

Predicción de la resistencia térmica de las incrustaciones en los enfriadores de ácido sulfhídrico

Prediction of the fouling thermal resistance on the sulphydric acid coolers

Andrés A. Sánchez-Escalona¹, Ever Góngora-Leyva², Carlos Zalazar-Oliva²

¹Empresa Moa Nickel S.A.-Pedro Sotto Alba. Moa, Holguín, Cuba.

²Instituto Superior Minero Metalúrgico de Moa, Holguín, Cuba.

Resumen

Las incrustaciones en los intercambiadores de calor provocan el incremento de la resistencia al intercambio térmico, con la subsiguiente pérdida de eficiencia. Aunque su análisis ha sido expuesto en estudios precedentes, los modelos matemáticos disponibles no identifican todas las formas y mecanismos de ensuciamiento. Esta investigación propuso dos modelos de predicción de la resistencia térmica de las incrustaciones en un sistema de enfriadores de ácido sulfhídrico en explotación. Los valores de las variables independientes y de respuesta que caracterizan el proceso se obtuvieron a través del método de experimentación pasiva. Con el modelo de regresión múltiple se lograron correlaciones de 98,07 % y 97,23 % (para el intercambio de calor tubos-coraza y la interacción coraza-chaqueta, respectivamente), comparadas con 99,63 % y 99,03 % para la red neuronal artificial. Los resultados confirman la validez de ambas técnicas como herramientas confiables de pronóstico, siendo la red neuronal el mejor predictor.

Palabras clave: incrustaciones; intercambiador de calor; ácido sulfhídrico; regresión lineal múltiple; redes neuronales artificiales.

Abstract

Heat exchangers' fouling causes increased resistance to thermal exchange, with subsequent efficiency loss. Although related analysis has been exposed

in previous studies, the available mathematical models do not consider all forms and mechanisms of deposition of unwanted material. This investigation proposed two models for prediction of the fouling thermal resistance in a system of hydrogen sulphide gas coolers under operations. The values for independent and response variables inherent to the process were obtained by applying the passive experimentation method. Correlations of 98,07 % and 97,23 % were achieved from the multivariable regression model (for the tubeside-shellside heat exchange and the shellside-jacket interaction, respectively), as compared to 99,63 and 99,03 % for the artificial neural network. The results confirm the validity of both techniques as reliable forecasting tools, with the neural network being the best predictor.

Keywords: fouling; heat exchanger; hydrogen sulphide; multivariable linear regression; artificial neural networks.

1. INTRODUCCIÓN

Los intercambiadores de calor se utilizan en la industria para transferir energía térmica entre dos o más fluidos que se encuentran a diferentes temperaturas (Gerami y Darvishi 2014; Iyengar 2015). En más del 90 % de ellos está presente el problema de las incrustaciones, definido como la deposición de material indeseado sobre las superficies de transferencia de calor (Ardsomang, Hines y Upadhyaya 2013).

Este proceso conlleva a gastos económicos debido al aumento de las caídas de presión, bloqueo de las tuberías, limitación de la capacidad productiva, paradas tecnológicas para limpieza de los intercambiadores de calor, mayores costos de operación y mantenimiento, entre otros factores (Mukherjee 2004; Moghadassi *et al.* 2011; Al-Hallaf 2013; Gerami y Darvishi 2014; Coletti *et al.* 2015; Jaglarz y Taler 2015).

El mecanismo de formación de las incrustaciones es un fenómeno dinámico y complejo, en el que influyen varios parámetros: velocidad del fluido, temperatura, características de la superficie, entre otros. (Kakac y Liu 2002; Mukherjee 2004; Ardsomang, Hines y Upadhyaya 2013).

Para desarrollar modelos matemáticos capaces de pronosticar su comportamiento los investigadores han empleado ecuaciones diferenciales, métodos estadísticos y redes neuronales artificiales (Kaneko *et al.* 2009; Kashani *et al.* 2012; Al-Hallaf 2013; Gerami y Darvishi 2014; Harris 2014; Mohanraj, Jayaraj y Muraleedharan 2015; Molina-Pérez *et al.* 2015). En la

literatura consultada no se encontraron referencias a fluidos tóxicos que contienen sustancias incrustantes poco comunes como el azufre.

Aunque el análisis de las incrustaciones en intercambiadores de calor ha sido expuesto para la industria, en general, pocas investigaciones afines se han desarrollado en empresas níquelíferas. Torres-Tamayo y otros colaboradores (2011, 2014) realizan la determinación experimental del factor de incrustaciones en un proceso industrial para intercambiadores de placas y analizan su influencia en la pérdida de eficiencia de la instalación, recomendando la selección de valores elevados de resistencia térmica para garantizar un diseño racional.

