Memorias del 2023 Congreso Nacional de Control Automático
25-27 de Octubre, 2023. Acapulco, Guerrero, México.
Copyright© AMCA, ISSN: 2594-2492

Artificial Neural Networks for Predicting Pressure in High-Viscosity Two-Phase Flow: A Comparative Analysis

W. Ajbar * **L. Torres** * **J.E.V. Guzmán** * **A. Palacio-Pérez** *

* *Instituto de Ingeniería, Universidad Nacional Autónoma de México, Coyoacán, Mexico City 04510, Mexico (e-mails: wajbar@iingen.unam.mx; ftorreso@iingen.unam.mx; jguzmanv@iingen.unam.mx; apalaciop@iingen.unam.mx.)*

Abstract: This article presents the procedure undertaken to discover the most suitable model for predicting the outlet pressure of a horizontally oriented pipe with high-viscosity two-phase flow. In order to achieve this, a collection of artificial neural networks (ANN) with diverse architectures was developed, utilizing experimental data for training and validation purposes. The data used in this study were obtained from experiments carried out in a 54-meter-long pipeline, where a mixture of air and glycerin was flowing. The various ANN were constructed based on three different combinations of input variables, namely, the air flow rate (Q_a), glycerin flow rate (Q_g), and pressure measurements at specific spatial points. Subsequently, a statistical analysis was performed, followed by a comparison of the models' performance across different scenarios.

Keywords: ANN, Two-phase flow, Numerical simulation, Optimal sensor placement

1. INTRODUCCIÓN

Los flujos de gas-líquido de alta viscosidad son fundamentales para una amplia gama de procesos industriales, sobre todo en las industrias de petróleo y gas, química y procesamiento de alimentos. Si bien las tuberías son fundamentales para transportar este tipo de mezclas de fluidos, pueden ser propensas a sufrir accidentes si no se diseñan, operan y mantienen correctamente (Ahmed et al., 2014; Thaker and Banerjee, 2016). El riesgo de falla se debe a varios factores bien documentados, como el diseño deficiente de las tuberías, la corrosión tanto interna como externa o incrementos súbitos de presión (Wood et al., 2013). Durante la operación de tuberías, los picos de presión, generalmente causados por transitorios hidrodinámicos, representan una amenaza considerable, especialmente en aquellos casos donde se lleva a cabo un mantenimiento deficiente y se transportan flujos altamente viscosos (Torres et al., 2020). La gestión de los aumentos repentinos de presión en tales escenarios es clave para salvaguardar la integridad y la estabilidad operativa del sistema de tuberías. Los lazos de control diseñados para mitigar sus efectos adversos requieren medir las presiones en múltiples ubicaciones a lo largo de la tubería. Sin embargo, esto no suele ser posible y es necesario un enfoque más práctico. Una alternativa atractiva es la creación de metodologías que permitan estimar la presión en ubicaciones estratégicas a partir de la información disponible en otros lugares, posiblemente remotos.

El objetivo de este artículo es presentar un análisis comparativo de diferentes modelos de (ANN, por sus siglas en inglés) para predecir la presión de salida del flujo bifásico de alta viscosidad en una tubería horizontal, con el fin de identificar la opción más efectiva. Para lograr esto, se desarrolló un conjunto de modelos basados en redes neuronales artificiales (ANN) con arquitecturas diversas, que fueron entrenados y validados con datos experimentales. Los datos se obtuvieron de experimentos realizados en una tubería de 54 metros de longitud, donde se hizo fluir una mezcla de aire y glicerina. Las diferentes ANN se construyeron con base a tres combinaciones diferentes de variables de entrada: la tasa de flujo de aire (Q_a), la tasa de flujo de glicerina (Q_g) y las mediciones de presión en puntos espaciales específicos. Posteriormente, se realizó un análisis estadístico, seguido de una comparación del rendimiento de los modelos en diferentes escenarios.

