

Estimación de la caída de presión en flujos bifásicos gas-líquido mediante un modelo de regresión polinomial.

K.A. González-García ¹, J. V. Herrera-Romero ¹, F. A. Alaffita-Hernández ², D. Colorado-Garrido ²

¹ Facultad de Ingeniería, Universidad Veracruzana, Av. Universidad Km. 7.5 Col. Santa Isabel, 96535, Coatzacoalcos, Veracruz, México.

² Centro de Investigación en Recursos Energéticos y Sustentables, Universidad Veracruzana, Av. Universidad Km. 7.5 Col. Santa Isabel, 96538, Coatzacoalcos Veracruz, México

* Correspondencia: zS22017163@estudiantes.uv.mx

Resumen

Cita: K.A. González-García, J. V. Herrera-Romero, F. A. Alaffita-Hernández, D. Colorado-Garrido. Estimación de la caída de presión en flujos bifásicos gas-líquido mediante un modelo de regresión polinomial. INEMATD Science. 2026, 1, 25-35. <https://doi.org/10.67158/jmvqv806>

Editor académico: Gómez Rodríguez Cristian

Recibido: 19 de marzo de 2026

Revisado: 17 de junio de 2026

Aceptado: 25 de junio de 2026

Publicado: 28 de junio de 2026

Nota del editor: El comité editorial de Revista INEMATD SCIENCE se mantiene neutral con respecto a las reclamaciones jurisdiccionales en los mapas publicados y las afiliaciones institucionales.

Copyright: © 2026 por los autores. Esta obra se distribuye bajo los términos y condiciones de la licencia Creative Commons Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0). <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

La caída de presión en flujos bifásicos gas-líquido constituye un parámetro fundamental para el diseño, operación y optimización de sistemas de transporte en tuberías, debido a su influencia directa en el consumo energético y el desempeño hidráulico. En este trabajo se propone un modelo de regresión polinomial para estimar la caída de presión en una tubería horizontal de 9.15 m de longitud y 0.0254 m de diámetro, utilizando una base de datos experimental compuesta por 751 registros correspondientes a sistemas Aire-Agua, Aire-Glicerina, Aire-Surfactante, Aire-CaBr₂ y Aire-Surfactante puro. Como variables de entrada se emplearon el tipo de sistema, densidad, viscosidad, tensión superficial, velocidad superficial del líquido y velocidad superficial del gas. A diferencia de métodos basados en redes neuronales y algoritmos de aprendizaje automático, el modelo propuesto presenta una menor complejidad computacional y una interpretación directa de las variables involucradas. Los coeficientes fueron ajustados mediante regresión por mínimos cuadrados, obteniéndose un coeficiente de determinación $R^2 = 0.9608$ y un RMSE de 0.2425, lo que evidencia una adecuada capacidad para reproducir el comportamiento experimental de la caída de presión en los sistemas analizados. Los resultados muestran que la regresión polinomial constituye una alternativa práctica para la predicción de parámetros hidráulicos en flujos bifásicos.

Palabras clave: Flujos bifásicos; Caída de presión; Modelo polinomial; Tubería horizontal; Regresión lineal.

1. Introducción

Se han realizado diversos modelos experimentales y teóricos, así como análisis numéricos para predecir la caída de presión de flujos bifásicos [1], donde la caída de presión se define como un parámetro crítico para flujos de gas-líquido sumando su importancia para el diseño y operación de tuberías [2].

Las complejas interacciones de las diferentes fases dan lugar a regímenes diferentes de flujo, esenciales para el desarrollo de modelos computacionales para la caída de presión [3]. No obstante, existen diferentes formas que se están desarrollando para lograr una predicción de la caída de presión en sistemas bifásicos como lo son las redes neuronales artificiales en donde se predice la caída de presión bifásica gas-líquido en un sistema de tuberías, obteniendo una opción diferente y precisa, tomando en cuenta el cumplimiento de todos los parámetros [4].

