cabo en el diseño de calderas, ya que mediante sensores y controladores se pueden desarrollar mejoras mediante los datos obtenidos, con estos se puede realizar análisis posteriores, para mejorar el tiempo de respuesta del control o hacer metodologías de mantenimiento oportuno (Arbildo, 2011). Dada la no linealidad de las operaciones caldera, los controladores PID no cumplen con requerimientos operacionales, se recurre a control predictivo basado en modelo multivariable, las cuales las redes neuronales pueden trabajar (Havlena y Pachner, 2009). Varios trabajos de gran importancia que tiene un óptimo diseño de calderas LFC mediante redes neuronales, como el trabajo de (Savargave y Lengare, 2018) que trabajan un modelo de optimización de luciérnaga para optimizar del diseño y el modelo de optimización de valor de impacto medio absoluto para optimizar la operación de calderas LFC, para cumplir con los requerimientos de una planta, el cual, mediante análisis de los datos con modelos de optimización, tienen dos naturalezas, de modo tradicional, como propiedades físicas, y de modo avanzado, que son las diferentes técnicas de inteligencia artificial, como lógica difusa, redes neuronales, reconocimiento de patrones y algoritmos genéticos (Hengyan, Lingmei, y Huahua, 2011). El uso de herramientas de cómputo de uso cotidiano como son las hojas de cálculo de Excel para hacer balances de materia y análisis de costos; otros más especializados y más completos como MATLAB, que permite la creación de interfaces gráficas y algoritmos propios, también mediante sus paquetes se puede trabajar con diversos controladores, varios algoritmos de optimización y algunas técnicas de inteligencia artificial (Hujanen, 2018).

TABLA DE CONTENIDO

1. INTRODUCCIÓN.....	1
2. PLANTEAMIENTO Y JUSTIFICACIÓN	2
3. OBJETIVOS	3
3.1 Objetivo general	3
3.2 Objetivos específicos.....	3
4. DESARROLLO.....	4
4.1 CALDERAS DE LECHO FLUIDIZADO CIRCULANTE.....	4
4.1.1 Diseño	5
4.2 ALGORITMOS DE OPTIMIZACIÓN	8
4.3 REDES NEURONALES ARTIFICIALES.....	12
4.3.1 Topología	12
4.3.1.1 Prealimentada	12
4.3.2 Tipos de aprendizaje	15
4.3.2.1 Aprendizaje supervisado.....	15
4.3.2.2 Aprendizaje no supervisado.....	16
4.4 CONTROL.....	16
4.4.1 Controlador PID.....	17
4.5 HERRAMIENTAS DE CÓMPUTO.....	19
4.5.1 Microsoft Excel.....	20
4.5.2 MATLAB.....	21
5. ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS	23
6. CONCLUSIONES	26
7. RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS	27
8. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	28

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Descripción de algoritmos seleccionados para el estudio.....	9
---	---

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Estructura típica de una caldera de lecho fluidizado circulante.	5
Figura 2. Tamaño de paso de la estrategia de vuelo de Lévy.	10
Figura 3. Estructura de red neuronal.	13
Figura 4. Gráfico comparativo entre los valores reales y pronosticados de potencia generada utilizando una RNA de una capa oculta para el conjunto de unidades 3 y 4.	20
Figura 5. Porcentaje de pérdida (carga alta).	22

1. INTRODUCCIÓN

Los últimos diez años se han visto avances significantes en las calderas de lecho fluidizado circulante (LFC), es una tecnología altamente eficiente de formación de vapor, donde el diseño de la caldera difiere de otras por los requerimientos energéticos, tipo de combustible utilizado y si es amigable con el medioambiente. Sin embargo, un problema no lineal tanto para el diseño y control, donde se puede alcanzar una mejora mediante uso de algoritmos de optimización mediante redes neuronales artificiales (RNA).

Es importante conocer los últimos algoritmos de optimización que se trabajan para mejorar el diseño de calderas LFC, en conjunto con la diversidad de arquitecturas de RNA, métodos de entrenamiento y aprendizaje de estas, a que sección de la caldera se enfocan para mejoramiento. El objetivo de esta monografía es describir la optimización en diseño de calderas LFC mediante redes neuronales, donde en primer lugar, se abordará el proceso de la caldera LFC, los tipos de diseños presentados, los diferentes combustibles que utiliza y se explica el proceso de funcionamiento. Posteriormente se describen los diferentes algoritmos de optimización y la aplicación que tiene en el proceso. En seguida, se explican las redes neuronales artificiales, las topologías, arquitecturas y ciertos métodos de aprendizaje aplicados. También se describe el diseño de control y la combinación de controladores con inteligencia artificial y algoritmos de optimización. Por último, se describe el uso de las herramientas de cómputo MATLAB y Excel.

2. PLANTEAMIENTO Y JUSTIFICACIÓN

Un tema medio ambiental importante es la emisiones de gases, por parte de las industrias que operan calderas LFC, ya que, para suplir el creciente mercado de consumo de bienes y servicios; tiene una consecuencia directa que afecta gravemente la capa de ozono y el aire que respiramos, estos gases de salida de las calderas que principalmente son dióxido de carbono (CO_2), óxidos de nitrógeno (NO_x) y dióxido de azufre (SO_2), junto con partículas que se generan en el proceso de combustión (Santiso, 2013). En Colombia, la resolución 909 de 2008, en su artículo 14, dicta los valores máximos para plantas con calderas nuevas, donde especifica el tipo de combustible y las condiciones de referencia (Resolución N° 909, 2008). Lo anteriormente mencionado, se puede mejorar mediante la optimización de caldera, para lograr mayores eficiencias de combustión, menores costos en materiales, mejor respuesta a la demanda de vapor, reducir costos de operación, como consecuencia, el uso de algoritmos multiobjetivo en combinación con metodologías, para lograr la mejor solución a nuestro problema (Casanova et al., 2019).

Los problemas asociados a las calderas LFC, son altamente no lineales, en cuanto a la parte física, química y del control del proceso. Como consecuencia, esto indica una alta complejidad para el diseño de calderas LFC que requiere de estudios y métodos robustos para su solución. Entender los balances, cómo funciona un algoritmo, un método de optimización, entender, hacer suposiciones para simplificar los cálculos, no es un trabajo sencillo y es deber del ingeniero que enfrenta estos retos, capacitarse adecuadamente en el manejo y puesta en práctica de diversas herramientas de cómputo, por lo tanto, el uso de herramientas informáticas para mejorar un proceso, es de suma importancia, debido a que aprovechan datos, modelos y algoritmos, para dar una mejor solución a un problema o proceso planteado; sumándole a esto, el ahorro que se genera por no experimentar en sistemas físicos, que tienen asociados gran cantidad de riesgos y peligros.

3. OBJETIVOS

3.1 OBJETIVO GENERAL

Reconocer el uso de algoritmos de optimización mediante redes neuronales en diseño de calderas de lecho fluidizado circulante.

3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Describir el proceso de una caldera de lecho fluidizado circulante.
- Explicar los diferentes algoritmos de optimización, topologías de redes neuronales, tipos de controladores y herramientas de cómputo.
- Indicar las principales ventajas de un diseño óptimo de caldera.

4. DESARROLLO

4.1 CALDERAS DE LECHO FLUIDIZADO CIRCULANTE

Las calderas de lecho fluidizado circulante (LFC) tienen su origen en la invención de los lechos fluidizados por el alemán Fritz Winkler en la década de los 20, que consiste básicamente en el comportamiento de un sólido fino (carbón, madera o biomasa), que se mueve por la acción de un gas o líquido, el cual las suspende o arrastra. Las calderas LFC se empezaron a considerar tecnologías limpias en la década de los 80, debido a que permite la quema de combustibles con eficiencia y no genera gran cantidad de gases contaminantes (Guevara, 2010). Actualmente en China las calderas LFC se siguen utilizando ampliamente para la producción de vapor, el cual sirve para la generación de energía eléctrica de gran escala, siendo la mayor a nivel mundial, con una distribución de 440 calderas LFC en rango de 100-600 MW eléctricos ofreciendo una totalidad de capacidad de 82.3 GW eléctricos (Huang, Deng, y Che, 2020). En el año 2018, más de ocho unidades de calderas supercríticas de LFC fueron puestas en marcha, debido a su generación de energía limpia donde el gobierno Chino de acuerdo al decimotercer plan quinquenal de desarrollo de energía eléctrica 2016-2020, reduce del 59 al 55% la capacidad instalada de generación a base de carbón, debido a las medidas cada vez más severas con la preservación del medioambiente, el cual se ha llevado a cabo gradualmente, bajo la detención total o parcial y a demolición de pequeñas unidades de generación tradicional. En la figura 1 se observa la estructura de vista lateral de una caldera LFC la cual maneja una temperatura de combustión que se controla entre 850 a 950°C (Fang et al., 2020).