2. MATERIALES Y MÉTODO

2.1 Descripción del equipo experimental

En el Instituto de Ingeniería de la Universidad Nacional Autónoma de México (IIUNAM), se instaló un circuito de flujo multifásico para la realización de experimentos en las áreas de ingeniería química y petrolera. La Fig. 1 muestra una serie de fotografías de este circuito donde es

posible hacer fluir tres tipos flujos: aire, agua y glicerina. Este circuito se compone de una tubería de 54 metros de longitud, en la que se instalaron cuatro transductores de presión distribuidos a lo largo de su recorrido y cuyas mediciones se denotaron como P_1, P_2, P_3 y P_4.

Para suministrar la fase líquida se utiliza una bomba de cavidad progresiva (Seepex Mod. BN35-24) con una precisión de ±1%. Esta bomba es capaz de proporcionar caudales másicos constantes que varían entre 0.0 [kg/s] y 6.1 [kg/s]. Para suministrar aire seco a temperatura ambiente, se emplea un compresor (Kaeser Aircenter SK.2) con una presión que va desde 0.0 [kPa] hasta 1.6×10^3 [kPa]. La mezcla de ambas fases tiene lugar en la conexión de 3 vías, como se muestra en la Fig. 1. Para medir los caudales másicos de entrada, se utilizan caudalímetros (Endress-Hauser Coriolis) con una precisión de ±0.1%, mientras que para medir las presiones se emplea un conjunto de transductores convencionales (MEAS U5300) con una precisión de ±1%. Los rangos de medición de estos instrumentos se han seleccionado en un rango que va desde 0.0 [kPa] hasta 1.03×10^2 [kPa] y desde 0.0 [kPa] hasta 3.45×10^2 [kPa], respectivamente.

2.2 Descripción de las pruebas experimentales

Se realizaron dos series de experimentos en las que se inyectaron 15 combinaciones diferentes de flujo másico de aire y flujo másico de glicerina en las tuberías. Estos experimentos se llevaron a cabo durante un período de tiempo de $t_f = 120$ [s], y se recopilaron datos de los caudales másicos y las mediciones de presión en cuatro ubicaciones distintas a una frecuencia de muestreo de $\Delta t = 0.2$ [s]. Las distancias entre las ubicaciones de los transductores de presión P_1 y P_2, P_2 y P_3, y P_3 y P_4 fueron de 18 m, 4 m y 21 m, respectivamente. Los valores específicos de los caudales másicos utilizados en las pruebas experimentales se detallan en la Tabla 1.

Tabla 1. Matriz de caudales de aire y glicerina para ensayos experimentales

Tasa de flujo de aire [kg/s]	**Tasa de flujo de glicerina [kg/s]**
	1.3
0.005	2.5
0.01	3.7
0.015	4.9
	6.1

2.3 Metodología de predicción de la presión de salida mediante ANN

El objetivo de este estudio es encontrar un modelo de predicción para la presión de salida en un circuito horizontal presurizado que transporta flujo bifásico de aire-glicerina, y determinar la ubicación espacial más adecuada de la presión de entrada para desarrollar el modelo utilizando ANN. Para lograrlo, se desarrolló un conjunto de modelos ANN de retropropagación *feed-forward* con tres capas y diferentes arquitecturas. En la primera arquitectura, se utilizaron el flujo másico de aire Q_a, el flujo másico de glicerina Q_g y la presión P_1 para predecir la presión de salida P_4. En la segunda arquitectura, se emplearon el flujo Q_a, el flujo Q_g y la presión P_2 para predecir P_4. En la tercera arquitectura, se utilizaron el flujo Q_a, el flujo Q_g y la presión P_3 para predecir P_4. La Tabla 2 y la Figura 2 presentan las combinaciones de los tres modelos propuestos y el proceso de aprendizaje neuronal aplicado para obtener la presión de salida, respectivamente.

