

ANÁLISIS DE CALDERAS MEDIANTE MÉTODOS ESTADÍSTICO Y REDES NEURONALES COMO GUÍA PARA MANTENIMIENTO PREVENTIVO

WILLIAN VARGAS SILVA; LUIS JAVIER HOYOS; DOMINGO ESCALANTE; EDWIN QUINTERO RANGEL
ECOPETROL
REFINERÍA BARRANCABERMEJA

e. mail: William.vargass1@ecopetrol.com.co
Luis.hoyos@ecopetrol.com.co
Domingo.escalante@ecopetrol.com.co
Edwin.quintero@ecopetrol.com.co

Resumen

Este trabajo presenta los resultados del análisis operacional avanzado realizado a las calderas de vapor (2954 y 2955) de la planta de Servicios Industriales Balance de la Refinería de Barrancabermeja, las cuales han mostrado fallas frecuentes por problemas de corrosión a alta y baja temperatura, causados por operar con atmósferas sulfurosas reductoras. Se recopiló una base de datos entre 2015 y junio de 2023, la cual fue correlacionada, depurada y analizada. Se identificó el patrón típico de falla por rotura de tuberías, así como las variables más correlacionadas o de mayor impacto sobre la generación de fallas en las calderas. Se creó un modelo con red neuronal Feedforward (FNN) para la predicción del índice de consumo de gas combustible de acuerdo a las condiciones operacionales especificadas. Finalmente, basado en las predicciones obtenidas se identificó el rango de operación óptimo de las variables más relevantes, para maximizar la eficiencia y minimizar fallas por corrosión.

Palabras clave: Eficiencia de calderas, Falla por rotura, Mantenimiento basado en IA, Red neuronal.

1. INTRODUCCIÓN:

Con el incremento de regulaciones de protección ambiental, las normas de emisión de contaminantes se han vuelto mucho más estrictas. Para cumplir con estas regulaciones, la mayoría de las plantas de energía térmica han adoptado por suministrar menor cantidad de oxígeno al proceso de combustión, para reducir la formación de NOx. Sin embargo, la reducción de la cantidad de aire, produce una operación con una atmósfera sulfurosa reductora altamente corrosiva más concentrada, lo que acelera los problemas de corrosión tanto a alta, como a baja temperatura, afectando la operación normal de las plantas de vapor.

En este artículo, se muestra la metodología empleada para el análisis de fallas y optimización de la operación de dos calderas acuotubulares, tipo D, como la que se muestra en la figura 1, ubicadas

en Servicios Industriales Balance en la Refinería de Barrancabermeja, las cuales se usan para generar vapor sobrecalentado de 600 Psig de presión y 750°F de temperatura, que, junto con las demás calderas de Balance, alimentan 3 turbo-generadores para producir 20 [MW] de potencia eléctrica.

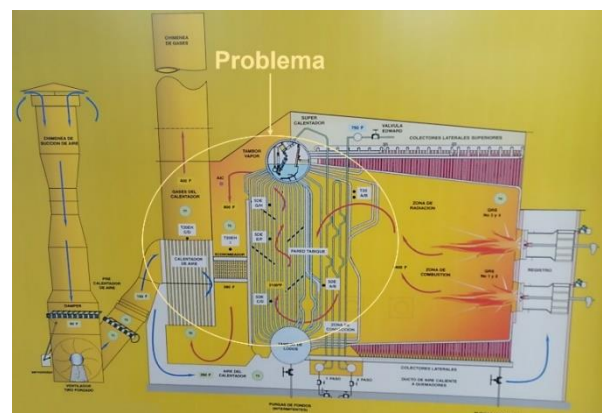


Figura 1. Esquema general de Caldera de vapor tipo D.
Fuente: autor.

Las calderas estudiadas han venido presentando problemas frecuentes de rotura de tuberías en: el interior del hogar sobre las paredes lateral y frontal, en el economizador, el calentador de aire y el sobrecalentador de vapor; principalmente, causados por problemas severos de corrosión. El objetivo de esta investigación fue determinar la viabilidad del uso de técnicas estadísticas y redes neuronales predictivas para identificar el mejor punto de operación de una caldera, minimizando los problemas de corrosión y de emisión de gases contaminantes, así como su viabilidad en el área de mantenimiento preventivo.