El funcionamiento general de la caldera LFC es la combustión del combustible particulado con el aire previamente calentado, el cual está en un lecho incombustible, el arrastre genera un flujo de gas ascendente hacia la caldera y mediante el ciclón se retorna material particulado al lecho, mientras el gas sale de la caldera en un sistema de recuperación de calor. Uno de los

principales atractivos es por su combustión baja de carbón, el control de emisiones como NOx y la reducción de formación de clínker, captura de azufre mediante piedra caliza y porque opera con cargas entre 40 -100 % (Niva, Ikonen, y Kovacs, 2015).

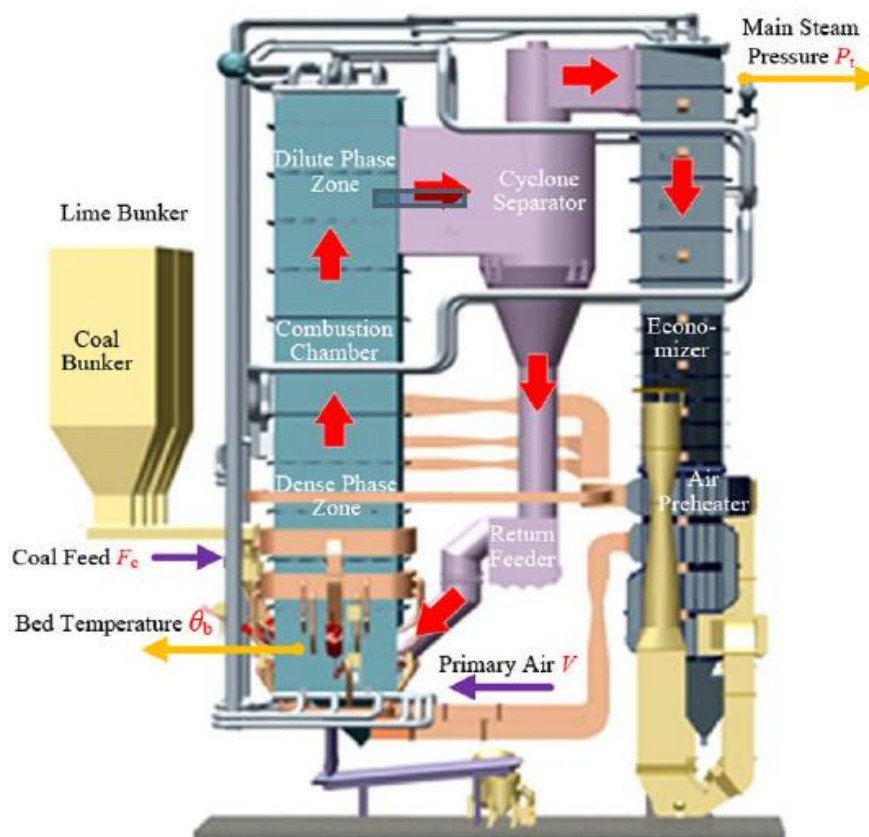


Figura 1. Estructura típica de una caldera de lecho fluidizado circulante.

Fuente: Fang et al. (2020, p. 40)

4.1.1 Diseño

La importancia del diseño se hace visible en las mejoras que se realizan al proceso original, el cual puede ser una variante que suple ciertas necesidades o generando una nueva metodología.

Para solucionar la construcción de grandes calderas con una respuesta rápida de salida de vapor se emplea las calderas LFC de un solo paso, las cuales omiten las etapas del ciclo de vapor (precalentamiento, evaporación sobrecalentamiento, expansión y condensación), por lo que el agua directamente pasa a vapor principal, la cual permite operaciones supercríticas y de

presión deslizando; lo que provee la construcción de eficientes calderas de gran escala con tiempos cortos de arranque (Hultgren, Ikonen, y Kovács, 2017).

Un diseño interesante es el de oxidación de reciclaje en caliente para calderas LFC, el cual tiene adicional un ventilador y un precalentador de gas de combustión reciclado y un sistema de instrumentación y control, en el que por encima de 180°C se garantiza que la humedad no se condense en el sistema de reciclaje, si la concentración de oxígeno es inferior al 20% o excede el 28% se iniciará la entrada del oxígeno desde el reciclado de gases de combustión. Este diseño redujo considerablemente la emisión de NO_x y concentración de SO₂ para una caldera de 50 kW térmicos hora (Duan et al., 2014). El uso de un sistema de generador magnetohidrodinámico, en una caldera LFC aumenta la eficiencia de la caldera de 82,45 a 84%, ya que, mediante gases residuales de alta temperatura, produce electricidad como subproducto (Kumar, Navindgi, y Srinivas, 2016).

Mirek (2011), diseñó unas boquillas de aire primarias, para una caldera LFC de diseño asimétrico (los ciclones solo se encuentran en un lado) de 235 MW eléctricos, mediante caracterización y pruebas de resistencia mecánica, porque debían presentar resistencia a la erosión, ya que debe soportar una caída de presión de 6.5 kPa, el diseño debe ser específico debido al tipo de caldera. Un dato importante en el diseño de caldera es que las experiencias operacionales varían según la geometría y material. Un problema de utilizar métodos numéricos, es la dificultad de probar su funcionamiento, aunque se encuentre rápidamente una solución óptima de boquilla y el problema experimental es el desarrollo de varios tipos de boquilla.

Se pronostica que para 2025 las calderas LFC a base de combustión de biomasa tendrán un puesto principal dentro de las energías renovables. Uno de los principales problemas de la biomasa frente al carbón, se debe al control, ya que también es no lineal, la combustión presenta

retrasos, y un gran acoplamiento; lo cual para los controladores convencionales se les dificulta dar buenas respuestas. Chen, Xie, y Zhou (2019), trabajaron con una cadera LFC de biomasa con una carga a 140 t/h, el cual se buscó la carga entre 70 - 100 % de la carga. Se utilizó un control PID adaptativo difuso, para mejorar el desempeño de la caldera, se simuló en MATLAB/SIMULINK, el cual se observó que el control se percató del desacoplamiento entre la temperatura del lecho y la presión de vapor durante la combustión.

En calderas LFC se presentan dos principales desafíos en el diseño, la reducción de emisiones y el ahorro energético. Debido a que las caderas son no lineales se hace uso de modelos matemáticos avanzados como las redes neuronales artificiales (RNA) y algoritmos de optimización, donde el diseño efectivo depende de las características de la planta y las variables de entrada y salida seleccionadas. Algunos datos generalmente seleccionados son el flujo de combustible, el flujo de agua de alimentación, presión de vapor, temperatura de vapor de salida, potencia eléctrica (Kumar et al., 2016).

Para mejorar el diseño de nuevas calderas LFC con bajas emisiones de NOx se propuso un modelo para una caldera de 300 MW, el cual, trabajaba con inteligencia artificial de máquina de aprendizaje extremo con aprendizaje enseñanza basado en optimización, donde la emisión dependía de 20 parámetros, como velocidad, temperatura y contenido de oxígeno del aire, con el que se entrenó con un 144 casos en los cuales se variaba la carga de combustible, 48 casos para validación de y 48 casos de prueba. El diseño trabaja perfectamente en línea y puede ser aplicado en aplicaciones complejas (Li et al., 2017). Un trabajo más reciente para reducir las emisiones de NOx por Li, Liu, y Niu (2020) en la misma caldera, presentan el modelo de máquina de aprendizaje extremo paralelo de mínimos cuadrados y un aprendizaje en línea de este mismo, los cuales arrojan mejor rendimiento que otros modelos de última generación.

4.2 ALGORITMOS DE OPTIMIZACIÓN

Seguir una serie de pasos para llegar a un resultado es a lo que se dedica un algoritmo, una descripción del gradiente conjugado, cuasi-Newton y Levenberg-Marquardt, secante de un paso y regularización bayesiana son algunos de los algoritmos de optimización para entrenamiento de redes que se pueden ver en la tabla 1. Estos algoritmos de optimización estándar que se utilizaron para mejorar el entrenamiento de RNA con retropropagación (RP), donde cada uno se implementó en la toolbox integrada en MATLAB para RNA, los cuales arrojaron como mejor algoritmo a la regularización Bayesiana para modelar lechos fluidizados (Kamble, Pangavhane, y Singh, 2015). El uso de la optimización como mejora al diseño del proceso de calderas LFC se enfoca primordialmente al control y a las RNA. Niva, Ikonen, y Kovács (2015), utilizando auto-optimización en el control para la inyección o entrada de aire y oxígeno, con la función objetivo de minimización de costo. Se utilizó el modelo dinámico de MATLAB/SIMULINK en estado estacionario para una caldera LFC piloto de 20 – 100 kW toneladas hora, algunas diferencias a tener en cuenta en el las variables, es que cuando se trabaja con oxígeno se omiten gases presentes en el aire, la auto-optimización arrojó buenos resultados para calderas LFC que trabajan con aire u oxígeno. El mismo año publicaron para una caldera LFC piloto de 20-50 kW, que puede ser operada en dos modos, inyección de oxígeno o de aire donde utilizaron la auto-optimización en un control SISO, donde no se asegura una generalización en calderas de tamaño industrial (Niva, Ikonen, y Kovacs, 2015a).