Tabla 2. Combinación propuesta de variables de entrada para modelos basados en ANN para la predicción de la presión de salida de la tubería horizontal del flujo bifásico

Modelos ANN	**Combinaciones de las variables de entrada**	**Salida a predecir**
ANN-1	Q_a, Q_g, P_1	
ANN-2	Q_a, Q_g, P_2	P_4
ANN-3	Q_a, Q_g, P_3	

Antes del entrenamiento de las diferentes arquitecturas, los datos de entrada se normalizaron en un intervalo del 0.1 a 0.9, de acuerdo con la siguiente ecuación (Ajbar et al., 2021)

$$EN_{i,N} = \frac{(EN_{in} - EN_{\min})}{EN_{\max} - EN_{\min}} (U_{\max} - l_{\min}) + l_{\min} \quad (1)$$

donde $EN_{i,N}$ es la variable de entrada del modelo ANN normalizado, EN_{in} es el valor real de la variable de entrada antes de la normalización. $EN_{\min}$ y $EN_{\max}$ son los mínimos y máximos de las variables antes de la normalización. $U_{\max}$ y $l_{\min}$ son los máximos y mínimos de las variables después de la normalización.

Los intervalos de trabajo antes de la normalización se especifican en la Tabla 3. Después de esto, el conjunto de 27900 datos experimentales se dividió aleatoriamente en tres partes: un 60% para entrenamiento, un 20% para validación y un 20% para pruebas.

Es muy importante mencionar que se seleccionó un conjunto de entrenamiento más grande con el fin de permitir al modelo aprender mejor y capturar patrones más complejos. Una vez que el modelo se entrena con el conjunto de entrenamiento, se necesita una forma de medir su rendimiento en datos que no ha visto durante el entrenamiento. Aquí es donde entra en juego el conjunto de validación. Una vez que el modelo ha sido entrenado y ajustado en función de los datos de entrenamiento y validación, se utiliza el conjunto de pruebas para evaluar su rendimiento final. Estos datos son completamente independientes de los datos de entrenamiento y validación, y se utilizan para tener una idea realista de cómo se comportará el modelo en el mundo real.

La elección de un 60% para entrenamiento, 20% para validación y 20% para pruebas no es una regla estricta, pero es una proporción comúnmente utilizada. Sin embargo,

Copyright© AMCA, ISSN: 2594-2492

Figura 1. Imágenes del circuito de pruebas experimentales.

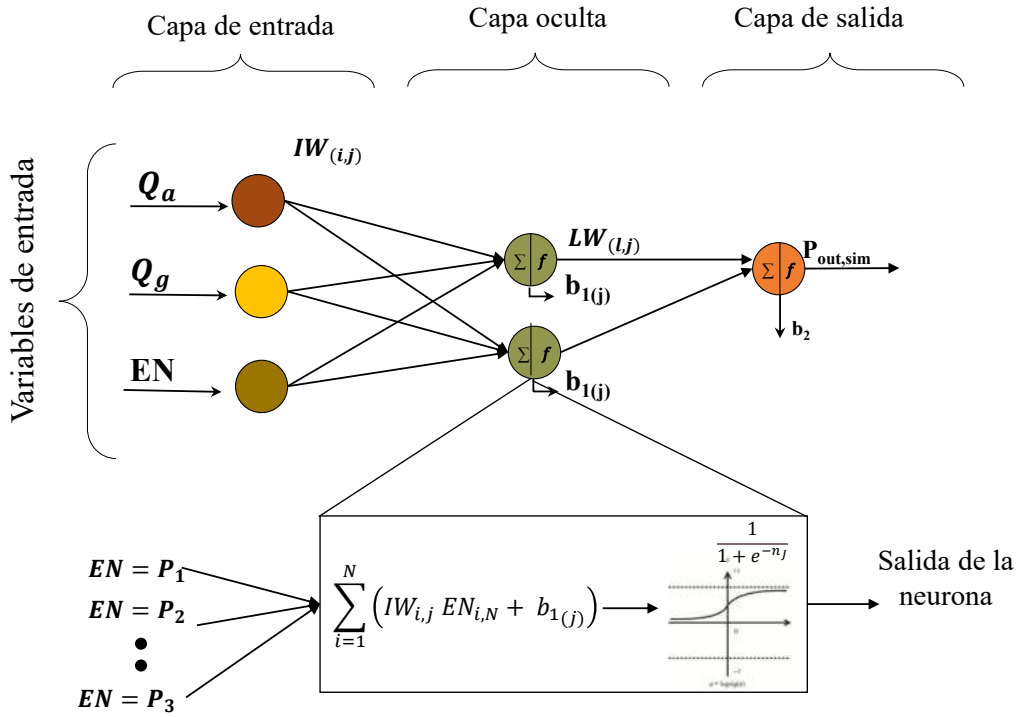

Figura 2. Diagrama esquemático del modelo ANN desarrollado.

estas proporciones pueden variar según la cantidad total de datos disponibles y la naturaleza del problema.