Para lo cual, se desarrolló una metodología la cual incluye: la identificación de las variables problema, causantes de las fallas recurrentes por ruptura en las calderas, uso de técnicas estadísticas de correlación de variables; modelado predictivo con red neuronal tipo Feedforward para estimar el índice de consumo de gas combustible, y el planteamiento de recomendaciones para optimizar la eficiencia energética y confiabilidad de las calderas.

Trabajos relacionados:

Se han realizado múltiples estudios sobre corrosión en calderas al operar con atmósferas sulfurosas. Natesan y Park [1] estudiaron el comportamiento de corrosión en el lado fuego en un entorno simulado de sulfato y cenizas de carbón y encontraron una relación curvilínea en forma de campana. Kung y Bakker [2] llevaron a cabo una serie de experimentos en ambientes sulfurosos reductores de combustión y luego establecieron modelos de predicción de la tasa de corrosión basados en la concentración de H_2S y la concentración de Cr en el acero. Zhao et al. [3] estudiaron la corrosión de alta temperatura bajo tres tipos de atmósferas: oxidante, reductora y oxidante/reductora, hallando que la atmósfera oxidante/reductora era la más corrosiva. Teniendo en cuenta los graves problemas de corrosión en entornos ricos en H_2S y CO, Ligang et al. [4] agregaron el CO como una variable en la ecuación de predicción de la tasa de corrosión en entornos reductores. Miltner et al. [5] muestran estrategias para prevenir la corrosión por alta temperatura.

Por otro lado, los siguientes trabajos detallan el fenómeno de corrosión por baja temperatura. Pihu et al. [6], Tallermo et al. [7] y Liang et al. [8], muestran resultados de experimentos sobre el impacto de la temperatura del precalentador de aire sobre la velocidad de corrosión en las tuberías. Stefan et al. [9] estudiaron la corrosión por condensación de ácidos y sales higroscópicas en las superficies del economizador, calentador de aire y chimenea.

En cuanto a la optimización de calderas con redes neuronales, Romeo et al. [10], Smrekar et al. [11], Abd-Kadhum [12] y Maddah et al. [13] usaron ANN para modelar y optimizar calderas mediante análisis de influencia de variables. Chu et al. [14], Zhou et al. [15], Yao et al. [16] y Shi et al. [17] usaron redes neuronales para optimizar la combustión y minimizar la emisión de contaminantes como NOx. Tsoumalis et al. [18] usaron tres modelos de ANNs para minimizar el consumo de gas de una caldera.

A continuación, se describe la metodología usada para el análisis con IA de las calderas de Balance.

2. METODOLOGÍA

2.1 Variables operacionales

Se identificaron 19 variables relevantes del contexto operacional de las calderas, con las cuales se creó una base de datos, correspondiente al periodo entre el 1ro de enero de 2015 al 15 de junio de 2023, para cada una de las calderas, en frecuencia de 1 min.

2.2 Limpieza de la data

Se realizó la limpieza de la data (aprox. 34.1 millones de datos por caldera) eliminando: valores atípicos, valores congelados, periodos de no operación, etc.

2.3 Graficación y correlación de variables

Se graficaron las 19 variables operacionales, junto con una variable derivada definida como diferencial agua-vapor (igual a flujo de vapor – flujo de agua), asociada a la falla por rotura en las calderas, ya que al fallar aumenta progresivamente dicho diferencial. La Tabla 1 muestra la correlación de las variables operacionales con el diferencial agua-vapor, para la

falla del 3 de enero de 2023 en la caldera 4; donde se aprecia que las variables de mayor correlación son: la temperatura del vapor y la temperatura de los gases de combustión al economizador, con correlaciones del 80% y -76.6% respectivamente.