Esta sugerencia es cuestionada en la actualidad, por tener un enfoque estático y conllevar al sobredimensionamiento de los intercambiadores de calor, lo cual provoca que los equipos se incrusten con mayor rapidez (Mukherjee 2004; Kerner 2011). Otro estudio relacionado con la temática fue realizado por Sánchez-Escalona y demás investigadores (2017) en un sistema de enfriadores de tubos y coraza enchaquetados, determinando la tendencia lineal de la resistencia térmica de las incrustaciones, en función del tiempo, para tres valores de flujo de ácido sulfhídrico.

Aunque los resultados obtenidos fueron satisfactorios para los propósitos de la citada investigación, el alcance de los mismos es limitado debido a que se aplicaron técnicas de regresión simple, despreciando variables influyentes como la temperatura.

Teniendo en cuenta lo anterior, el objetivo de esta investigación es establecer dos modelos multivariantes de predicción de la resistencia térmica de las incrustaciones en el sistema de enfriadores de ácido sulfhídrico, basados en los resultados experimentales.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1. Metodología de la modelación

Para establecer los modelos de predicción de la resistencia térmica de las incrustaciones en el sistema de enfriadores de ácido sulfhídrico se identificaron las variables que caracterizan el proceso de deposición de los elementos incrustantes en los intercambiadores de calor (Figura 1). Mediante la técnica experimental se registraron los valores de las variables explicativas necesarias.

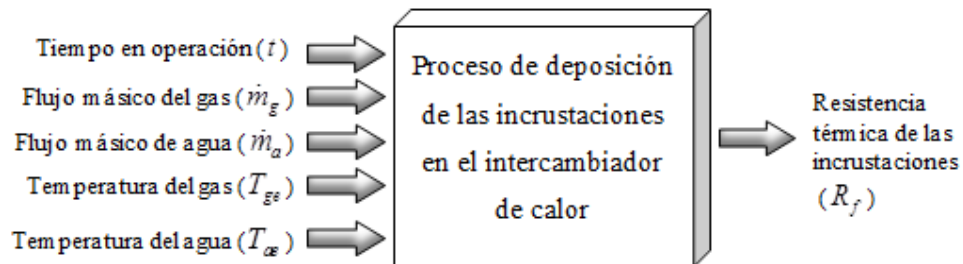


Figura 1. Representación esquemática del modelo.

Inicialmente se aplicó un análisis de regresión lineal múltiple para estimar la resistencia térmica de las incrustaciones a partir de los valores de las variables independientes. El cálculo de los coeficientes del modelo se basó en el método de mínimos cuadrados, debido a su conveniencia matemática y a la posibilidad de obtener expresiones explícitas de las ecuaciones de regresión (Al-Zwainy, Abdulmajeed y Maljumaily 2013). Se puso en práctica un procedimiento de selección escalonada de variables, consistente en el método de eliminación regresiva (*backward*) (Pacheco-Bonrostro y Casado-Yusta 2007; Navarro 2009). El análisis de la varianza, determinación de la bondad de ajuste y verificación de las hipótesis del modelo se realizaron con el software Statgraphics Centurion XV.

El otro modelo propuesto consistió en una red neuronal artificial, motivado por estudios precedentes, que indican una capacidad predictora igual o superior a las técnicas estadísticas convencionales (Cosic, Lisjak y Antolic 2011; Moghadassi *et al.* 2011; Kamble, Pangavhane y Singh 2014; Ghiasi *et al.* 2016).

Se utilizó un perceptrón multicapa asociado a un algoritmo de aprendizaje de retro-propagación del error (*back propagation error*), con los elementos del vector de entrada conectados solamente hacia adelante. Según Mohanraj, Jayaraj y Muraleedharan (2015), esta arquitectura (*multilayer feed forward network*) es la configuración de redes más apropiada para la modelación y simulación de intercambiadores de calor, así como para la estimación de parámetros como el factor de incrustaciones. La red se optimizó para una estructura 5-N-1, empleando las funciones de transferencia sigmoideal logística (*logsig*) en la capa oculta y de activación lineal (*purelin*) en la capa de salida. El diseño de la red, entrenamiento y simulación se ejecutaron con MATLAB R2013a.

La validación de los modelos se realizó comparando los resultados predichos con los valores de resistencia térmica de las incrustaciones determinados analíticamente a partir de los datos experimentales (Kaneko *et al.* 2009; Gerami y Darvishi 2014).

2.2. Identificación de las variables

La característica de las incrustaciones provocadas por un fluido en contacto con la superficie de transferencia de calor depende, además del tiempo en operación, de la velocidad del fluido, de su temperatura, sus características, de la temperatura de la superficie, así como del material, geometría y acabado de esta (Mukherjee 2004; Kerner 2011; Al-Hallaf 2013; Coletti *et al.* 2015; Jaglarz y Taler 2015).