Por otro lado, se empleó un conjunto de 27900 datos experimentales, ya que tanto la cantidad como la calidad de los datos de entrenamiento desempeñan un papel fundamental en el rendimiento de una red neuronal artificial. Si se reduce el número total de datos utilizados para el entrenamiento, el modelo podría no ser capaz de aprender patrones tan complejos o representativos como lo haría con un conjunto de datos más amplio. Esto podría llevar a un rendimiento inferior en términos de generalización a nuevos datos.

Copyright© AMCA, ISSN: 2594-2492

Tabla 3. Intervalos experimentales utilizados para el desarrollo de los modelos ANN

Variables experimentales	**Intervalo de trabajo** EN_{min}-EN_{max}	**Unidad**
Tasa de flujo de aire, Q_a	0.0030 - 0.0176	[kg/s]
Tasa de flujo de glicerina, Q_g	1.2364 - 6.1796	[kg/s]
Presión en la posición 1, P_1	10.5466 - 33.9910	[kPa]
Presión en la posición 2, P_2	7.0196 - 23.6370	[kPa]
Presión en la posición 3, P_3	6.0396 - 20.2910	[kPa]
Presión en la posición 4, P_4	1.6335 - 7.3744	[kPa]

Para cada uno de los modelos, se utilizó la función de transferencia sigmoidea logarítmica no lineal, Logsig, en la capa oculta y una función lineal llamada Purelin en la capa de salida. El algoritmo de aprendizaje de Levenberg-Marquardt fue empleado para entrenar las ANN. Adicionalmente, para cada uno de los modelos, se incrementó el número de neuronas en la capa oculta de uno a cuatro con el fin de obtener arquitecturas adicionales. Considerando las funciones de transferencia mencionadas, la predicción de la presión se obtiene de la siguiente manera:

$$P_{\text{logsig,sim}} = \sum_{j=1}^{J} LW_{l,j}\left(\frac{1}{1+\exp-\left(\sum_{i=1}^{N} IW_{i,j}EN_{i,N}+b_{1(j)}\right)}\right)+b_{2(l)} \quad (2)$$

donde $IW_{i,j}$ y $LW_{l,j}$ representan los pesos entre la capa de entrada y la capa oculta, y los pesos entre la capa oculta y la capa de salida, respectivamente. $b_{1(j)}$ y $b_{2(l)}$ son las bias correspondientes a la neurona de la capa oculta y la capa de salida, respectivamente.

2.4 Análisis estadístico para evaluar el rendimiento de los modelos de predicción

Para evaluar el rendimiento de cada modelo, es necesario validar los resultados numéricos obtenidos mediante un análisis estadístico. Para ello, se calcula el Error Cuadrático Medio ($RMSE$), el Error Porcentual Absoluto Medio ($MAPE$) y el Coeficiente de Determinación (R^2), de acuerdo con las siguientes ecuaciones (Ajbar et al., 2021):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(P_{4,\exp(i)}-P_{4,\text{sim}(i)}\right)^2} \quad (3)$$

$$\text{MAPE} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\frac{P_{4,\exp(i)}-P_{4,\text{sim}(i)}}{P_{4,\exp(i)}}\right|\times 100(\%) \quad (4)$$

$$R^2 = 1-\frac{\sum_{i=1}^{N}\left(P_{4,\exp(i)}-P_{4,\text{sim}(i)}\right)^2}{\sum_{i=1}^{N}\left(P_{4,\exp(i)}-\bar{P}_{4,\exp}\right)^2} \quad (5)$$

donde $\bar{P}_{4,\exp} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} P_{4,\exp(i)}, P_{4,\text{sim}(i)}$ es el valor de salida obtenido por ANN, y $P_{4,\exp(i)}$ es el valor de salida experimental.