TAG	DESCRIPCIÓN	Media	Unidades	Correlación
FI_29520	Flujo de Aire de combustión	54675,438	Kpce/h	-0,307
AI_29504	% Oxígeno en gases	2,561	%	0,307
FI_29517	Flujo de Gas combustible	5875,355	Kpce/h	-0,328
FI_29518	Flujo de vapor	197,38	KLb/h	-0,475
FI_29519	Flujo de Agua de alimentación	194,77	KLb/h	-0,285
TI_29526	Temperatura Gas a chimenea	379,201	°F	-0,419
LIC_29504	Nivel del Domo	52,852	%	0,46
PI_29514	Presión Descarga ventilador	4,533	Pulg Agua	-0,228
PI_29564	Presión Gas a quemadores	9,708	Pulg Agua	-0,353
TI_29523	Temp Aire al calentador	167,386	°F	0,217
TI_29524	Temp Aire del calentador	357,134	°F	-0,644
TI_29522	Temp Gas al economizador	657,622	°F	-0,766
TI_29525	Temp Gas del economizador	520,404	°F	-0,416
TI_29527	Temperatura del Vapor	773,126	°F	0,8
TI_29528	Temp Agua del economizador	313,978	°F	-0,03
PI_29549	Presión Gases del economizador	0,138	Pulg Agua	-0,068
PI_29550	Presión Gases de chimenea	0,065	Pulg Agua	0,051
TI_29543	Temperatura Pared pantalla	665,835	°F	-0,269
TI_29544	Temperatura Banco principal	553,963	°F	-0,603
FI_19-18	Diferencial Agua - Vapor	-2,61	KLb/h	1

Tabla 1. Correlación de variables caldera 4. Fuente: autor.

2.4 Caracterización de falla por rotura

La figura 2 muestra el comportamiento típico de las variables principales de una caldera cuando se presenta falla por rotura de tuberías al interior de la cámara de combustión. Del análisis desarrollado se evidencia que las fallas ocurren principalmente después de periodos de trabajo con alta carga, como los señalados en rojo, con picos de producción de vapor de 280 KLb/h; junto con picos de alta temperatura de gases al economizador, por encima de 750°F; y al final, cuando se agrava la falla, hay un incremento progresivo del diferencial agua-vapor; incremento de la temperatura de vapor por encima de 800°F, junto con una caída en la temperatura de los gases al economizador.

Durante el periodo analizado 2015 a 2023 la caldera 4 presentó dos fallas por rotura, con incremento del diferencial agua-vapor; mientras la caldera 5 presentó 11 fallas por rotura, 9 de ellas con incremento evidente del diferencial. Además, se identificó que la frecuencia de falla por rotura depende de múltiples factores como: el tiempo de servicio a partir del último mantenimiento general (Overhaul) y de las condiciones operacionales predominantes en la caldera; se identificó que entre

más tiempo se opere con alta temperatura de vapor mayor a 780 °F, que normalmente implica alta temperatura de gases de combustión y coincide con alta carga por encima de 260 KLb/h, las calderas tienden a fallar más frecuentemente.

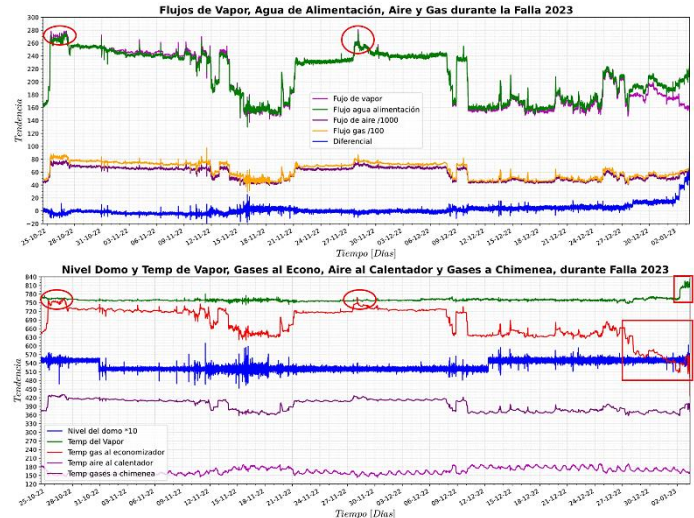


Figura 2. Caracterización de falla por rotura. Fuente: autor.