Otro método es el mencionado en el artículo [5] donde se muestran las comparaciones de modelos predictivos para flujos multifásicos en estado estacionario donde el primer modelo predice el valor de una retención de líquidos en el segmento, el segundo determina el patrón de flujo y el tercero estima el gradiente de presión donde los métodos a utilizar son los siguientes: Random Forest, Gradient Boosting Decision Trees, Support Vector Machine, redes neuronales artificiales comparando sus capacidades de predicción y llegando a la conclusión de que el método para calcular la distribución de la presión podría arrojar puntuaciones comparables o incluso superiores en datos de campo, en comparación con las correlaciones y los modelos mecanicistas.

Tomando en cuenta los anteriores trabajos mencionados, que exponen diferentes métodos de predicción para los sistemas bifásicos en tuberías no podemos dejar de lado el análisis de predicción que mencionan otros autores como lo son las regresiones polinomiales utilizadas en este trabajo donde igualmente este modelo puede entrar en diferentes campos de trabajo como lo presenta [6] en donde realizan una predicción para la caída de presión en ventiladores de recuperación de energía aire-aire basado en membranas y donde se basaron en el tamaño del núcleo, tasa de flujo de aire y relación de apertura del núcleo para su predicción.

Otro autor que igualmente propone un sistema predictivo en regresión polinomial son Denis Jankovič, Miha Pipan, Marko Šimic y Niko Herakovič [7] para la mejora del rendimiento de una presa hidráulica en una red 5G, ya que estas presas de manera industrial tienen que mantener las cargas de trabajo controladas y estas necesitan tener una compensación por las perturbaciones externas como los procesos de conformado y la dinámica de fricción, en donde facilita la integración de algoritmos inteligentes, por lo tanto, se puede decir que este método es factible y da buenos resultados ya que obtuvieron un valor R^2 de 0.948 a 0.999.

En consecuencia, el método de regresión polinomial empleado en este artículo tiene como finalidad facilitar la predicción de la caída de presión en sistemas bifásicos con técnicas de modelado estadístico utilizadas para ajustar las curvas que se forman de los valores dados por nuestra base de datos y sin necesidad de programas con mayor capacidad que la requerida para la comparación de los datos experimentales y predictivos, contribuyendo así con otra opción viable en la predicción de estos sistemas bifásicos presentados en diferentes ramas de la mecánica principalmente en la mecánica de fluidos.

2. Equipo

El sistema utilizado para recabar datos de manera experimental consiste en un circuito de flujo horizontal con sistemas bifásicos de aire/líquido, flujo de líquido constante y con variación del gas donde pasan sistemas compuestos: Aire-Agua (8.33 ppg, 1 Cp, 70 mN/m), Aire-0.5% Surfactante (8.33 ppg, 1 Cp, 32.4 mN/m), Glicerina al 30% en aire (9.04 ppg, 3.1 Cp, 55.4 mN/m), Aire-25% CaBr₂ - 0.004% Surfactante (10.01 ppg, 1.44 Cp, 61.6 mN/m), Aire - 75% CaBr₂ - 0.02% Surfactante (12.57 ppg, 2.95 Cp, 56.3 mN/m) con las características de los flujos tomadas como variables en nuestra metodología para la producción del método estadístico de predicción (ver Tabla 1).

Tabla 1. Variables de entrada en el polinomio y sus características.

Variables	Nombre de variable	Rango	Unidades	Significado físico
V1	Tipo de Sistema	1:5	-	Relación entre la masa y el
V2	Densidad del líquido	1:1.5	ppg	

V3	Viscosidad del líquido	1:3.1	Cp	volumen del fluido Resistencia interna del líquido al fluir
V4	Tensión superficial	32:70	mN/m	Fuerza de cohesión entre las moléculas de la superficie
V5	Velocidad superficial del líquido	0:3.048, 0:10	ft/sec	Flujo del líquido dividido entre el área de la tubería
V6	Velocidad superficial del gas	0:18.288, 0:60	ft/sec	Flujo del gas dividido entre el área de la tubería