3. RESULTADOS

Los resultados del análisis de los tres modelos de redes neuronales artificiales (ANN) descritos previamente se presentan en las Tablas 4, 5 y 6. Además, los resultados de la prueba de pendiente intercepto se muestran en la **Tabla 7**.

Tabla 4. Análisis estadístico de los resultados del modelo ANN-1 utilizando la función Logsig en la capa oculta.

Arquitectura del modelo $ANN-1$	$RMSE$	R^2	$\boldsymbol{R}$	$MAPE\%$
$3-1-1$	0.2124	0.9807	0.9903	3.8928
$3-2-1$	0.1271	0.9931	0.9965	2.3520
$3-3-1$	0.1210	0.9937	0.9969	2.0948
$3-4-1$	**0.1168**	**0.9942**	**0.9971**	**2.0011**

Tabla 5. Análisis estadístico de los resultados del modelo ANN-2 utilizando la función Logsig en la capa oculta.

Arquitectura del modelo $ANN-2$	$RMSE$	R^2	$\boldsymbol{R}$	$MAPE\%$
$3-1-1$	0.1283	0.9930	0.9965	2.3637
$3-2-1$	0.1183	0.9940	0.9970	2.0082
$3-3-1$	0.1181	0.9940	0.9970	2.0100
$3-4-1$	**0.1176**	**0.9941**	**0.9970**	**1.9994**

Tabla 6. Análisis estadístico de los resultados del modelo ANN-3 utilizando la función Logsig en la capa oculta.

Arquitectura del modelo ANN-3	$RMSE$	R^2	$\boldsymbol{R}$	$MAPE\%$
$3-1-1$	0.1264	0.9932	0.9966	2.3229
$3-2-1$	0.1166	0.9942	0.9971	1.9684
$3-3-1$	0.1161	0.9942	0.9971	1.9583
$3-4-1$	**0.1156**	**0.9943**	**0.9971**	**1.9519**

Tabla 7. Resultados del análisis estadístico de la prueba de pendiente intercepto para los modelos de ANN.

Modelos	**Intercepto inferior**	**Intercepto superior**	**Pendiente inferior**	**Pendiente superior**
ANN-1	0.0238	0.0351	0.9924	0.9948
ANN-2	0.0218	0.0331	0.9928	0.9951
ANN-3	0.0210	0.0321	0.9930	0.9953

De acuerdo con los resultados presentados en las Tablas 4, 5 y 6, se observa que a medida que se incrementa el número de neuronas en la capa oculta, el rendimiento del perceptrón multicapa mejora en los datos de entrenamiento. Además, al añadir un número suficiente de unidades ocultas, la red logra alcanzar una precisión del 100% en el conjunto de entrenamiento, ya que posee suficientes pesos para representar con alta precisión todos los patrones de entrenamiento.

Por otro lado, se puede apreciar claramente que la arquitectura 3-4-1 de los tres modelos ANN-1, ANN-2 y ANN-3 en los tres escenarios es satisfactoria. Sin embargo, al

Copyright© AMCA, ISSN: 2594-2492

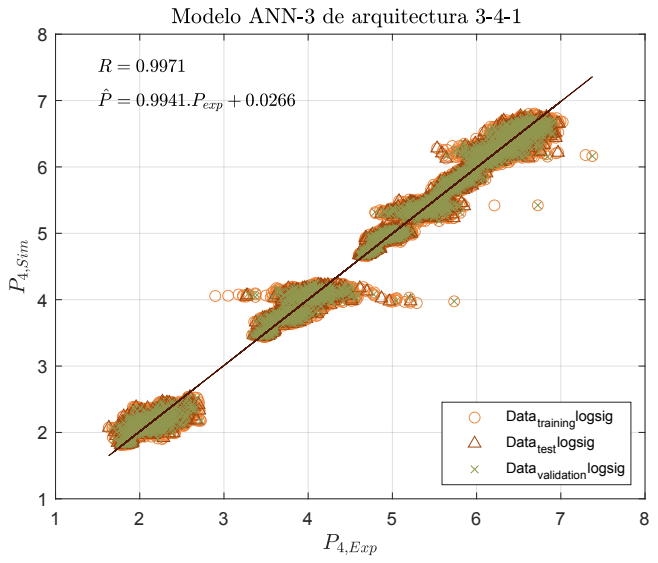

Figura 3. Correlación entre la presión de salida experimental y predicha

comparar estos tres escenarios, se observa que el modelo ANN-3, con cuatro neuronas en la capa oculta, muestra una alta concordancia con los resultados experimentales, evidenciada por un coeficiente de determinación muy satisfactorio ($R^2 = 0.9943$) y un bajo error cuadrático medio de la raíz (RMSE=0.1156). La Figura 3 muestra la correlación entre la presión de salida experimental y predicha del mejor modelo seleccionado.