Para la reducción de emisiones y el incremento en el ahorro energético, Savargave y Lengare (2018), se basó en el uso del algoritmo de luciérnaga con optimización de enjambre de partículas (OEP), para el aumento de la eficiencia de la caldera LFC, mediante los parámetros operacionales, donde solo comparó un modelo neural y un modelo neural de luciérnaga, donde este último presentó los mínimos errores. En otro trabajo se utilizó el algoritmo de luciérnaga auto-adaptativo con modelo neural con OEP para el diseño efectivo de caldera, el cual se

comparó con un modelo neural y un modelo neural de luciérnaga, donde se probaron en tres casos variando el flujo de agua de alimentación, presión de vapor en el tambor, entre otros, donde el error es menor en modelo propuesto (Savargave y Lengare, 2017).

Tabla 1. Descripción de algoritmos seleccionados para el estudio

Fuente: Elaboración propia traducido de Kamble et al. (2015, p. 340)

Entrenamiento	Función	Descripción
TRAINSCG	Gradiente conjugado escalado RP	Único algoritmo de gradiente conjugado que no requiere búsqueda de línea. Muy buen algoritmo de entrenamiento de propósito general.
TRAINBFG	BFGS cuasi-Newton RP	Requiere el almacenamiento de una matriz de Hesse aproximada y tienen más cómputo en cada iteración que los algoritmos de gradiente conjugado, pero generalmente converge en menos iteraciones.
TRAINOSS	Secante de un paso RP	Compromiso entre los métodos de gradiente conjugado y los métodos cuasi-Newton.
TRAINLM	Levenberg-Marquardt RP	Es el algoritmo más rápido para entrenamiento de redes de tamaño moderado. Tiene función de reducción de memoria para su uso cuando el conjunto de entrenamiento es grande.
TRAINBR	Regularización bayesiana	Modificación del algoritmo de formación Levenberg-Marquardt para producir redes que generalicen bien. Reduce la dificultad de determinar la arquitectura de red óptima.

Otros algoritmos que se utilizaron para la reducción de emisión de NO_x, son el proceso Gaussiano (PG) y máquinas de vectores de soporte (MVS) en la optimización de una caldera LFC de 330 MW, en el cual, se utilizan tres casos, el primer caso son los parámetros de producción normal, los datos optimizados por el modelo GP son para el caso dos y en el caso tres los resultados optimizados con MVS, la emisión de NO_x se predijo utilizando parámetros con 21 entradas para los casos dos y tres. Se obtiene una reducción en partes por millón (ppm) por parte del algoritmo PG. Una conclusión importante es que entre menos datos de entrada presenta un error medio más elevado (Wang et al., 2018).

Se ha puesto gran atención en la optimización de la combustión de calderas LFC, para aumento de eficiencia y disminución de costos, donde la combustión depende de factores como

la alimentación de carbón, el oxígeno presente en los gases de combustión, la temperatura de los gases de salida, entre otros, se utilizó el algoritmo de búsqueda en vórtice de vuelo de Lévy, el cual puede maximizar la eficiencia del proceso ya que trabaja bien en entornos inciertos, el cual se puede observar en la figura 2; el algoritmo de lógica de auto-mapa y la distribución gaussiana se utilizan para generar aleatoriamente soluciones candidatas, ya que velocidad y precisión de cómputo para converger es otro factor a tener presente. Con el uso de trece ecuaciones se midió el rendimiento de optimización en una red de aprendizaje rápido, el cual arrojó buenos resultados para diseñar el modelo combinado de algoritmo de optimización y red para el ajuste de parámetros que permiten una combustión eficiente y también la reducción de emisión de NOx (Li, Niu, y Liu, 2018).

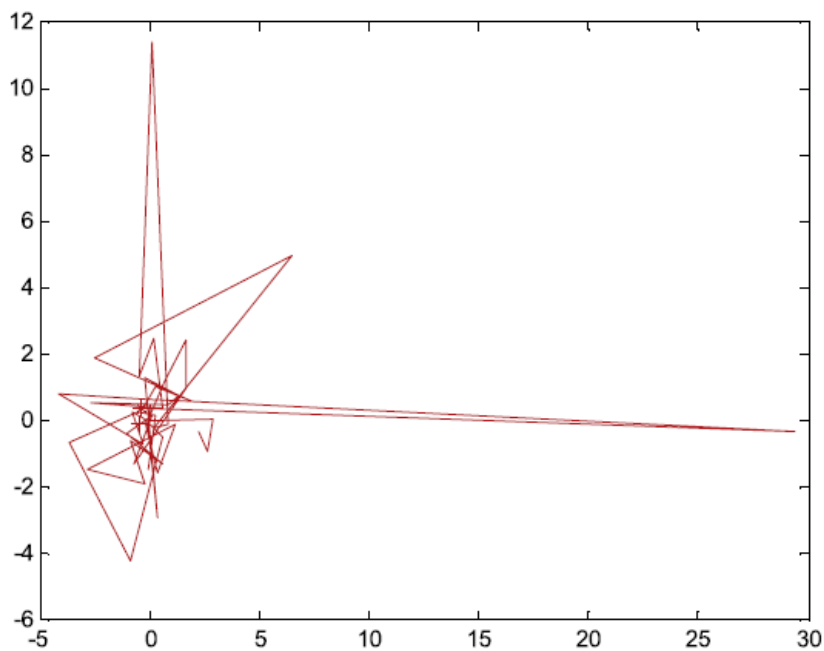


Figura 2. Tamaño de paso de la estrategia de vuelo de Lévy.

Fuente: Li et al. (2018, p. 5)

La optimización también es utilizada en el diseño de un soplador de hollín para una caldera LFC, con un enfoque en la disminución de costos, factores energéticos y medioambientales, el estudio se realizó a seis plantas generadoras de energía eléctrica, a nivel total de planta se utiliza

un algoritmo genético (AG), que es una técnica de inteligencia artificial, para resolver la optimización de objetivos múltiples y para el funcionamiento del soplador, un modelo que utiliza la temperatura de gas de salida del horno (TGSH), los cuales ayudaron en el ahorro anual de 690.000 €, que equivale a 200-12.800 toneladas de carbón, que son aproximadamente dos días de operación, por los ciclos óptimos calculados son más largos en la operación del soplador de hollín (Hujanen, 2018).

Otros algoritmos para la optimización de combustión en calderas son el razonamiento basado en casos con teoría relacional gris (RG-RBC), MVS con mínimos cuadrados (MC-MVS) y combinación de optimización en línea y fuera de línea, utilizados en los lazos de control. Para lograr una eficiencia en la reducción de emisiones NO_x, ya que es un problema de optimización de objetivos múltiples, se resuelve mediante optimización no lineal como AG u OEP, se utiliza OptQuest con programación no lineal (OQPNL) que es un algoritmo heurístico para la búsqueda de óptimos globales. Se seleccionaron 300 condiciones de trabajo para cargas bajas, medias y altas, para una caldera de 350 MW. Un dato importante es que RG-RBC arroja mejores resultados y consideraba las emisiones de NO_x, comparado a un AG, el cual da un gran aporte práctico en la eficiencia de combustión, reducción de emisiones y ahorro energético (Niu et al., 2020).

La optimización basada en biogeografía (OBB), y un mejoramiento de esta con OEP con una estrategia de migración original y otra de eliminación gradual, se utilizó para optimizar la temperatura del lecho para caldera LFC de 310 toneladas hora con controlador PID. Se obtuvieron buenos resultados con el algoritmo mejorado en la optimización de parámetros del controlador PID, ya que la migración tiene buena dirección y se eliminan parámetros que es pero después de la migración; ya que la temperatura de lecho afecta de forma directa la desulfuración y desnitrificación se obtiene una buena estabilidad en la convergencia y a una mayor velocidad para obtener los resultados óptimos (Xue y Pu, 2016).

4.3 REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Una de las ventajas de las RNA es que se adaptan a las necesidades del problema dependiendo de su estructura, el entrenamiento al que se sometan y las herramientas adicionales que se implementen en conjunto, dando solución a una gran cantidad de problemas que se presentan en el diseño de calderas.

4.3.1 Topología

La topología de una RNA, es la arquitectura en que los nodos de la capas se conectan entre sí, en la figura 3 podemos observar la topología de la red utilizada para solucionar el problema de captura y liberación de SO₂ en calderas LFC en combustión enriquecida con oxígeno, las red cuenta con una capa de entrada, dos capas ocultas y una capa de salida, el número de perceptrones es el mismo que los parámetros de entrada y salida, donde se varió de uno a ocho el número de neuronas en las capas ocultas, así que se probaron 128 diferentes arquitecturas de red neuronal; se encontró que el mejor diseño de red era [8-3-7-1], este resultado se aplicó tanto para calderas escala piloto, como a gran escala, lo cual la red con función de activación sigmoidea tangente, tiene la capacidad de ser una herramienta para optimización de cámaras de combustión para la disminución de emisión de SO₂ (Krzywanski y Nowak, 2016).