Los datos adquiridos cubren las propiedades de flujos bifásicos donde los flujos difieren ampliamente del agua y el aire, la instrumentación utilizada para la obtención de nuestras variables son los siguientes equipos: bomba centrífuga, compresor de aire, transductores de presión (omega DPG 110, precisión del 0.08%), dos caudalímetros para líquido en donde el primero trabaja con 1.5 - 15 (1/min) y el segundo 15 - 100 (1/min) utilizando Omega-FLR6750D con precisión del 2% FS, para el caudal de gas medido se utilizó un caudalímetro de gas de bajo rango 0.35 - 7 (scf/min) con precisión ± 0.5 FS (siargo MFS700) y otro caudalímetro de gas que trabaja con caudales altos (2-7) SCF/min utilizando FLR9710D – BSPP y precisión del 2% FS.

3. Metodología de la base de datos

El origen de la base de datos con 751 valores que se describe en el apéndice A, recopilados mediante un circuito de flujos horizontales de 9.15 m (30 ft) de longitud de tubería y 0.0254 m (1 in) de diámetro donde se ejecuta un experimento de flujo a una velocidad de líquido, tasa de gas y propiedades del fluido específicas.

- La tasa de líquido es fijada mediante un variador (VDS).
- La válvula de derivación y la tasa de gas se regulan mediante un regulador de presión y válvulas de aguja colocadas entre el regulador de presión.

La tasa de gas es registrada mediante un medidor de flujo después del reconocimiento del estado estacionario, obteniendo una oscilación entre baja y alta, y de alta a baja, las propiedades físicas de los sistemas bifásicos considerados se presentan en la Tabla 2.

Tabla 2. Sistemas bifásicos considerados y propiedades físicas de los fluidos utilizados.

V1	V2	V3	V4	V5	V6
Aire-Agua	8.33	1	70.5	0.161	1.079
Aire-0.02% Tensioactivo	8.33	1	59.7	0.161	0.179
Aire-0.05% Tensioactivo	8.33	1	54.8	0.161	0.179
Aire-0.1% Tensioactivo	8.33	1	46.5	0.161	0.179
Aire-0.5% Tensioactivo	8.33	1	32.4	0.161	0.179
Aire-5% Glicerina	9.05	1.26	66.5	0.161	0.179
Aire-10% Glicerina	8.55	1.41	63.97	0.161	0.179
Aire-20% Glicerina	8.76	1.87	57.3	0.1619	0.179
Aire-30% Glicerina	9.04	3.10	55.425	0.161	0.179

Aire-25%CaBr2-0.004% Tensioactivo	10.01	1.44	61.6	0.161	0.179
Aire-75%CaBr2-0.02% Tensioactivo	12.57	2.952	56.3	0.161	0.179

La Tabla 3 presenta valores representativos de las variables utilizadas en el modelo, incluyendo las propiedades físicas de los fluidos y la caída de presión medida experimentalmente (V7), tomada a través de transductores distribuidos a lo largo de la tubería y dos manómetros, uno en la entrada y otro en la salida, para la medición a lo largo de la tubería con el sistema en forma de bucle de flujo donde la caída de presión está en función del caudal del flujo.

Tabla 3. Valores representativos de las variables empleadas en el modelo para los diferentes sistemas bifásicos estudiados.

V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7
Aire-Agua	8.33	1	70.5	0.485	9.717	0.035
Aire-0.005% Tensioactivo	8.33	1	32.4	0.485	9.717	0.405
Aire-30% Glicerina	9.04	3.10	55.42	0.485	9.717	0.18
Aire-25% CaBr2-0.004% Tensioactivo	10.01	1.44	61.6	0.485	9.717	0.135
Aire-75% CaBr2-0.02% Tensioactivo	12.57	2.95	56.3	0.485	9.717	0.315

La recolección de datos se llevó a cabo en el circuito de flujo horizontal preparando las soluciones líquidas deseadas que se bombean a través del circuito con una bomba centrífuga junto a una inyección de aire mediante el compresor, fijando la velocidad del líquido y variando el caudal del gas de bajo a alto, poco a poco y en sentido inverso, siempre observando cada etapa del cambio del caudal y la caída de presión para alcanzar el estado estacionario y llegando al final del procedimiento (véase el artículo Ala S. AL-Dogail [8]).