En tal sentido, como variable dependiente (o de respuesta) de la modelación se definió la resistencia térmica de las incrustaciones, y como variables independientes (o predictoras) se seleccionaron el tiempo en operación, los flujos de ácido sulfhídrico y de agua, así como las temperaturas de entrada de ambos fluidos (Figura 1).

En el esquema propuesto se excluyeron los parámetros "características del fluido" y "material, geometría y acabado de la superficie", que aunque son mencionados por otros autores (Mukherjee 2004; Al-Hallaf 2013) prácticamente no varían en el proceso y la instalación estudiados.

Por otra parte, la "velocidad del fluido" se sustituyó por los flujos de agua y de ácido sulfhídrico. Además, en lugar de la "temperatura de la superficie de transferencia de calor" se utilizaron los flujos y las temperaturas de entrada de ambos fluidos, porque estos parámetros determinan su valor (Kakac y Liu 2002). Con ello se logró independencia entre las variables explicativas del modelo, para evitar multicolinealidad. Cuando se presenta este problema los estimadores de regresión basados en mínimos cuadrados ordinarios no son confiables, debido a que exhiben una elevada correlación y alta inestabilidad en la varianza (Navarro 2009).

2.3. Descripción de la instalación y técnica experimental

El sistema de enfriadores de ácido sulfhídrico estudiado está compuesto por cuatro intercambiadores de calor de tubos y coraza enchaquetados. Cada pareja (dos equipos en serie) fue diseñada para transferir 138 kW de calor, a través de un área de 49,2 m².

En cada unidad el ácido sulfhídrico gaseoso hace su recorrido del lado de la coraza, en un solo pase, mientras que el agua circula del lado de los tubos, con cuatro pases, y por la chaqueta de la coraza (Figura 2). Cada pareja de intercambiadores opera ocho horas en modo de enfriamiento del gas, y luego se sacan de operación para suministrarle vapor (por el lado de los

tubos y por la chaqueta), durante cuatro o seis horas, con el objetivo de eliminar el azufre incrustado.

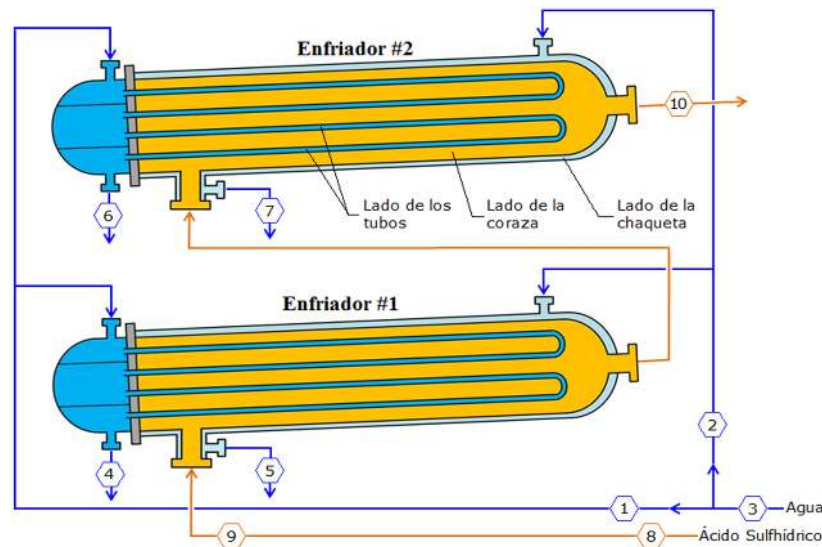


Figura 2. Esquema de una pareja de enfriadores de ácido sulfhídrico y puntos de medición.

Debido al régimen de producción ininterrumpido en que se encuentra el objeto de estudio se aplicó un experimento pasivo (diseño de investigación no experimental, del tipo longitudinal, de tendencia). Las mediciones de los parámetros fundamentales que intervienen en el proceso de intercambio térmico se realizaron sin la manipulación de las variables, analizando los fenómenos de transferencia de calor, como se manifiestan en su contexto (Hernández-Sampieri, Fernández-Collado y Baptista-Lucio 2010).

A continuación se listan los parámetros registrados (puntos de medición según la Figura 2):

1. Flujo de agua alimentado del lado de los tubos
2. Flujo volumétrico de agua alimentado del lado de la chaqueta
3. Temperatura del agua a la entrada del banco de enfriadores
4. Temperatura del agua por los tubos a la salida del enfriador 1
5. Temperatura del agua por la chaqueta a la salida del enfriador 1
6. Temperatura del agua por los tubos a la salida del enfriador 2
7. Temperatura del agua por la chaqueta a la salida del enfriador 2
8. Flujo de ácido sulfhídrico alimentado a los enfriadores

9. Temperatura del ácido sulfhídrico a la entrada del enfriador 1

10. Temperatura del ácido sulfhídrico a la salida del enfriador 2.

Los instrumentos correspondientes y sus características técnicas son:

- Temperatura del agua y del ácido sulfhídrico: termopozos y termómetros bimetálicos industriales Ashcroft.
- Flujo de agua: caudalímetro ultrasónico Proline Prosonic Flow 93T.
- Flujo de ácido sulfhídrico: señal de proceso que se envía a un PLC Siemens S7-400 y mediante Citect SCADA 7.10, la variable se almacena y se muestra en el ordenador del panel de control.