4.3.1.1 Prealimentada

Una red neuronal prealimentada también se utilizó para calcular la emisión de NO_x, en calderas LFC enriquecidas con oxígeno, donde se utilizó la función de activación sigmoidea de tangente hiperbólica, la red optima se seleccionó de 255 más, basada en la medida de error del coeficiente de determinación y también el error absoluto medio y error relativo medio, con una arquitectura de red [15-9-12-1], que logra a partir de varios parámetros que influyen en la combustión, para obtener resultados de hasta 1% de error con los datos experimentales, donde la RNA es una excelente herramienta para optimización de calderas LFC (Krzywański y Nowak 2017).

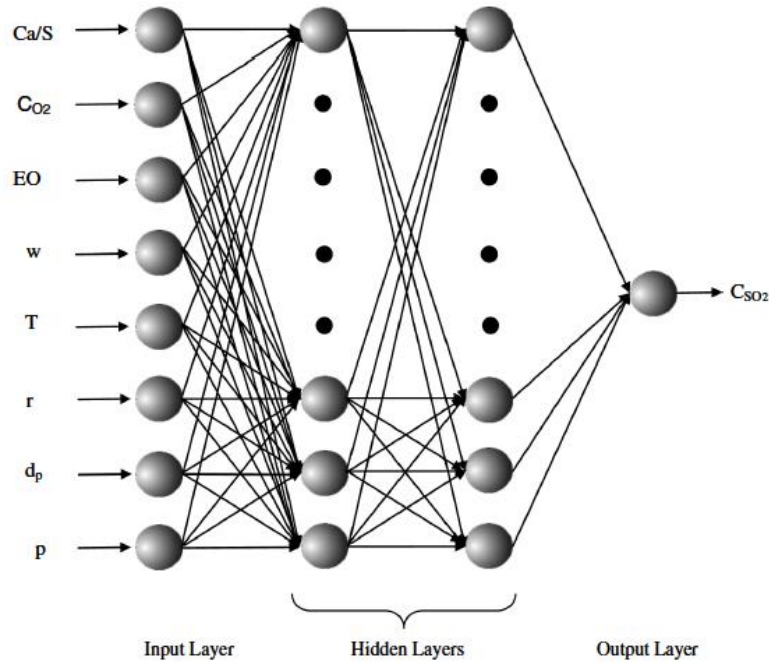


Figura 3. Estructura de red neuronal.

Fuente: Krzywanski y Nowak (2016, p. 3)

Una arquitectura de red neuronal prealimentada, de entrada exógena autorregresiva no lineal, donde las predicciones de la salida son el resultado al cambio de salidas y entradas anteriores, junto con el algoritmo de luciérnaga, tomando como parámetros la potencia eléctrica, presión de vapor y temperatura de salida, donde se observó una disminución del error para parámetros definidos, una buena flexibilidad, precisión y capacidad del modelo desarrollado para la caldera LFC (Savargave y Lengare, 2018).

Una nueva propuesta de red neuronal prealimentada con doble paralela inspirada cuánticamente, se estudió para calderas LFC de 330 MW, donde estudia la relación de los parámetros para la operación de la caldera, la eficiencia térmica y la emisión de NO_x, donde las dos últimas dependen de veinte condiciones operativas; se utilizan 300 datos a diferentes cargas para el entrenamiento de la red, donde cada experimento se repitió 30 veces para comprobar la validez y repetibilidad, la red presentó buena estabilidad y capacidad de generalización (Ma et al., 2017). Una nueva red de aprendizaje rápida directa paralela doble, con un algoritmo de optimización de polinización de flores, se usaron para un diseño de modelo

de eficiencia térmica de caldera de carbón de 330 MW, el modelo presenta buena predicción y generalización que otros modelos combinados (Niu et al., 2019).

Una problema de las calderas LFC es el clínker, que es un depósito de cenizas sinterizadas, mediante el uso de RNA con alimentación hacia adelante, red neuronal en cascada, y red neuronal recurrente, para la predicción de condiciones de formación de clínker, mediante un diagrama de tornado se seleccionó la variable más influyente es la temperatura media de salida del economizador, y un análisis de sensibilidad determinó la influencia de variables aleatorias, se concluyó que una RNA con dos capas ocultas es la mejor configuración de las seis redes estudiadas, predice mejor la formación de clínker y la temperatura media de los gases de salida de combustión, donde este sistema e predicción puede ayudar a la rentabilidad en la generación de energía (Firas, Yeo, y Noor, 2019).

La máquina de aprendizaje extremo (MAE) es una novedosa RNA prealimentada de capa única oculta, que asigna pesos de entrada y el sesgo de nodos ocultos al azar, por lo que MAE posee una velocidad grane de aprendizaje y una generalización favorable que otras redes, esta se combinó para obtener una máquina de aprendizaje extremo secuencial en línea con un incremento de muestra de datos que van ingresando, que presenta una precisión y generalización para el modelo de emisiones de NO_x de una caldera LFC de 330 MW, siendo una herramienta de aprendizaje automático en línea (Ma et al., 2018).

En una caldera de 600 MW eléctricos de combustión de carbón, se comparan las predicciones de una red neuronal, promedio móvil integrado autorregresivo y regresión lineal múltiple, mediante la selección de parámetros que afectan al generador, como la presión de vapor principal, flujo total de combustible, flujo total de aire y otros 34 más, que fueron recolectados durante tres meses de operación; se determinó por medio del coeficiente de

regresión y el error cuadrático medio, que la RNP con aprendizaje de retroalimentación, mostró mejores rendimientos de predicción (Tunckaya y Koklukaya 2015).

La predicción de coeficientes total de transferencia de calor, en la cámara de combustión y supercalentadores I y II, en una caldera LFC de 260 MW eléctricos, se utilizó una RNP con aprendizaje de retropropagación, las mejores arquitecturas de red son [5-3-4-1] para la función de activación sigmoidea tangente hiperbólica y [5-4-4-1] para función de activación sigmoidea logarítmica, se observó que los datos obtenidos mediante la red neuronal son semejantes a los calculados numéricamente y los errores son del 2% para los supercalentadores y del 4% para las paredes de membrana, dado que realizó un buen trabajo, se puede usar para optimización y simulación (Krzywanski y Nowak, 2012).

4.3.2 Tipos de aprendizaje

El aprendizaje de una red es fundamental para el desarrollo de esta y se ve reflejado en las soluciones que proporciona a los problemas. Se presentan dos tipos de aprendizaje, el supervisado y no supervisado, en la aplicación del diseño de calderas.

4.3.2.1 Aprendizaje supervisado

Se utiliza principalmente para el algoritmo de retropropagación, el cual minimiza el error cuadrático medio, entre el resultado deseado y el previsto, es ampliamente utilizado para hacer predicciones. Haciendo uso del algoritmo de optimización de Levenberg-Marquardt y retropropagación, esta se comparó con un control PID, donde se observó la estabilidad del sistema bajo condiciones constantes para calderas LFC (Hu, Ling, y Liu, 2015). Para mejorar los resultados de salida de una red neuronal entrenada se utilizó el AG para destacar las funciones relevantes y descartar las redundantes en tiempo real, también optimiza la función objetivo no lineal, el entrenamiento de la red multicapa prealimentada con aprendizaje de retropropagación, con una sola capa oculta, se realizó mediante la toolbox de MATLAB, para plantas con calderas de carbón, mostró una reducción en el dimensionamiento de los datos y

del tiempo de entrenamiento, con un aumento de la exactitud en la extracción de características de la planta, comparado con un análisis de sensibilidad (Haider et al., 2016).

Cuando la retropropagación presenta ciertos errores, se combina con uso de un AG, ya que mientras que uno relaciona los parámetros funcionales de la caldera, el otro optimiza los parámetros, para buscar una eficiencia mayor en la caldera LFC (Chang y Ju, 2014). Los parámetros para un incinerador LFC, son el calentamiento y calentamiento bajo, pero estos varían rápidamente y es necesaria su medición en tiempo real, con la ayuda de expertos se clasificaron nueve expresiones difusas y con cuatro modelos no lineales se hicieron las predicciones, donde el mejor resultado lo arrojó un sistema adaptativo de inferencia neurodifusa para la estimación en línea de valores de calentamiento (You et al., 2017).

4.3.2.2 Aprendizaje no supervisado

Se utiliza para una caldera LFC de combustión de biomasa, residuos forestales como combustible primario y carbón como combustible de reserva, para el análisis en línea de las emisiones, debido a la gran cantidad de datos de medición, se presentó una red neuronal con un método de mapa autoorganizado, la cual es capaz de detectar situaciones donde hay mayor emisiones y analizarlos para presentar los factores que los afecta, también se adapta a las condiciones a las que opere y aprender del historial del proceso (Liukkonen y Hiltunen, 2016).