4. Metodología

Los datos utilizados en el presente estudio provienen del análisis experimental de flujo bifásico [4] resaltando que la base de datos fue revisada para identificar valores faltantes y posibles valores atípicos. La consistencia de los registros fue verificada mediante análisis estadístico y evaluación de residuos estandarizados, garantizando la calidad de la información utilizada en el ajuste del modelo.

Representadas en la Tabla 1, estas variables corresponden a parámetros operativos del sistema y son consideradas como variables independientes (V1, V2, V3, V4, V5, V6) utilizadas en el polinomio que predice la caída de presión como variable dependiente o de respuesta siguiendo el diseño de la Ec. (1) (ver Escobedo-Trujillo et al. [9]).

$$COP = P(V1, V2, V3, \dots, Vn) + \varepsilon \quad \text{Ec. (1)}$$

Se plantea un modelo predictivo de tipo polinomial, cuya estructura se define en la Ec. (1), donde la variable de salida es el resultado de las combinaciones algebraicas de las variables independientes obtenidas.

El modelo polinomial considera términos lineales, cuadráticos y combinaciones cruzadas entre variables con el objetivo de observar el comportamiento del fenómeno

físico analizado. Las diferentes combinaciones de coeficientes y potencias de las variables independientes fueron evaluadas mediante el coeficiente de determinación (R^2), seleccionándose el modelo que presentó el mejor desempeño estadístico y un valor de R^2 superior a 0.96, mostrando la utilidad de la aproximación a la caída de presión o COP.

Este proceso se representa en la Ec. (2) donde A representa las combinaciones posibles de las variables predictoras.

$$A = [V_1, \dots, V_6, V_i V_j, V_i V_j V_k, V_i V_j V_k V_n],$$

$$\{i = 1, \dots, 6; j = i, \dots, 6; k = j, \dots, 6; n = j, \dots, 6\}$$

Ec. (2)

Como se muestra en Ec. (3), los coeficientes fueron ajustados mediante técnicas de regresión, para evaluar el desempeño de cada modelo generado utilizando el R^2 , el cual tiene como finalidad medir la proporción de la variabilidad de la variable dependiente, siguiendo este criterio, la selección del modelo final se realiza considerando el criterio de un valor mayor o igual a 0.96.

El coeficiente de determinación (R^2) reportado en este estudio fue calculado utilizando la misma base de datos empleada para el ajuste de los coeficientes del modelo polinomial, integrada por 751 registros experimentales. Por tanto, el valor obtenido representa la capacidad de ajuste del modelo sobre los datos disponibles y permite evaluar la relación entre las variables predictoras y la caída de presión.

$$CP_p = -0.2320(V_1^5 V_5^4) + 7.6459E - 14 (V_2^2 V_6) + 7.2179E - 05(V_3 V_4^2) + 0.0073 + 0.0254 + 0.0015(V_6^3 V_4)$$

Ec. (3)

4.1. Aplicación de la herramienta computacional

El ajuste del modelo polinomial se realiza mediante el software MATLAB, utilizando las funciones de regresión basadas en el método de mínimos cuadrados. La construcción del modelo se llevó a cabo mediante la generación de una matriz de diseño que incluye términos no lineales y combinaciones entre las variables.

Asimismo, se emplearon herramientas gráficas para la visualización de los resultados, incluyendo gráficas de comparación entre valores experimentales y predichos, análisis de residuos y representación tridimensional del comportamiento del sistema.