La temperatura del gas a la entrada del enfriador 2 se determinó mediante un balance de masa y energía (Ghiwala y Matawala 2014; Sánchez-Escalona *et al.* 2017).

En la experimentación se ejecutaron tres observaciones en días alternos, durante ocho horas, a partir de la puesta en funcionamiento de una misma pareja de intercambiadores de calor en modo de enfriamiento. Durante cada ciclo se ejecutaron 20 mediciones de los parámetros tecnológicos en cada intercambiador de calor, obteniéndose una base de datos con 120 registros.

2.4. Determinación analítica del factor de incrustaciones

El método común para determinar el impacto de las incrustaciones es observando la evolución del coeficiente global de transferencia de calor durante el tiempo en operaciones del equipo (Jaglarz y Taler 2015). El procedimiento, sustentado en la ecuación 1, fue explicado por Gerami y Darvishi (2014) y particularizado por Sánchez-Escalona y otros investigadores (2017) para intercambiadores de calor de tubos y coraza enchaquetados.

$$R_f = \frac{1}{U_{actual}} - \frac{1}{U_{limpio}} \quad (1)$$

Donde: R_f [$m^2 \cdot K/W$] representa la resistencia térmica total de las incrustaciones; U_{actual} [$W/(m^2 \cdot K)$] el coeficiente global de transferencia de calor actual, determinado a partir de los datos experimentales; y U_{limpio} [$W/(m^2 \cdot K)$] es el coeficiente global calculado teóricamente, asumiendo que el intercambiador de calor está exento de impurezas.

Para calcular los coeficientes globales de transferencia de calor se partió de los parámetros geométricos del equipo, los flujos másicos de cada corriente, las temperaturas de entrada y salida de los fluidos, así como sus propiedades termo-físicas. Los flujos y las temperaturas de los fluidos se obtuvieron experimentalmente.

En el caso de intercambiadores con tres fluidos y dos vías principales de intercambio térmico se determinan dos coeficientes globales de transferencia de calor (Ghiwala y Matawala 2014). Consecuentemente, para cada vía de transferencia de calor se calcularon valores independientes de resistencia térmica de las incrustaciones.

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1. Resultados experimentales

Los valores de resistencia térmica de las incrustaciones determinados mediante la ecuación 1, a partir de los datos experimentales, revelan una tendencia al incremento de su magnitud con el transcurso del tiempo (Figura 3).

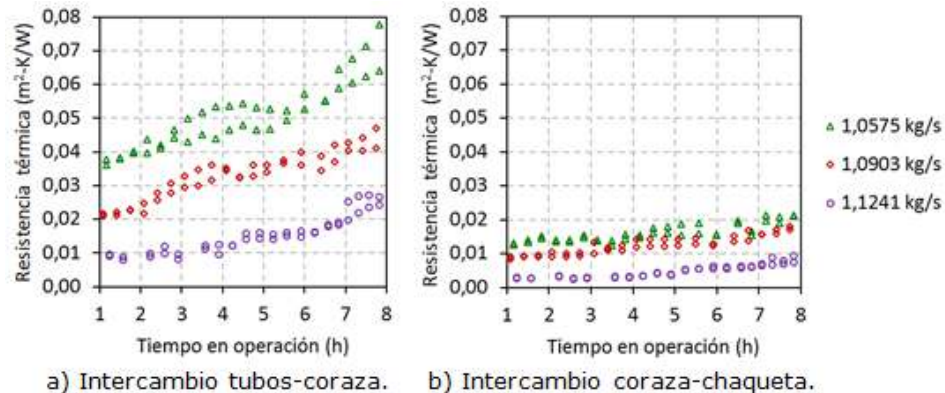


Figura 3. Resistencia térmica de las incrustaciones en función del tiempo, para diferentes flujos de ácido sulfhídrico gaseoso.

Este comportamiento obedece a la deposición progresiva del azufre arrastrado debido a la disminución de la presión y la temperatura del gas (Li, Liu y Zhang 2014). El mayor volumen de incrustaciones se deposita en el haz de tubos.

La velocidad del fluido es una de las variables cruciales que influye sobre el grado de ensuciamiento, identificándose que mayores flujos de ácido sulfhídrico minimizan las incrustaciones. Aumentar el caudal incrementa la transferencia de calor en un intercambiador encostrado, pero esta solución solo sería temporal (Jaglarz y Taler 2015) debido a la necesidad de modificar el régimen productivo para compensar la mayor caída de presión.