4.4 CONTROL

La importancia de los controladores en el diseño de calderas LFC radica en el momento de la puesta en marcha y la operación, para responder de manera óptima a los requerimientos del proceso, para que este sea eficiente. La detección suave se usa principalmente para medir variables que no se pueden medir en línea debido a su alto costo y si se cambian las variables de operación puede presentar errores, para esto se propone el aprendizaje semi-supervisado, con un enfoque de corrección en línea, ya que normalmente trabaja en lazo abierto; el trabajo fue realizado en una caldera LFC de 150 toneladas hora, como variables se decidieron la

alimentación de carbón y aire primario y secundario, donde se buscó estimar los valores de entrada y calibrarlos mediante compensación a los valores de salida, donde los resultados son aceptables para aplicación como control avanzado o control de optimización (Tang, Li, y Xi, 2015).

El desarrollo del control avanzado de proceso en los gases de combustión como control en desulfuración y desnitrificación, estas tecnologías de control avanzado incluyen al control adaptativo, control interno de modelo, control adaptativo, los controles inteligentes como el control difuso, control experto y control con redes neuronales. Ya que cada tipo de control presenta ventajas y desventajas se suelen combinar para desarrollar mayor confiabilidad, donde se proponen ideas como modelado con optimización de control que dan solución a problemas, mejoras al medioambiente y beneficios económicos (Li, Wang, y Tan, 2016).

El uso de controladores difuso en calderas optimizado con AG tiene buena robustez a para mantener el valor de diferencia a pesar de las perturbaciones (Pelusi et al. 2016). Las RNA son utilizadas para resolver problemas de gran dificultad, para un control dinámico PID con algoritmo OEP y otros más para la resolución de problemas no lineales complejos, en el que se desea estabilizar y controlar el proceso (Gomathy y Prabha, 2018). Un estudio agrupa un control de red neuronal difusa con un control predictivo donde se busca un modelo que tenga los rasgos más importantes, lógica difusa, capacidad de aprendizaje y expresión no lineal, para predecir con precisión los parámetros designados, donde corroboró la robustez, autoadaptabilidad y evasión a los ruidos (Pu, Ren, y Xue, 2018).

4.4.1 Controlador PID

Los controladores proporcional integral y derivativo (PID), son muy utilizado en la industria para calderas LFC; en una caldera de un solo paso se implementó mediante la metodología de control integrado y diseño de proceso (CIDP) en lazo cerrado (LC), para evaluar la relación de

las variables con el control para mejorar las respuestas de energía eléctrica, donde el control de temperatura usa una estructura de control por cascada (Hultgren, Ikonen, y Kovács, 2017). Otro trabajo que también implementa controlador PID donde sus parámetros son optimizados con la metodología CIDP, donde se busca los beneficios que trae esta para las modernas centrales eléctricas, que necesitan no solamente la mejora de eficiencia, sino también un robusto diseño para los rápidos cambios que se presentan (Hultgren, Ikonen, y Kovács 2019).

Actualmente vivimos en la era de la información y los datos, y un controlador PID basado en datos se puede optimizar para mejorar el rendimiento de control en el la temperatura del lecho para una caldera LFC, la temperatura del lecho comprende normalmente el rango entre 850 a 950°C, donde también se busca la reducción de NOx, donde las pruebas y simulaciones arrojan una buena respuesta del controlador en condiciones bajas y altas de temperatura (Guo, Fang, y Liu, 2015). Fang et al. (2020), trabajaron nuevamente con un controlador PID basado en datos, para la mejora de la combustión en condiciones de operación completas en una caldera LFC de 330 MW, donde se testeó el rendimiento, efectividad y eliminación de perturbaciones mediante datos reales en simulaciones y en una caldera real, comprobando su validez.

El diseño de control de presión con optimización de parámetros de un controlador difuso PID en MATLAB/SIMULINK, para visualizar desde una interfaz gráfica de usuario como una herramienta completa, se utilizó un sistema de control de cascada aplicando AG y RNA de retropropagación para ajuste de parámetros, para que el control mantenga la presión de vapor en un rango permitido, por la caldera y el consumo que requieren los equipos; también para obtener una eficiencia térmica en la caldera para el propósito de reducción de combustible y reducir la contaminación ambiental (Jia y Wei, 2018).

Se estudió para un rango de calderas LFC de 200 a 330MW a presión constante y variable, un control predictivo multivariable de ganancia automática con un método de estimación de

horizonte móvil (EHV), combinándolo con un PID con alimentación hacia adelante, que tomó parámetros lineal para la descripción del modelo del controlador que es capaz de manejar la no linealidad del proceso, donde mediante del control se hace un seguimiento de carga de aire y combustible, que en este caso es carbón, donde se mejoró el seguimiento en la unidad, la precisión del sistema aumentó gracias al método EHV, también este control aumenta la vida útil de la caldera (He et al., 2017). Otro artículo que también trabajó el seguimiento de carga, usó un controlador PID predictivo multivariable basado en el modelo de espacio de estado aumentado, en un caldera LFC de 330 MW, con variables como la calidad y carga del carbón, donde propuso un método de control coordinado entre a temperatura del lecho y el aire primario, que tiene tres entradas y tres salidas, donde por simulación se verifica que el control, para el funcionamiento seguro de la caldera y la eficiencia en la desulfuración (Lu et al., 2017).

Se propuso un controlador que combina OPS y PID se compara con un controlador difuso, eficiencia de la caldera LFC. Se utilizaron tres cargas 25, 65 y 100%, los diseños de los controladores y caldera se realizaron en MATLAB/SIMULINK, donde se ve una mejor respuesta en el controlador propuesto, donde se ve un ahorro económico por el tiempo de asentamiento menor y un menor sobreimpulso para educir la temperatura del lecho, con lo que nos lleva a una disminución en costos de mantenimiento (Aygun, Demirel, y Cernat, 2012).

4.5 HERRAMIENTAS DE CÓMPUTO

Dado el gran volumen de datos a manejar, el uso de ecuaciones matemáticas no lineales, algoritmos de optimización, lazos de control y la aplicación de redes neuronales artificiales, es justificable el uso de herramientas para la manipulación, transformación y el tratamiento de la información, para un posterior análisis mediante tablas y gráficas. Se seleccionaron dos herramientas ampliamente usadas en la ingeniería química como son Microsoft Excel y MATLAB.

4.5.1 Microsoft Excel

El uso de la aplicación de Microsoft Excel es muy limitado en comparación con otros programas, ya que, aunque este puede ser programado, se usa más para manipulación de datos tabulados y la generación de gráficos; en conjunto con MATLAB y otras herramientas como simuladores, se puede utilizar para optimizar (Hujanen, 2018).

Con un simple análisis de datos y la aplicación de fórmulas sencillas mediante las hojas de Excel, se puede mejorar el costo de operación (Kumar et al., 2016). También se emplea para organizar los datos de entrenamiento en un formato aplicable al tipo de RNA, removiendo, transponiendo columnas y filas, se adecuan todos los datos. En la figura 4 se observa la generación de gráficos para mayor facilidad de lectura de datos y funciones (Waleed, 2017).

Un aporte importante al modelo de RNA, es la facilidad que presenta en la obtención de coeficientes de un método de regresión lineal múltiple, el cual permite el posterior mediante un diagrama de tornado; el cual generó tres ecuaciones de entrada y salida (Firas et al., 2019).

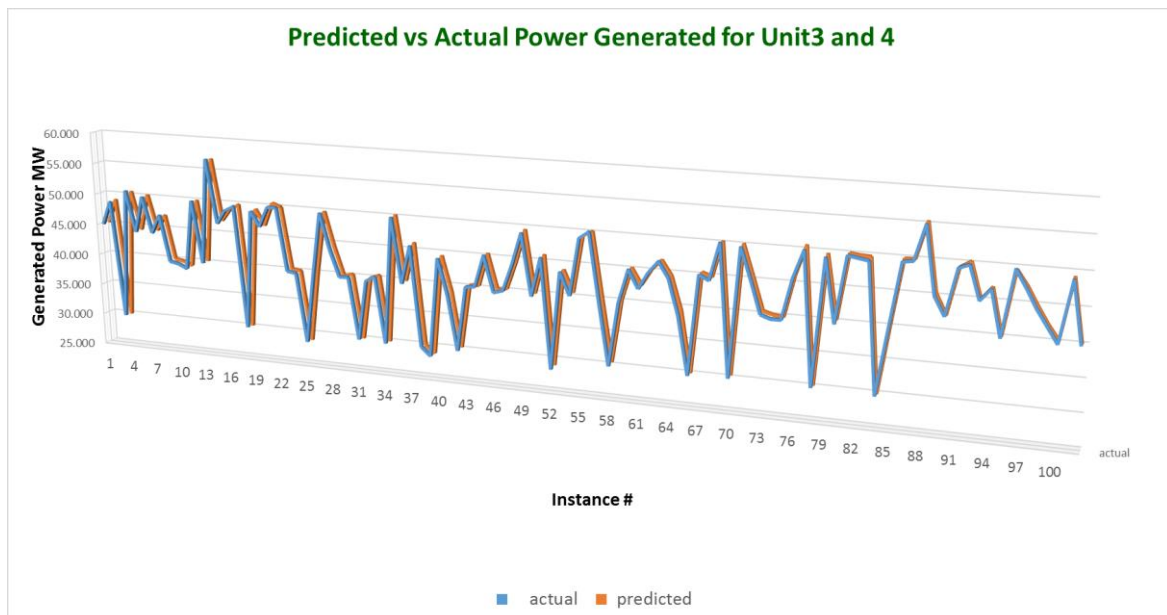


Figura 4. Gráfico comparativo entre los valores reales y pronosticados de potencia generada utilizando una RNA de una capa oculta para el conjunto de unidades 3 y 4.