5. Resultados

5.1. Polinomio

El modelo polinomial que se propone en Ec. (4) corresponde a una regresión multivariable no lineal, donde las variables predichas se expresan mediante combinaciones algebraicas de las variables independientes en distinto orden e interacciones, utilizando como herramienta de trabajo un código donde se implementa el procedimiento aplicado en el apartado de metodología (véase el Apéndice B). El modelo final incluye términos de hasta quinto grado en algunas variables, como también el producto entre variables, teniendo como criterio principal de selección maximizar el R^2 con un valor mínimo de 0.96 permitiendo capturar los efectos del sistema que se analiza.

$$CP_p = -0.2320(V_1^5 V_5^4) + 7.6459E - 14 (V_2^2 V_6) + 7.2179E - 05(V_3 V_4^2) + 0.0073 + 0.0254 + 0.0015(V_6^3 V_4)$$

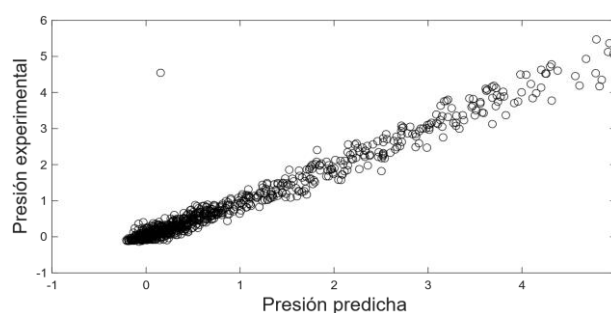
Ec. (4)

La Ec. (4) corresponde al modelo polinomial final del procedimiento computacional empleado descrito en el apéndice B. Adicionalmente, se busca mantener un balance entre complejidad del modelo y su capacidad predictiva, seleccionando aquel que presentó el mejor desempeño estadístico como el menor número de términos posible.

Además del R^2 , se incorporan métricas adicionales de evaluación del error como la (RMSE) de 0.2425, describiendo este valor como la evaluación de los errores entre los valores predichos con respecto a los valores experimentales, siendo un método sensible a los errores con valores grandes a fin de obtener resultados del desempeño en esta metodología proporcionando una medida más robusta de la capacidad predictiva.

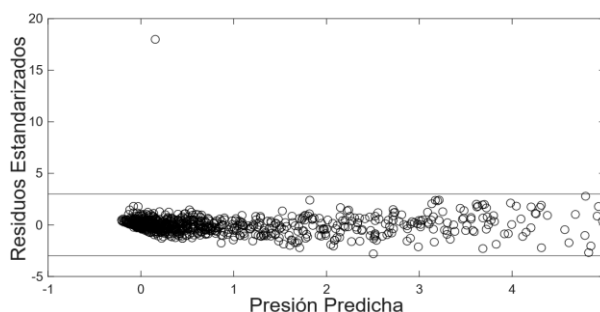
En la Fig. 1 se presenta la comparación entre los valores experimentales de la caída de presión y los valores estimados mediante el modelo polinomial propuesto. Se observa una alta concordancia entre ambos conjuntos de datos, lo que evidencia que el modelo reproduce adecuadamente la tendencia general del comportamiento del flujo bifásico. Las desviaciones puntuales respecto a la tendencia principal corresponden a un error relativo aproximado del 3.97%.

Fig. 1. Comparación entre los valores experimentales y los valores predichos de caída de presión obtenidos mediante el modelo polinomial.



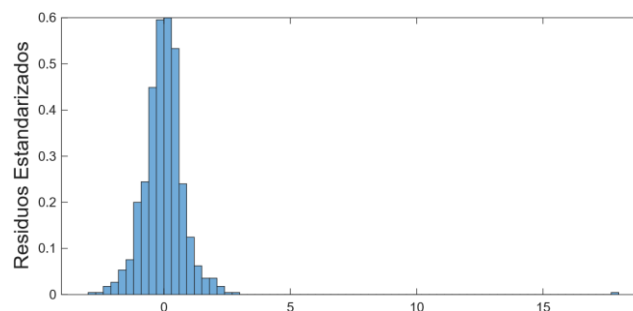
En la Fig. 2 se muestran los residuos estandarizados obtenidos mediante la regresión, como se aprecia, en el rango ± 3 desviaciones estándar de la media, el R^2 indica que el 96.4 % de los datos predichos se encuentran dentro del rango establecido, donde se presenta una varianza de 0.06 y una media de 0.244.