Los efectos de la velocidad también ayudan a entender el mecanismo de formación de las deposiciones. Si la resistencia térmica de las incrustaciones disminuye con la velocidad, tiene mayor influencia la adhesión de los elementos incrustantes a la superficie de transferencia de calor (Al-Hallaf 2013; Coletti *et al.* 2015).

3.2. Modelo de regresión lineal múltiple

Al ajustar un modelo de regresión lineal múltiple para describir la relación entre la resistencia térmica de las incrustaciones y las variables predictoras se obtuvieron las ecuaciones 2 y 3. La expresión 2 aparece simplificada, sin considerar el flujo de agua (\dot{m}_a) ni su temperatura de entrada (T_{ae}), porque en este caso se determinó que los dos términos carecen de significación estadística (Navarro 2009).

Para la vía de intercambio de calor tubos-coraza:

$$R_f = 0,644582 - 0,558398 \cdot \dot{m}_g + 0,00337132 \cdot t - 0,0000468447 \cdot T_{ge} \quad (2)$$

Para la vía de intercambio de calor coraza-chaqueta:

$$R_f = 0,3923 - 0,176388 \cdot \dot{m}_a - 0,168991 \cdot \dot{m}_g + 0,00114202 \cdot t - 0,000510782 \cdot T_{ae} - 0,000013262 \cdot T_{ge} \quad (3)$$

Donde: \dot{m}_a [kg/s] es el flujo másico de agua; \dot{m}_g [kg/s] el flujo másico de ácido sulfhídrico; t [h] es el tiempo en operación; T_{ae} [K] denota la temperatura de entrada del agua; y T_{ge} [K] la temperatura de entrada del ácido sulfhídrico.

Los principales parámetros que caracterizan los ajustes de regresión se relacionan en la Tabla 1. Como el valor-P resultante de los análisis de varianza es menor que 0,05 existe una relación estadísticamente significativa entre las variables con un nivel de confianza del 95 %.

Tabla 1. Bondad de ajuste de los modelos de regresión lineal múltiple

Parámetro	Intercambio tubos-coraza	Intercambio coraza-chaqueta
Coefficiente de determinación R ²	96,175 %	94,533 %
Coefficiente de determinación R ² -ajustado	96,077 %	94,293 %
Error cuadrático medio	1,007·10 ⁻⁵	1,530·10 ⁻⁶

En ambos casos el ajuste es confiable, con valores de las predicciones próximos a los de las respuestas esperadas (Figura 4).

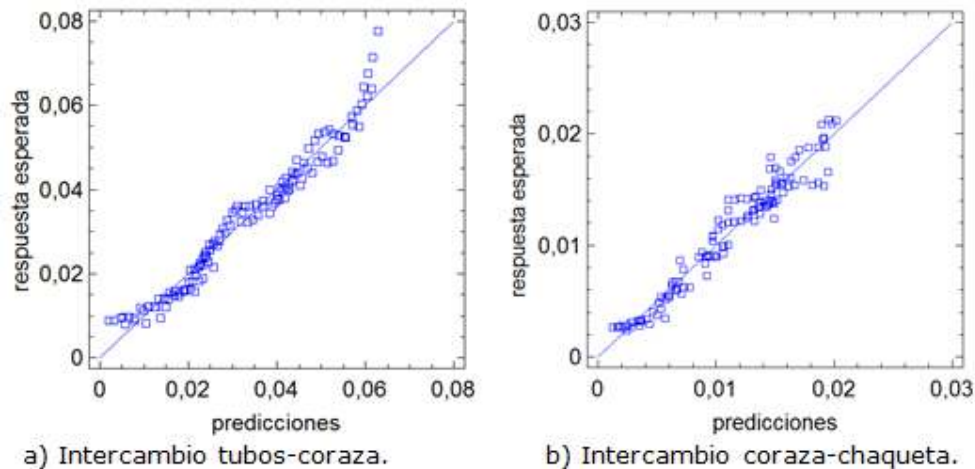


Figura 4. Gráfico de predicciones frente a la respuesta esperada, para los modelos de regresión lineal múltiple.

Mediante la matriz de correlaciones estimadas para los coeficientes del modelo ajustado se comprobó que no existe multicolinealidad severa entre las variables predictoras. La normalidad de los residuos se contrastó a través del gráfico de probabilidad normal. La representación de los residuos estudentizados frente a los valores predichos no mostró heterocedasticidad. Como el valor-P, asociado al contraste de Durbin-Watson, es menor que 0,05 existe una posible correlación serial de los residuos con un nivel de confianza del 95 %.