Fuente: Waleed (2017, p. 111)

4.5.2 MATLAB

La gran cantidad de aplicaciones y funciones que tiene incluidas MATLAB hacen posible que se desarrollen múltiples tareas, debido a que es un programa muy completo, con aplicaciones en muchos campos del saber. MATLAB tiene su propio lenguaje de programación que le permite al usuario generar sus propios programas, haciendo uso de su gran catálogo de funciones; las toolbox desarrolladas, simplifican en ciertas ocasiones la escritura de código, ya que mediante el uso de la interfaz gráfica el desarrollo de trabajos se hace más fluida e intuitivamente. Una de las ayudas que presenta esta herramienta es la solución de ecuaciones diferenciales respecto al tiempo, haciendo uso del estado estables aligera los cálculos computacionales para el uso de funciones de optimización multi-entrada y multi-salida, el cual se incluye en la función `fmincon`, también se utiliza la el toolbox de MATLAB para RNA el cual se usó para entrenar y simular el modelo propuesto, el cual ayudó a que el control pudiera los modos de combustión con aire u oxígeno (Niva, Ikonen, y Kovács, 2015). Otro trabajo que también utilizó la herramienta de desarrollo para RNA, se enfocó en la selección de variables a controlar por parte del controlador el cual la aplicación de las redes y MATLAB ayudó a conseguir tiempos factibles en caldera LFC con combustión, donde se puede observar en la figura 5, los porcentajes de pérdida para carga elevada (Niva, Ikonen, y Kovacs, 2015).

El uso de funciones para tratamiento de datos como la función `mapminmax` que normaliza vectores de entrada y salida para la combustión de biomasa y donde los modelos son para medir regímenes de flujo y concentraciones, los cuales fueron construidos y probados en MATLAB (Wang et al., 2018). El uso de MATLAB se debe principalmente por sus herramientas ya desarrolladas y específicas para ser aplicada, la toolbox PLS, una toolbox de código abierto para regresiones simbólicas, una toolbox para la distribución de Rosin-Rammler, para diseñar un modelo de lecho fluidizado gas-sólido, en el que también se utilizaron redes neuronales y algoritmos genéticos (Kazemzadeh, 2017).

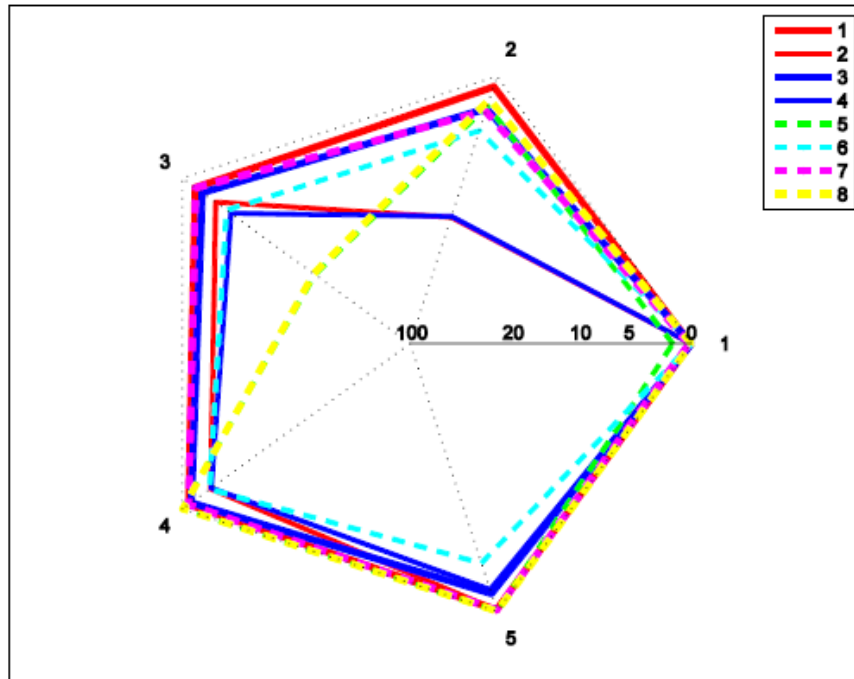


Figura 5. Porcentaje de pérdida (carga alta).

Fuente: Niva, Ikonen, y Kovacs (2015, p. 416)

El uso de MATLAB como herramienta de simulación del sistema de control, la clasificación de la información recopilada del sensor y generación de curvas de presión de vapor principal (Niu et al., 2013). El diseño y simulación de controladores PID, junto con RNA se hace más fácil gracias a las funciones de MATLAB, ya que solo hay que especificar algunos parámetros, definir el modelo y en algunos casos escribir unos códigos que no se encuentren dentro del sistema; MATLAB también ayuda en el análisis de los resultados, ya que tiene gran cantidad de gráficos en dos dimensiones y tres dimensiones, que son configurables, a colores y texturas para su entendimiento (Liu et al., 2013).

5. ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS

En esta sección se exhiben los resultados obtenidos para la optimización de diseño de caldera LFC mediante el uso de RNA, debido a las fuertes medidas ambientales que tiene la operación de esta, por eso se trabajan en calderas piloto, las cuales su generación es menores a los 100kW y calderas escala industrial, cuya capacidad es mayor a los 80 MW. Debido a que la caldera no va a trabajar siempre en su capacidad limite, y que maneja rangos de carga entre 40-100 %, para mantener la eficiencia de combustión se optimiza la temperatura del lecho, que para reducir las emisiones de NOx está en un rango de 850 a 950°C. El diseño de grandes calderas de un solo paso con respuesta rápida, necesita controladores inteligentes en el arranque y que los parámetros estén optimizados. La oxicomustión reduce costos por el reciclaje de gases de combustión, lo cual hace que cambie el diseño de la caldera; adicionando un generador magnetohidrodinámico se aumenta la eficiencia, produciendo electricidad como subproducto. Es útil diseñar boquillas de aire ya que la geometría no siempre es la misma en la caldera, ya que es mejor optimizar el diseño de los equipos, y luego implementar un sistema de control avanzado, a que el controlador se enfrente a perturbaciones grandes en el proceso.

La optimización para el diseño y la optimización para el control del proceso, la entrada de aire u oxígeno, son variables que se deben optimizar controlar ya que de estas dependen la combustión, la formación de clinker, la temperatura de lecho y la eficiencia de la caldera. Algoritmos como el OEP disminuyen el error en el agua de alimentación; la comparación de algoritmos es útil cuando no se sabe que también responda el enfoque de este al problema, dado que aunque los algoritmos PG y MVS son buenos cumpliendo la función objetivo, la cantidad y calidad de parámetros y variables con las que trabaje determinan el desempeño. Por ejemplo el algoritmo de vuelo de Lévy, el cual es capaz de maximizar la eficiencia aun en entornos inciertos. La capacidad de resolver múltiples funciones objetivos es un porque utiliza el AG,

ya que mientras disminuye los costos, puede también aumentar la eficiencia de la combustión, o mediante el valor de una variable de salida, reducir la carga a la caldera. Un novedoso algoritmo basado en biogeografía que mediante la combinación de un control PID, mantiene la temperatura del lecho estable y de forma directa reduce la desulfuración y desnitrificación.

Un problema de captura y liberación de SO_2 se resuelve con una red prealimentada, donde con una estructura óptima de arquitectura [8-3-7-1], para la reducción de emisión de NO_x donde la cantidad de datos es casi el doble [15-9-12-1], llegando a errores de 1% con datos experimentales. Las redes neuronales estudian la relación de los parámetros, para luego dar unas predicciones generalizadas y estables. La formación de clinker es dependiente de la temperatura de la salida del economizador, donde la red ajusta los parámetros de operación para así disminuir la formación. Un trabajo que manejan bien las RNA es en la predicción de coeficientes de transferencia de calor, con un error del 4% con respecto a los datos calculados.

Los controladores son un complemento en la optimización de la caldera ya que estos se basan en los datos en línea, cuando se está operando, o del entrenamiento en un modelo matemático; el control combinado con una RNA y un buen algoritmo de optimización es capaz de adaptarse a los cambios que puedan presentarse, como el uso de los controles difusos, que es bastante robusto para mantener el valor de referencia. Un controlador dinámico PID con algoritmo OEP trabajan bien en sistemas no lineales complejos, La auto-adaptabilidad y evasión de ruidos se consigue fusionando controles predictivos y redes neuronales difusas. Un controlador basado en datos, se basa en el historial de la operación para controlar las condiciones, como temperatura y reducción de NO_x .