2.5 Caracterización del periodo más largo de operación sin fallas por rotura

El periodo de operación continua sin presentar fallas por ruptura fue de 41 meses en la caldera 4, entre el 4 de septiembre de 2016 al 24 de marzo de 2020, el comportamiento de las variables de flujo se muestra en la figura 3.

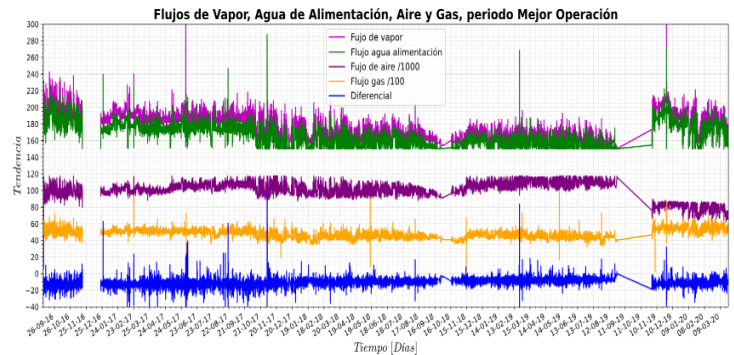


Figura 3. Flujos durante el mejor periodo de operación. Fuente: autor.

Este periodo se caracteriza por mantener condiciones operacionales de baja carga bastante estables para todo el periodo, con flujo de vapor menor a 240 KLb/h; temperatura de gases al economizador menor a 660°F y línea de flujo de aire por encima de línea de flujo de gas, para todo el periodo (relación >10).

2.6 Relación aire-gas óptima mediante modelo predictivo de índice de consumo de gas con FNN

Se desarrolló un modelo predictivo del consumo de gas basado en red neuronal Feedforward FNN, en función de la producción de vapor generado, la relación aire-gas y el índice de consumo; para lo cual, se normalizó la base de datos de entrenamiento de la red, a un rango entre -1 y 1. Para el modelo se empleó una FNN de 4 capas: una capa de entrada de 3 dimensiones, dos capas ocultas con 180 y 90 neuronas respectivamente, y una capa de salida totalmente conectada de dimensión 1, correspondiente al valor de predicción del índice de consumo de gas; para todas las capas, se usó función de activación tipo tangente hiperbólica, $\tanh(x)$. Se realizó el entrenamiento correspondiente de la red neuronal usando como función de pérdida el parámetro RMSE (mean-squared-error), una tasa de entrenamiento de 0.005 y 100 iteraciones.

Simulación 1. Se realizó predicción del índice de consumo de gas para una data de simulación de 130673 patrones de entrada, similares a la operación normal de la caldera 5, con diferentes relaciones de aire-gas. La figura 4 muestra las predicciones del modelo con red FNN, entrenado con la data de la caldera 5; en la cual, se observa una curva bien definida, con altos índices de consumo de gas al operar con baja relación aire-gas (entre 7 y 8), y un rango de mejor eficiencia energética al trabajar con relación aire-gas entre 10,5 y 11,75.

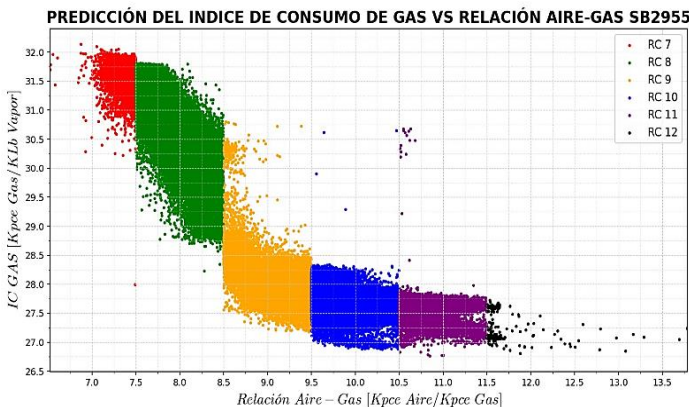


Figura 4. Predicción del índice de consumo de gas según la relación aire/gas. Fuente: autor.