3.3. Modelo de red neuronal artificial

En la modelación de perceptrones multicapas es indispensable optimizar su configuración y seleccionar adecuadamente los criterios de entrenamiento de la red neuronal. Durante este proceso, efectuado mediante el método de prueba y error, el principal reto consistió en determinar el número óptimo de neuronas para la capa oculta (Mohanraj, Jayaraj y Muraleedharan 2015; Ghiasi *et al.* 2016).

Partiendo de la estructura 5-N-1 seleccionada en esta investigación, la cantidad de neuronas en la capa oculta se varió de 1 a 20 y se evaluó el desempeño de cada red para predecir la resistencia térmica de las incrustaciones. Como función de control se utilizó el error cuadrático medio, asociada al algoritmo Levenberg-Marquardt para acelerar la convergencia durante el proceso de entrenamiento (Figura 5).

El 70 % de los datos se empleó para el entrenamiento de la red, el 15 % para la validación y el otro 15 % para las pruebas (Ghiasi *et al.* 2016). El número de iteraciones seleccionado fue 50, la tasa de aprendizaje 0,06 y el factor momento 0,9. Con estos criterios se obtuvieron correlaciones superiores al 96 % para los casos analizados.

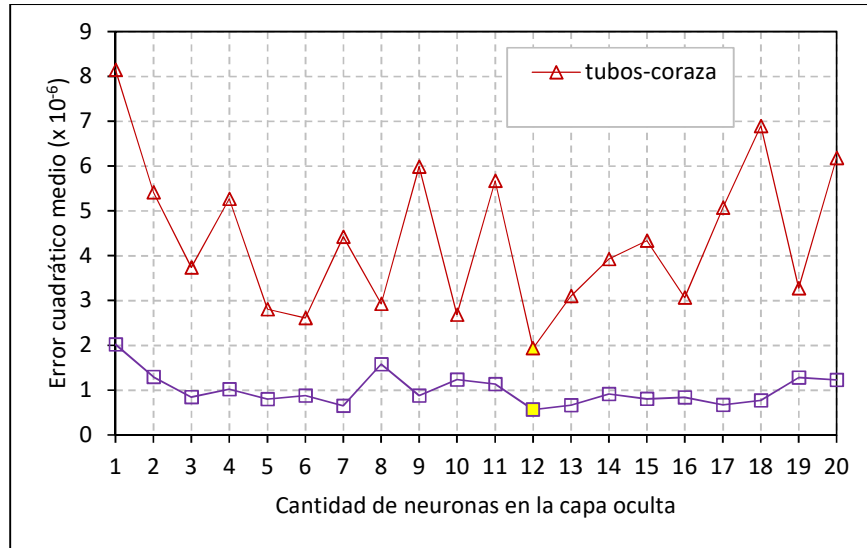


Figura 5. Desempeño de cada red en función del número de neuronas en la capa oculta.

Los mejores resultados de predicción se lograron con el perceptrón 5-12-1. El número óptimo de neuronas en la capa oculta determinado en este trabajo (12 neuronas) es coherente con el obtenido al aplicar la ecuación 4 publicada por Mohanraj, Jayaraj y Muraleedharan (2015).

$$N_{co} = \frac{1}{2} \cdot (N_{ce} + N_{cs}) + \sqrt{N_{de}} \quad (4)$$

Donde: N_{co} es el número óptimo de neuronas en la capa oculta; N_{ce} el número de vectores de entrada; N_{cs} el número de neuronas en la capa de salida; y N_{de} la cantidad de datos utilizados para entrenar la red.

Para cada vía de intercambio de calor se utilizaron diferentes datos de las variables de entrada y de salida, obteniéndose dos redes neuronales que poseen la misma arquitectura pero tienen valores diferentes en los pesos de las conexiones y sesgo de las neuronas. Los principales parámetros que caracterizan el desempeño de los modelos obtenidos se muestran en la Tabla 2.

Tabla 2. Bondad de ajuste alcanzada con las redes neuronales artificiales

Parámetro	Intercambio tubos-coraza	Intercambio coraza-chaqueta
Coefficiente de correlación R	99,631 %	99,028 %
Coefficiente de determinación R ²	99,263 %	98,065 %
Error cuadrático medio	1,939·10 ⁻⁶	5,671·10 ⁻⁷

Al comparar los valores de las predicciones con los de las respuestas esperadas se comprobó gráficamente la alta correlación obtenida (Figura 6). Estos resultados son coherentes con los publicados por Kamble, Pangavhane y Singh (2014) y Ghiasi y demás colaboradores (2016), quienes lograron correlaciones superiores al 99 % empleando redes neuronales artificiales.