MATLAB/SIMULINK nos ayuda a manejar todos los datos, mejorar los diseños mediante simulaciones, la toolbox para control es muy completa y en ambientes de simulación nos permite estimar el comportamiento de un tipo de controlador, con un algoritmo de optimización

o RNA. Las funciones que integran MATLAB y su lenguaje de programación sencillo, lo hacen más atractivo que Microsoft Excel, para trabajar problemas de optimización, simulación, modelación, control y diseño.

Aunque muy limitado en sus capacidades, Microsoft Excel es una herramienta sencilla para manejar y organizar los datos de proceso y poder analizarlos mediante gráficos, también presenta un lenguaje de programación pero es un poco más complejo que el de MATLAB.

6. CONCLUSIONES

En esta monografía se presentaron diferentes diseños aplicados a calderas LFC, basadas en su capacidad de generación de energía, en el tipo de combustible para combustión y las mejoras económicas y ambientales, donde se mejoró el proceso mediante la combinación de nuevas metodologías con las ya existentes.

Brevemente se explicó la aplicación de algoritmos de optimización, controladores, topologías, arquitecturas y tipos de aprendizaje de RNA, las cuales tienen un gran potencial en la industria química debido a la versatilidad, adaptación y facilidad de aprendizaje de los sistemas no lineales complejos. Esto implica que las herramientas Microsoft Excel y MATLAB son útiles ya que se pueden trabajar en conjunto, donde se destacan la sencillez y potencia para el manejo de datos.

Es razonable concluir que las ventajas más relevantes son económicas y ambientales, pero también se logra un mejor desempeño en tiempos de operación, reducción de cargas de combustible, mejor manipulación de las variables que afectan el funcionamiento óptimo de las calderas LFC.

La relevancia de los algoritmos de optimización mediante redes neuronales está claramente apoyada por los resultados de las diferentes investigaciones abordadas, donde la implementación permite abrir nuevos caminos para la investigación y desarrollo, de técnicas más avanzadas y complejas, que permiten una mayor robustez en el diseño de caldera LFC.

7. RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Se recomienda el uso de herramientas de software libre como Python, para el desarrollo de estos estudios, ya que tiene integrados paquetes para optimización. En el caso de las redes neuronales se recomienda la profundización en TensorFlow y Keras, que son bibliotecas escritas en Python, ya que facilitan la programación y uso para la resolución de problemas.

Un trabajo futuro se enfocaría a la optimización de calderas LFC con combustión de biomasa a partir de redes neuronales, debido a su menor impacto ambiental, pero por la carencia de estudios no se puede hacer una buena descripción de las mejoras que requieran este proceso, ya que actualmente se está trabajando en esta tecnología, y también la descripción de los algoritmos, topologías y métodos de aprendizaje novedosos que surjan en el futuro.

8. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aracil, J. (2017). “Diseño de reactores de burbujeo para el tratamiento de aguas residuales mediante ozono caracterización física, análisis cinético y optimización con redes neuronales artificiales”. Universidad pontificia de Valencia.
- Arbildo López, Aurelio. (2011). “El control de procesos industriales y su influencia en el mantenimiento”. *Ingeniería Industrial* 29(029):35–49.
- Aygun, Hilmi, Hüseyin Demirel, y Mihai Cernat. (2012). “Control of the bed temperature of a circulating fluidized bed boiler by using particle swarm optimization”. *Advances in Electrical and Computer Engineering* 12(2):27–32.
- Barrera Puigdollers, Cristina, Noelia Betoret Valls, Marisa Castelló Gómez, y Édgar Pérez Esteve. (2018). “Aspectos básicos relacionados con el funcionamiento de una caldera”. 1:9.
- Casanova, Carlos, Giovanni Daián Rottoli, Esteban Schab, Anabella De Battista, Adrián Tournoud, Luciano Bracco, y Fernando Pereyra Rausch. (2019). “Optimización Multiobjetivo Difusa mediante Enjambre de Partículas aplicada al Problema del Próximo Lanzamiento”. *Revista Electrónica Argentina-Brasil Tecnologías de la Información y la Comunicación* 1(10).
- Chang, De Gong, y Yun Peng Ju. (2014). “Intelligent optimization of circulating fluidized bed boiler”. *Applied Mechanics and Materials* 614:580–83.
- Chen, Bingji, Qiyue Xie, y Junyang Zhou. (2019). “Fuzzy Adaptive PID Control of Biomass Circulating Fluidized Bed Boiler”. *Proceedings 2018 Chinese Automation Congress, CAC 2018* 3795–3800.

- Duan, Lunbo, Haicheng Sun, Changsui Zhao, Wu Zhou, y Xiaoping Chen. (2014). “Coal combustion characteristics on an oxy-fuel circulating fluidized bed combustor with warm flue gas recycle”. *Fuel* 127:47–51.
- Fang, Fang, Songyuan Yu, Le Wei, Yajuan Liu, y Jizhen Liu. (2020). “Data-driven control for combustion process of circulating fluidised bed boiler”. *IET Cyber-Physical Systems: Theory and Applications* 5(1):39–48.
- Firas, Basim Ismail, Kee Wei Yeo, y Fazreen Ahmad Fuzi Noor. (2019). “Intelligent Prediction of Clinker Formation Condition for Steam Boiler Tubes Using Artificial Neural Network”. *MATEC Web of Conferences* 255:06007.
- Gomathy, S., y M. Prabha Maheswari. (2018). “A Survey on Control Techniques to Stabilize and Control the Non Linear System”. 13(24):16950–53.
- Guevara Ahuatzi, Luis Américo. (2010). “Integración de una Caldera de Lecho Fluidizado Circulante Presurizada a un Ciclo Combinado”. Universidad Nacional Autónoma de México.
- Guo, Huifang, Fang Fang, y Jizhen Liu. (2015). “Data-driven-based bed temperature control of circulating fluidized bed units”. *Proceedings of the 2015 27th Chinese Control and Decision Conference, CCDC 2015* 6411–16.
- Haider, Zeeshan, Cheng Yin, Weidong Zhang, Lizong Zhang, Mohammad Yousaf, y Nasir Ali. (2016). “Enhanced feature selection method based on ANN and GA for coal boiler plants using real time Plant data”. *Chinese Control Conference, CCC 2016-August*:7115–19.
- Havlena, V., y D. Pachner. (2009). “Model based control of the circulating fluidized bed boiler.” *IFAC Proceedings Volumes* 44–49.
- He, Peng, Linhui Lu, Xichui Liu, y Yiguo Li. (2017). “Multivariable constrained predictive control method based on MHE of circulating fluidized bed boiler unit”. *Proceedings - 2017 Chinese Automation Congress, CAC 2017* 2017-January:1727–32.

- Hengyan, Xia, Wang Lingmei, y Cheng Huahua. (2011). “The study of optimizing circulating fluidized bed boiler operational parameters based on neural network and genetic algorithm”. *Proceedings - 4th International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation, ICICTA 2011* 1:287–90.
- Hu, Mengjie, Hujun Ling, y Dongxu Liu. (2015). “The application of LM-BP Neural Network in the Circulating Fluidized Bed Unit”. (*Icmmcce 2015*):2017–20.
- Huang, Zhong, Lei Deng, y Defu Che. (2020). “Development and technical progress in large-scale circulating fluidized bed boiler in China”. *Frontiers in Energy* 1–16.
- Hujanen, Jussi. (2018). “COST OPTIMIZATION METHODS FOR FLUIDIZED BED BOILERS”. Lecturer Henrik Tolvanen.
- Hultgren, Matias, Enso Ikonen, y Jenö Kovács. (2017). “Once-through Circulating Fluidized Bed Boiler Control Design with the Dynamic Relative Gain Array and Partial Relative Gain”. *Industrial and Engineering Chemistry Research* 56(48):14290–303.
- Hultgren, Matias, Enso Ikonen, y Jenö Kovács. (2017). “Integrated control and process design in CFB boiler design and control - application possibilities”. *IFAC-PapersOnLine* 50(1):1997–2004.
- Hultgren, Matias, Enso Ikonen, y Jenö Kovács. (2019). “Integrated control and process design for improved load changes in fluidized bed boiler steam path”. *Chemical Engineering Science* 199:164–78.
- Jia, Yizhe, y Genyuan Wei. (2018). “Design of advanced control experimental platform for main steam pressure based on Matlab”. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering* 392(6).
- Jurado, José Marcos, Roberto Muñoz Valencia, Angela Alcázar, Silvia Guillermina Ceballos Magaña, y Jorge González. (2016). “Ajustando datos químicos con Excel: Un tutorial práctico”. *Educacion Quimica* 27(1):21–29.