Simulación 2. Se realizó predicción con FNN del

índice de consumo de gas por año, para la data del periodo de mejor operación de la caldera 4, en función de la producción de vapor en KLb/h. Las figuras 5 y 6 muestran que a medida que pasan los años desde el mantenimiento Overhaul, la eficiencia energética de la caldera va desmejorando, registrando los mayores índices de consumo de gas en 2020 y los menores en 2016, este indicador de cambio de eficiencia se puede usar en la toma de decisiones y planeación de tareas de mantenimiento.

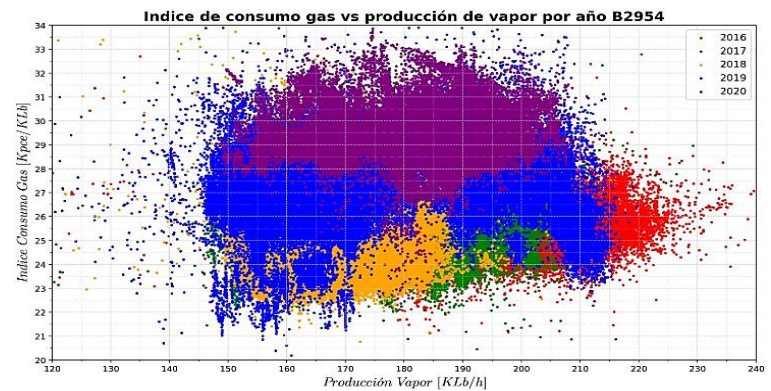


Figura 5. Predicción de IC de gas por año. Fuente: autor.

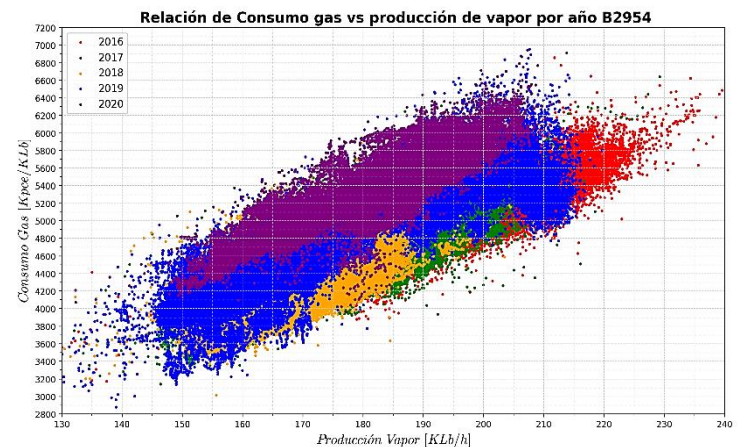


Figura 6. Relación de consumo de gas vs producción de vapor.

CONCLUSIONES

- La variable de mayor correlación con la falla por rotura en calderas fue la temperatura del vapor.
- Para maximizar la vida útil de las calderas se deben controlar la temperatura del vapor menor a 760 °F y evitar los picos de alta temperatura, normalmente asociados a una producción de vapor alta, superior a 260 KLb/h.
- Mediante el modelo con FNN se identificó el rango óptimo de relación volumétrica aire-gas,

entre 10.5 y 11.75, para obtener una combustión completa del gas y minimizar el IC de gas.

- Las altas temperaturas de gases y vapor, así como la baja relación aire-gas menor de 9.5, favorecen y aceleran el fenómeno de corrosión por ácido sulfúrico y sales higroscópicas en la caldera.

RECOMENDACIONES

- Considerar el uso exclusivo de gas natural libre de azufre como combustible de las calderas.
- Realizar hidro-lavado con una solución de NaOH al 10% para limpiar los depósitos de sales ácidas en el lado del fuego, asegurando sistemas de drenaje adecuados [19].
- Usar una relación aire-gas entre 10.5 y 11.75, para minimizar el índice de consumo de gas.

BIBLIOGRAFÍA

[1] Natesan, K., & Park, J. H. (2007). Fireside and steamside corrosion of alloys for USC plants. *International Journal of Hydrogen Energy*, 32(16), 3689-3697.