Fig. 2. Distribución de los residuos estandarizados obtenidos del modelo de regresión polinomial.



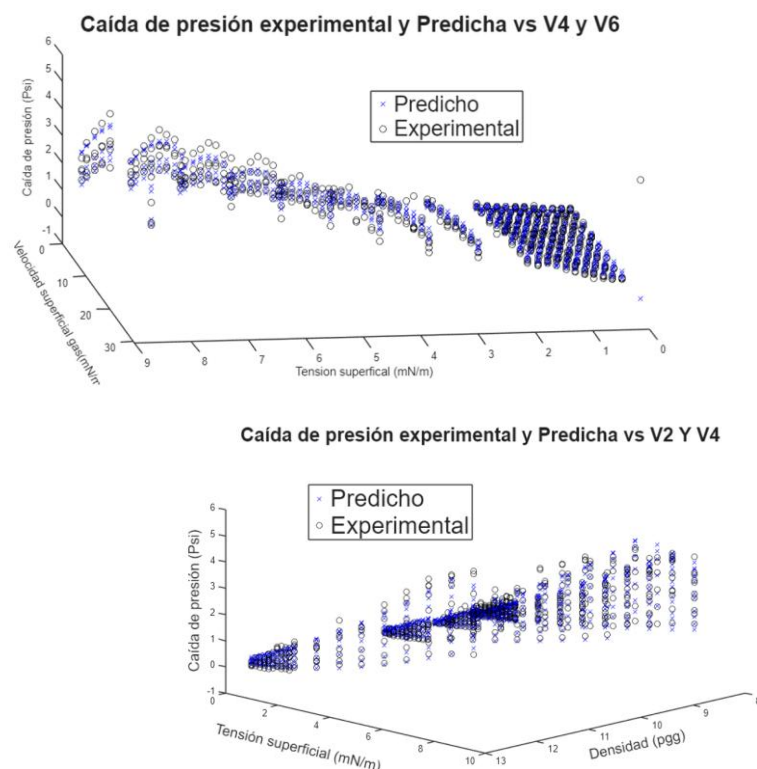
El análisis de residuos mostró un comportamiento aleatorio y una distribución aproximadamente normal, lo que sugiere la ausencia de sesgos sistemáticos en el modelo. Las desviaciones observadas en algunos puntos se atribuyen a la incertidumbre de los datos experimentales y las limitaciones propias del sistema de medición, mostrada en la Fig. 3.

Fig. 3. Histograma de residuos con ajuste a una distribución normal para evaluar el comportamiento estadístico del modelo.



En la Fig. 4 se muestra la combinación de las variables de viscosidad, tensión superficial y velocidad superficial del gas contra la caída de presión experimental y predicha, mediante superficies de nivel, evidenciando la complejidad del fenómeno que se analiza.

Fig. 4. Superficies de nivel que muestran la relación entre viscosidad, tensión superficial, velocidad del gas y caída de presión para los datos experimentales y predichos.



6. Discusión

Los resultados obtenidos muestran que la regresión polinomial permite describir adecuadamente el comportamiento de la caída de presión en flujos bifásicos gas-líquido en tuberías horizontales, considerando las propiedades físicas del fluido y variables operativas.

El alto grado de ajuste entre los valores experimentales y predichos hace consistente la correlación que se tiene con investigaciones previas que señalan la dificultad de modelar flujos bifásicos, debido a la presencia de múltiples regímenes de flujo y a las interacciones no lineales entre fases [1,3]. En comparación con modelos basados en inteligencia artificial, como redes neuronales o métodos de aprendizaje automático [4,5],

el enfoque polinomial propuesto presenta la ventaja de una menor complejidad computacional y una interpretación más directa de las variables involucradas, lo cual coincide con lo reportado en la literatura especializada sobre modelos de regresión estadística [10–12], donde se destaca su interpretabilidad y simplicidad computacional, aunque también se reconocen limitaciones relacionadas con la capacidad de extrapolación fuera del rango de datos utilizado para el ajuste.