- Kamble, L. V., D. R. Pangavhane, y T. P. Singh. (2015). “Neural network optimization by comparing the performances of the training functions -Prediction of heat transfer from horizontal tube immersed in gas-solid fluidized bed”. *International Journal of Heat and Mass Transfer* 83:337–44.
- Kazemzadeh Farizhandi, Amir Abbas Kazemzadeh. (2017). “Surrogate modeling applications in chemical and biomedical processes”. Nanyang Technological University.
- Krzywanski, J., y W. Nowak. (2016). “Artificial Intelligence Treatment of SO₂ Emissions from CFBC in Air and Oxygen-Enriched Conditions”. *Journal of Energy Engineering* 142(1):1–10.
- Krzywanski, Jaroslaw, y Wojciech Nowak. (2012). “Modeling of heat transfer coefficient in the furnace of CFB boilers by artificial neural network approach”. *International Journal of Heat and Mass Transfer* 55(15–16):4246–53.
- Krzywański, Jaroslaw, y Wojciech Nowak. (2017). “Neurocomputing approach for the prediction of NO_x emissions from CFBC in air-fired and oxygen-enriched atmospheres”. *Journal of Power of Technologies* 97:75–84.
- Kumar, Ramesh, M. C. Navindgi, y G. Srinivas. (2016). “Performance Guarantee Test Assessment of CFBC Boiler”. 3(7):414–21.
- Li, Xia, Jianping Liu, y Peifeng Niu. (2020). “Least Square Parallel Extreme Learning Machine for Modeling NO_x Emission of a 300MW Circulating Fluidized Bed Boiler”. *IEEE Access* 8:79619–36.
- Li, Xia, Peifeng Niu, Guoqiang Li, y Jianping Liu. (2017). “An Adaptive Extreme Learning Machine for Modeling NO_x Emission of a 300 MW Circulating Fluidized Bed Boiler”. *Neural Processing Letters* 46(2):643–62.

- Li, Xia, Peifeng Niu, y Jianping Liu. (2018). “Combustion optimization of a boiler based on the chaos and Lévy flight vortex search algorithm”. *Applied Mathematical Modelling* 58:3–18.
- Li, Yaning, Xuelei Wang, y Jie Tan. (2016). “Introduction of Advanced Control Strategy for Coking Flue Gas Processing”. *Proceedings - 2016 3rd International Conference on Information Science and Control Engineering, ICISCE 2016* 1000–1005.
- Liu, Chaoying, Xueling Song, Zheyang Song, y Qingqing Yan. (2013). “Study on PIDNN control of circulating fluidized bed boiler based on T-S model”. *Journal of Computers (Finland)* 8(8):2069–76.
- Liukkonen, M., y T. Hiltunen. (2016). “Monitoring and analysis of air emissions based on condition models derived from process history”. *Cogent Engineering* 3(1).
- Lu, Linhui, Xichui Liu, Yiguo Li, y Jiong Shen. (2017). “Novel coordinated control method with coal-quality correction of circulating field bed boiler”. *3rd International Conference on Systems and Informatics, ICSAI 2016 (Icsai)*:171–77.
- Ma, Yunpeng, Peifeng Niu, Shanshan Yan, y Guoqiang Li. (2018). “A modified online sequential extreme learning machine for building circulation fluidized bed boiler’s NOx emission model”. *Applied Mathematics and Computation* 334:214–26.
- Ma, Yunpeng, Peifeng Niu, Xinxin Zhang, y Guoqiang Li. (2017). “Research and application of quantum-inspired double parallel feed-forward neural network”. *Knowledge-Based Systems* 136:140–49.
- Mirek, Paweł. (2011). “Designing of primary air nozzles for large-scale CFB boilers in a combined numerical-experimental approach”. *Chemical Engineering and Processing: Process Intensification* 50(7):694–701.

- Niu, Peifeng, Jinbai Li, Lingfang Chang, Xianchen Zhang, Rongyan Wang, y Guoqiang Li. (2019). “A Novel Flower Pollination Algorithm for Modeling the Boiler Thermal Efficiency”. *Neural Processing Letters* 49(2):737–59.
- Niu, Peifeng, Yunfei Ma, Pengfei Li, y Yang Zhang. (2013). “Hybrid neural network in circulating fluidized bed boiler based on information fusion clustering control”. *Neural Computing and Applications* 23(7–8):1949–62.
- Niu, Yuguang, Junjie Kang, Fengqiang Li, Weichun Ge, y Guiping Zhou. (2020). “Case-based reasoning based on grey-relational theory for the optimization of boiler combustion systems”. *ISA Transactions*.
- Niva, Laura, Enso Ikonen, y Jenö Kovács. (2015). “Plant-wide control approach in a pilot CFB boiler”. 411–16.
- Niva, Laura, Enso Ikonen, y Jenö Kovács. (2015). “Self-optimizing control structure design in oxy-fuel circulating fluidized bed combustion”. *International Journal of Greenhouse Gas Control* 43:93–107.
- Páez Logreira, Heyder David, Ronald Zamora Musa, y José Bohórquez Pérez. (2015). “Programación de Controladores Lógicos (PLC) mediante Ladder y Lenguaje de Control Estructurado (SCL) en MATLAB”. *Revista Facultad De Ingeniería* 24(39):109.
- Pelusi, D., R. Mascella, L. Tallini, L. Vazquez, y D. Diaz. (2016). “Control of Drum Boiler dynamics via an optimized fuzzy controller”. *International Journal of Simulation: Systems, Science and Technology* 17(33):1–7.
- Pu, Cuiping, Jie Ren, y Bin Xue. (2018). “Study of predictive control model of fuzzy neural network”. *Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering* 18(2):531–39.
- Resolución N° 909. Ministerio de ambiente, vivienda y desarrollo territorial, Bogotá, Colombia, 5 de junio de 2008.

- Ruiz Bermejo, José Antonio. (2013). “Análisis de la problemática e investigación de aspectos avanzados de la generación eléctrica con biomasa”. Universidad de la Rioja.
- Santiso, Sergio Mier. (2013). “ANÁLISIS TERMODINÁMICO Y CÁLCULO BÁSICO DE LA CALDERA Y LA TORRE DE REFRIGERACIÓN DE LA CENTRAL TÉRMICA DE LA ROBLA – GRUPO I”. Universidad Carlos III de Madrid.
- Savargave, Sangram Bhagwanrao, y Madhukar Jagannath Lengare. (2017). “Self-Adaptive firefly algorithm with neural network for design modelling and optimization of boiler plants”. Pp. 289–93 en *Proceedings of the International Conference on IoT in Social, Mobile, Analytics and Cloud, I-SMAC 2017*.
- Savargave, Sangram Bhagwanrao, y Madhukar Jagannath Lengare. (2018). “Modeling and Optimizing Boiler Design using Neural Network and Firefly Algorithm”. *Journal of Intelligent Systems* 27(3):393–412.
- Sinnott, Ray, y Gavin Towler. 2019. *Diseño en ingeniería química*. 5a ed. Barcelona: Reverte.
- Tang, Qi feng, De wei Li, y Yu geng Xi. (2015). “Soft-sensing method with online correction based on semi-supervised learning”. *Journal of Shanghai Jiaotong University (Science)* 20(2):171–76.
- Teir, Sebastian. (2002). “Modern Boiler Types and Applications”. P. 14 en *Steam Boiler Technology*. Energy Engineering and Environmental Protection.
- Tello Maita, Josimar, y Agustín Marulanda Guerra. (2017). “Modelos de optimización para sistemas de potencia en la evolución hacia redes inteligentes: Una revisión”. *DYNA (Colombia)* 84(202):102–11.
- Tunckaya, Yasin, y Etem Koklukaya. (2015). “Comparative prediction analysis of 600 MWe coal-fired power plant production rate using statistical and neural-based models”. *Journal of the Energy Institute* 88(1):11–18.

- Waleed Hamed, Ahmed Eisa. (2017). "Prediction of the Generated Amount of Power From a Thermal Power Plant Using Data Mining". Sudan University for Science and Technology.
- Wang, Chunlin, Yang Liu, Song Zheng, y Aipeng Jiang. (2018). "Optimizing combustion of coal fired boilers for reducing NOx emission using Gaussian Process". *Energy* 153:149–58.
- Wang, Xiaoxin, Hongli Hu, Huiqin Jia, y Kaihao Tang. (2018). "SVM-based multisensor data fusion for phase concentration measurement in biomass-coal co-combustion". *Review of Scientific Instruments* 89(5).
- Xue, Hong, y Han Pu. (2016). "An Improved BBO Algorithm and Its Application in PID Optimization of CFB Bed Temperature System". *Proceedings of the 5th International Conference on Designs for Learning* 367:236–52.
- You, Haihui, Zengyi Ma, Yijun Tang, Yuelan Wang, Jianhua Yan, Mingjiang Ni, Kefa Cen, y Qunxing Huang. (2017). "Comparison of ANN (MLP), ANFIS, SVM, and RF models for the online classification of heating value of burning municipal solid waste in circulating fluidized bed incinerators". *Waste Management* 68:186–97.