[2] Kung, S. C., & Bakker, W. T. (1997). Furnace wall corrosion in reducing-sulfidizing combustion gas. *Materials at High Temperatures*, 14(2), 175-182.

[3] Qinxin, Z. H. A. O., ZHANG, Z., CHENG, D., Yungang, W. A. N. G., & Xiang, D. E. N. G. (2012). High temperature corrosion of water wall materials T23 and T24 in simulated furnace atmospheres. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, 20(4), 814-822.

[4] Xu, L., Huang, Y., Wang, J., Liu, C., Liu, L., Zou, L., ... & Chen, K. (2020). Experimental investigation of high-temperature corrosion properties in simulated reducing-sulphidizing atmospheres of the waterwall fireside in the boiler. *The Canadian Journal of Chemical Engineering*, 98(4), 905-918.

[5] Miltner, A., Beckmann, G., & Friedl, A. (2006). Preventing the chlorine-induced high temperature corrosion in power boilers without loss of electrical efficiency in steam cycles. *Applied Thermal Engineering*, 26(16), 2005-2011.

[6] Pihu, T., Arro, H., Prikk, A., Rootamm, R., & Konist, A. (2009). Corrosion of air preheater tubes of oil shale CFB boiler. Part I. Dew point of flue gas and low-temperature corrosion. *Oil Shale*, 26(1), 5-12.

[7] Tallermo, H., Klevtsov, I., & Dedov, A. (2009). Corrosion of air preheater tubes of oil shale CFB boiler. Part II. Laboratory investigation of temperature impact. *Oil Shale*, 26(1).

[8] Liang, Z., & Zhao, Q. (2020). Characterization of the ash deposits along deep-cooling of the exhaust gas in coal-fired power plants. *Journal of the Energy Institute*, 93(2), 766-773.

[9] Retschitzegger, S., Brunner, T., & Obernberger, I. (2015). Low-temperature corrosion in biomass boilers fired with chemically untreated wood chips and bark. *Energy & Fuels*, 29(6), 3913-3921.

[10] Romeo, L. M., & Garetta, R. (2006). Neural network for evaluating boiler behaviour. *Applied Thermal Engineering*, 26(14-15), 1530-1536.

[11] Smrekar, J., Assadi, M., Fast, M., Kuštrin, I., & De, S. (2009). Development of artificial neural network model for a coal-fired boiler using real plant data. *Energy*, 34(2), 144-152.

[12] Abd-Kadhum, R. J. (2018). Evaluation and improvement performance of a boiler in a thermal power plant using artificial neural network. *Engineering and Technology Journal*, 36(6 Part A).

[13] 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), 629.

[14] Chu, J. Z., Shieh, S. S., Jang, S. S., Chien, C. I., Wan, H. P., & Ko, H. H. (2003). Constrained optimization of combustion in a simulated coal-fired boiler using artificial neural network model and information analysis ☆. *Fuel*, 82(6), 693-703.

[15] Zhou, H., Cen, K., & Fan, J. (2004). Modeling and optimization of the NO_x emission characteristics of a tangentially fired boiler with artificial neural networks. *Energy*, 29(1), 167-183.

[16] Yao, Z., Romero, C., & Baltrusaitis, J. (2023). Combustion optimization of a coal-fired power plant boiler using artificial intelligence neural networks. *Fuel*, 344, 128145.

[17] Shi, Y., Zhong, W., Chen, X., Yu, A. B., & Li, J. (2019). Combustion optimization of ultra supercritical boiler based on artificial intelligence. *Energy*, 170, 804-817.

[18] Tsoumalis, G. I., Bampos, Z. N., Chatzis, G. V., Biskas, P. N., & Keranidis, S. D. (2021). Minimization of natural gas consumption of domestic boilers with convolutional, long-short term memory neural networks and genetic algorithm. *Applied Energy*, 299, 117256.

[19] Subramanian, C. (2020). Deterioration of economizer tube in utility boiler. *Engineering Failure Analysis*, 115, 104643.