Finalmente, aunque el modelo mostró un desempeño satisfactorio dentro del rango experimental evaluado, su aplicación se encuentra condicionada a las propiedades de los fluidos y a las condiciones de operación consideradas. Por ello, resulta importante ampliar el estudio a otros sistemas bifásicos y configuraciones geométricas de tuberías, a fin de evaluar su aplicabilidad en escenarios industriales más diversos.

7. Conclusiones

En este artículo se propone un modelo polinomial para la predicción de la caída de presión de flujos bifásicos en una tubería horizontal en donde se cambian las composiciones del líquido, pero su velocidad se mantiene fija y el caudal del gas se vuelve variable. Los datos utilizados como variables de entrada están representados en la Tabla 1 ocupados en el modelo polinomial donde se buscan ser mínimas para obtener un modelo sencillo y práctico utilizando la Ec. (2) como referencia y variando las variables y/o potencias teniendo así el modelo final representado en los resultados.

Se desarrolla una correlación de la hipótesis planteada en la metodología donde se logra una predicción relativamente adecuada y asertiva con un error mínimo de datos predichos obteniendo un 0.9608 de R^2 con una varianza y una media definida gráficamente en los resultados tomando en cuenta como se observa en los residuos estandarizados y un histograma con distribución normal.

Este método ayuda al estudio de nuevos experimentos con respecto a flujos bifásicos llegando a ser una alternativa más práctica para su réplica en otras sustancias diferentes como lo puede ser petróleo, etc. No obstante, se tuvo limitaciones con la exactitud gracias a la calidad de los datos recabados de manera experimental, no dejando de lado la invitación a realizar el método con otros flujos bifásicos alternativos, ampliar la base de datos y mejorar la instrumentación para una mayor amplitud en trabajos posteriores.

Se recomienda para la evaluación de la capacidad de generalización del modelo realizar una validación independiente mediante la división del conjunto de datos en subconjuntos de entrenamiento y validación. Este procedimiento permite verificar que el modelo no solo ajusta adecuadamente los datos utilizados en su construcción, sino que es capaz de predecir correctamente nuevos datos.

Referencias

1. Yaqop, B.N. Gas-liquid two-phase flow pressure drop in flattened tubes: An experimental and numerical study. *J. Therm. Eng.* *2024, *10, 196–206.
2. Li, N.-L.; Chen, B. Evaluation of frictional pressure drop correlations for air-water and air-oil two-phase flow in pipeline-riser system. *Pet. Sci.* *2024, *21, 1305–1319.
3. Motil, B. Microgravity liquid–gas two-phase flow: Review of pressure drop and heat transfer correlations and guidelines for equipment operability. *Int. J. Multiph. Flow* *2022, *148, 103967.
4. Zhang, Y.; Liu, Y.; Wang, L.; Zhao, J. Experimental investigation of gas–liquid two-phase flow pressure drop characteristics in horizontal pipes. *Energies* *2023, *16, 1686.