De acuerdo con los resultados presentados en la Tabla 7, se ha confirmado un alto nivel de confianza (99%) en el modelo ANN-3, demostrado a través de pruebas estadísticas de intersección y pendiente. Por lo tanto, podemos afirmar con un nivel de certeza del 99.43% que el modelo ANN propuesto tiene la capacidad de predecir con precisión la presión de salida del flujo bifásico, validado con un nivel de confianza del 99%. En resumen, la ubicación óptima para el sensor de medición de presión es la posición de la presión 3, lo cual es un resultado lógico debido a que el sensor de presión P_3 se encuentra más cercano a la salida. En conclusión, esta comparación demuestra que la estimación de la presión se puede obtener con la ayuda de cualquiera de los transductores de presión ubicados en la tubería.

4. CONCLUSIÓN

En este estudio, se desarrollaron tres escenarios de modelos basados en redes neuronales artificiales al combinar tres variables de entrada, creando así los modelos ANN-1, ANN-2 y ANN-3. Cada uno de estos modelos fue entrenado con una cantidad variable de neuronas en la capa oculta, utilizando la función de transferencia sigmoidea logarítmica no lineal en la capa oculta y la función lineal Purelin en la capa de salida. Los resultados de los tres modelos muestran que la arquitectura 3-4-1 proporciona buenos resultados, con un coeficiente de determinación más alto y un error cuadrático medio de la raíz más bajo. Específicamente, el modelo ANN-3 demostró los mejores resultados en comparación con los modelos ANN-1 y ANN-2, con un valor de $R^2 = 0.9943$ y un $RMSE = 0.1156$. En consecuencia, se llegó a la conclusión de que la posición espacial adecuada para el sensor de presión es la ubicación de la presión 3, lo cual es un resultado lógico debido a que el sensor de presión P_3 se encuentra más cerca de la salida. En resumen, esta comparación demuestra que la estimación de la presión se puede obtener con la ayuda de cualquiera de los transductores de presión ubicados en la tubería.

AGRADECIMIENTOS

La primera autora agradece a la DGAPA-UNAM por el apoyo financiero recibido del Programa de Becas Posdoctorales en la UNAM (POSDOC). Todos los autores agradecen a SNII Conahcyt y al IIUNAM.

REFERENCES

Ahmed, W.H., Bello, M.M., El Nakla, M., Al Sarkhi, A., and Badr, H.M. (2014). Experimental investigation of flow accelerated corrosion under two-phase flow conditions. *Nuclear Engineering and Design*, 267, 34–43.

Ajbar, W., Parrales, A., Silva-Martínez, S., Bassam, A., Jaramillo, O., and Hernández, J. (2021). Identification of the relevant input variables for predicting the parabolic trough solar collector's outlet temperature using an artificial neural network and a multiple linear regression model. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 13(4), 043701.

Thaker, J. and Banerjee, J. (2016). On intermittent flow characteristics of gas–liquid two-phase flow. *Nuclear engineering and design*, 310, 363–377.

Torres, L., Noguera, J., Guzmán, J.E.V., Hernández, J., Sanjuan, M., and Palacio-Pérez, A. (2020). Pressure signal analysis of the characterization of high-viscosity two-phase flows in horizontal pipes. *Journal of Marine Science and Engineering*, 8, 1–14.

Wood, M., Vetere-Arellano, A., and Van-Wijk, L. (2013). Corrosion related accidents in petroleum refineries. *JRC Sci. Poligy Report*, 0, 1–100.

Copyright© AMCA, ISSN: 2594-2492