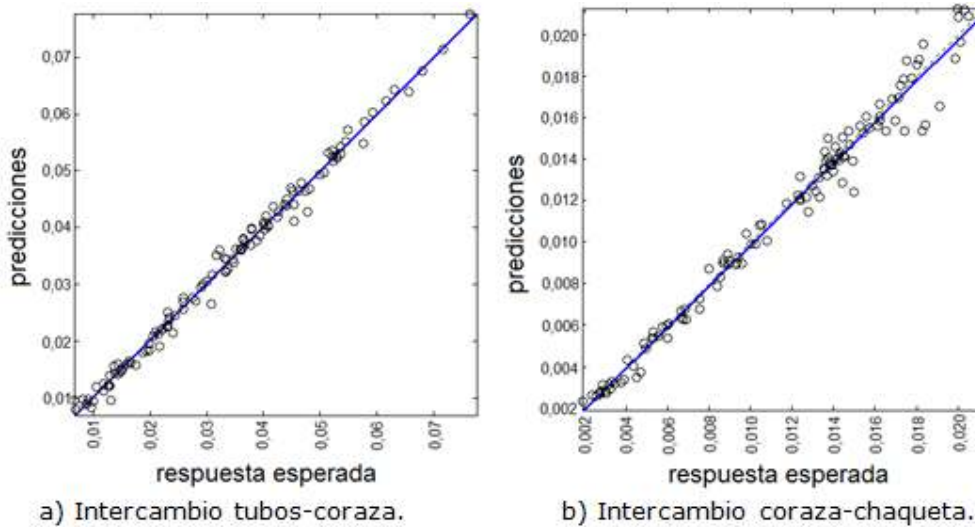


Figura 6. Gráfico de predicciones frente a la respuesta esperada, para las redes neuronales artificiales.

4. CONCLUSIONES

- Las ecuaciones de regresión lineal múltiple ajustadas explican el 96,18 % de la variabilidad en la resistencia térmica de las incrustaciones para la vía de intercambio de calor tubos-coraza, y el 94,53 % para la interacción coraza-chaqueta. Con este modelo se obtuvieron correlaciones de 98,07 % y 97,23 %, respectivamente.
- Mediante la red neuronal artificial se alcanzaron mejores correlaciones, equivalentes a 99,63 % para el intercambio de calor tubos-coraza y 99,03 % para la transferencia coraza-chaqueta. Los valores de error cuadrático medio determinados fueron inferiores a los calculados para las ecuaciones de regresión lineal múltiple.

- Ambos modelos informan sobre la presencia de relaciones, pero no del mecanismo causal. Sin embargo, los coeficientes obtenidos en el análisis de regresión lineal permiten interpretar con facilidad las variables predictoras más influyentes, a diferencia de las redes neuronales artificiales que tienen un enfoque de "caja negra".
- La simulación del desempeño térmico de los enfriadores de ácido sulfhídrico es más precisa si se emplean los modelos propuestos para predecir el factor de incrustaciones. Estas herramientas de pronóstico también son útiles para estimar la eficiencia de separación del azufre dentro del sistema de intercambiadores de calor analizado.

5. REFERENCIAS

- Al-Hallaf, W. A. A. 2013: Theoretical study on heat transfer in the presence of fouling. *Iraqi Journal of Chemical and Petroleum Engineering*, 14(1): 47-53.
- Al-Zwainy, F. M. S.; Abdulmajeed, M. H. y Maljumaily, H. S. 2013: Using Multivariable Linear Regression technique for modeling productivity construction in Iraq. *Open Journal of Civil Engineering*, 3(3): 127-135.
- Ardsomang, T.; Hines, J. W. y Upadhyaya, B. R. 2013: Heat exchanger fouling and estimation of remaining useful life. En: *Proceedings of the Annual Conference of Prognostics and Health Management Society*. Actas de Conferencias. Knoxville, Estados Unidos, 1-9.
- Coletti, F.; Diaz-Bejerano, E.; Martínez, J. y Macchietto, S. 2015: Heat exchanger design with high shear stress: reducing fouling or throughput. En: *International Conference on Heat Exchanger Fouling and Cleaning*. Actas de Conferencias. Enfield, Irlanda, 27-33.
- Cosic, P.; Lisjak, D. y Antolic, D. 2011: Regression analysis and Neural Networks as methods for production time estimation. *Tehnicki vjesnik*, 18(4): 479-484.
- Gerami, A. y Darvishi, P. 2014: Modeling of the deposit formation on shell and tube heat exchanger of Hasheminejad Gas Refinery Plant. *Indian Journal of Scientific Research*, 5(1): 382-388.
- Ghiasi, M. M.; Bahadori, M.; Lee, M.; Kashiwao, T. y Bahadori, A. 2016: Rapid prediction of Prandtl number of compressed air. *Chemical Engineering*, 123(6): 52-58.
- Ghiwala, T. M. y Matawala, V. K. 2014: Sizing of triple concentric pipe heat exchanger. *International Journal of Engineering Development and Research*, 2(2): 1683-1692.
- Harris, J. S. 2014: *The interpretation of fouling data from a Stirred Batch Cell*. Tesis de maestría. University of Bath. 145 p.