5. Kanin, E.A.; Osiptsov, A.A.; Vainshtein, A.L.; Burnaev, E.V. A predictive model for steady-state multiphase pipe flow: Machine learning on lab data. arXiv *2019*, arXiv:1905.09746.
6. Song, H.-E.; Kang, Y.-H.; Yang, S.-K.; Ahn, Y.-C. Prediction of pressure drop from multivariate polynomial regression for membrane-based air-to-air energy recovery ventilator cores. *Sci. Technol. Built Environ.* *2023*, *29*, 339–346.
7. Jankovič, D.; Pipan, M.; Šimic, M.; Herakovič, N. Polynomial regression-based predictive expert system for enhancing hydraulic press performance over a 5G network. *Appl. Sci.* *2024*, *14*, 12016.
8. Al-Dogail, A.S.; Gajbhiye, R.N. Dataset of flow experiment: Effects of density, viscosity and surface tension on flow regimes and pressure drop of two-phase flow in horizontal pipes. *Data Brief* *2021*, *38*, 107396.
9. Escobedo-Trujillo, B.A.; Valdés-Parada, F.; Ochoa-Tapia, J.A. Polynomial prediction of coefficients of performance for an absorption heat transformer integrated with water purification and energy recovery processes. *Rev. Mex. Ing. Quím.* *2014*, *13*, 907–917.
10. Hastie, T.; Tibshirani, R.; Friedman, J. *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*, 2nd ed.; Springer: New York, NY, USA, 2009. Available online: [<https://hastie.su.domains/ElemStatLearn/>] (<https://hastie.su.domains/ElemStatLearn/>) (accessed on 8 June 2026).
11. Bishop, C.M. *Pattern Recognition and Machine Learning*; Springer: New York, NY, USA, 2006. Available online: [<https://link.springer.com/book/10.1007/978-0-387-45528-0>] (<https://link.springer.com/book/10.1007/978-0-387-45528-0>) (accessed on 8 June 2026).
12. James, G.; Witten, D.; Hastie, T.; Tibshirani, R. *An Introduction to Statistical Learning: With Applications in R*, 2nd ed.; Springer: New York, NY, USA, 2021. Available online: (<https://www.statlearning.com/>) (<https://www.statlearning.com/>) (accessed on 8 June 2026).

Apéndice A

Descripción de la base de datos

Este apéndice presenta la base de datos empleada para el desarrollo y validación del modelo de regresión polinomial utilizado en la estimación de la caída de presión en flujos bifásicos gas-líquido.

La base de datos está compuesta por registros experimentales que incluyen propiedades físicas del líquido y condiciones de operación del sistema bifásico. Las variables consideradas son la densidad del líquido, la viscosidad del líquido, la tensión superficial, la velocidad superficial del líquido, la velocidad superficial del gas y la caída de presión experimental.

Los datos fueron revisados para identificar valores faltantes y valores atípicos mediante el análisis de residuos estandarizados. No se realizó normalización adicional, ya que el modelo de regresión se formuló directamente a partir de las variables originales.

Apéndice A. Ubicación de la base de datos

La base de datos se encuentra almacenada en formato Excel y fue utilizada exclusivamente con fines académicos. Los datos completos se encuentran disponibles en el siguiente enlace.

<https://drive.google.com/drive/folders/1VkkSUn-m0x1lflkSxPJCOOtoQrV8zIQf>

Apéndice B

Código en MATLAB para la estimación de la caída de presión en flujo bifásico gas-líquido.

Este apéndice describe el código desarrollado en MATLAB para estimar la caída de presión en sistemas de flujo bifásico gas-líquido mediante un modelo de regresión polinomial, de acuerdo con la metodología presentada anteriormente.

Descripción del código

El código exporta una base de datos experimental en formato Excel que contiene propiedades físicas del fluido y condiciones de operación. A partir de estas variables, se construye un modelo de regresión polinomial mediante combinaciones no lineales e interacciones entre las variables de entrada. Los coeficientes del modelo se estiman usando el método de mínimos cuadrados.

El desempeño del modelo se evalúa mediante el coeficiente de determinación (R^2). Los valores que no siguen la tendencia normal se identifican utilizando un criterio de ± 3 desviaciones estándar. Asimismo, se generan gráficos bidimensionales y tridimensionales para comparar resultados experimentales y predichos y analizar la influencia de las variables del sistema.

Apéndice B. Código de MATLAB

Nota: El código MATLAB utilizado para la construcción y evaluación del modelo se encuentra disponible como material suplementario proporcionado en el siguiente enlace.
<https://drive.google.com/drive/folders/1VkkSUn-m0x1lflkSxPICOQtoQrV8zJQf>