- Hernández-Sampieri, R.; Fernández-Collado, C. y Baptista-Lucio, M. P. 2010: *Metodología de la investigación*. 5ta ed. México D. F.: McGraw-Hill. 613 p.
- Iyengar, A. S. 2015: Thermal analysis of shell and tube heat exchanger using artificial neural networks. *Ethiopian Journal of Science and Technology*, 8(2): 207-120.
- Jaglarz, G. y Taler, D. 2015: Experimental study of fouling in plate heat exchangers in district heating systems. *Journal of Power Technologies*, 95(5): 42-46.
- Kakac, S. y Liu, H. 2002: *Heat exchangers. Selection, rating and thermal design*. 2da ed. Nueva York: CRC Press. 491 p.
- Kamble, L. V.; Pangavhane, D. R. y Singh, T. P. 2014: Heat transfer studies using Artificial Neural Networks - A review. *International Energy Journal*, 14: 25-42.
- Kaneko, H.; Inasawa, S.; Inokuchi, H. y Funatsu, K. 2009: Construction of high predictive fouling models using statistical methods. En: *International Conference on Heat Exchanger Fouling and Cleaning*. Actas de Conferencias, vol. VIII. Schladming, Austria, 260-262.
- Kashani, M. N.; Aminian, J.; Shahhosseini, M. y Farrokhi, M. 2012: Dynamic crude oil fouling prediction in industrial preheaters using optimized ANN based moving window technique. *Chemical Engineering Research and Design*, 90(7): 938-949.
- Kerner, J. 2011: Compact, high-efficiency heat exchangers: understanding fouling. *Chemical Engineering*, 118(6): 35-41.
- Li, Q.; Liu, C. y Zhang, Z. 2014: Prediction of Solubility of Sulphur in Hydrogen Sulphide Based on Molecular Dynamics Simulation. *Asian Journal of Chemistry*, 26(4): 1041-1043.
- Moghadassi, A. R.; Hosseini, S. M.; Parvizian, F.; Mohamadiyon, F.; Behzadi-Moghadam, A. y Saneirad, A. 2011: An expert model for the shell and tube heat exchangers analysis by Artificial Neural Networks. *ARPJ Journal of Engineering and Applied Sciences*, 6(9): 78-93.
- Mohanraj, M.; Jayaraj, S. y Muraleedharan, C. 2015: Application of artificial neural networks for thermal analysis of heat exchangers - A review. *International Journal of Thermal Sciences*, 90: 150-172.
- Molina-Pérez, H.; Cano-Gómez, J. J.; Díaz-Ovalle, C. O. y Castillo-Borja, F. 2015: Equivalencia del espesor de ensuciamiento con \square -lg desnaturalizada en el calentamiento de leche. *Avances en Ciencias e Ingeniería*, 6(1): 49-62.
- Mukherjee, R. 2004. *Practical thermal design of shell-and-tube heat exchangers*. Nueva York: Begell House Inc. 228 p.

- Navarro, O. 2009. Selección de variables en regresión Componentes principales. En: *7th Latin American and Caribbean Conference for Engineering and Technology*. Actas de Conferencias. San Cristóbal, Venezuela, 2-5 junio, 1-8.
- Pacheco-Bonrostro, J. y Casado-Yusta, S. 2007: Algoritmos meméticos para selección de variables en el análisis discriminante. *Estadística Española*, 49(165): 333-347.
- Sánchez-Escalona, A. A.; Góngora-Leyva, E.; Zalazar-Oliva, C. y Álvarez-Hernández, E. 2017: Análisis del intercambio de calor e incrustaciones en un sistema de enfriadores de ácido sulfhídrico. *Minería y Geología*, 33(3): 326-340.
- Torres-Tamayo, E.; Quintana-Charlot, L. E.; Vega-Árias, O. y Retirado-Mediaceja, Y. 2011: Coeficientes de transferencia de calor y pérdida de eficiencia en intercambiadores de calor de placas durante el enfriamiento del licor amoniacal. *Minería y Geología*, 27(2): 67-83.
- Torres-Tamayo, E.; Retirado-Medianeja, Y. y Góngora-Leyva, E. 2014: Coeficientes de transferencia de calor experimental para el enfriamiento de licor en intercambiadores de placas. *Ingeniería Mecánica*, 17(1): 68-77.

Recibido: 13/12/17

Aceptado: 06/04/18

Andrés A. Sánchez Escalona, Máster en Electromecánica. Departamento de Mecánica. Moa Nickel S.A.-Pedro Sotto Alba. Moa, Holguín, Cuba
aescalon@moanickel.com.cu