

Artículo Original

**MODELADO Y OPTIMIZACIÓN DEL PROCESO DE DESTILACIÓN
POR ARRASTRE DE VAPOR MEDIANTE INTELIGENCIA
ARTIFICIAL Y SIMULACIÓN**

**MODELING AND OPTIMIZATION OF STEAM DRAG DISTILLATION
PROCESS USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND SIMULATION**

Víctor Rodrigo Cerda Mejía^{1*} <https://orcid.org/0000-0002-2395-9711>
Galo Leonardo Cerda Mejía² <https://orcid.org/0000-0002-2027-8646>
Estela Guardado Yordi¹ <https://orcid.org/0000-0002-0515-6720>
Liliana Alexandra Cerda Mejía³ <https://orcid.org/0000-0002-5207-1869>
Amaury Pérez Martínez¹ <https://orcid.org/0000-0003-3978-7982>

¹ Universidad Estatal Amazónica, Puyo, Ecuador.

² Universidad Regional Amazónica Ikiam, Tena, Ecuador.

³ Universidad Técnica de Ambato, Ambato, Ecuador.

Recibido: Mayo 9, 2025; Revisado: Junio 5, 2025; Aceptado: Junio 12, 2025

RESUMEN

Introducción:

La destilación por arrastre de vapor es una técnica común en la extracción de aceites esenciales, pero presenta limitaciones en eficiencia térmica y pérdidas energéticas. Este estudio aplica inteligencia artificial (IA) y simulación dinámica para optimizar la recuperación del aceite esencial de *Ocotea quixos*.

Objetivo:

Desarrollar un modelo predictivo basado en IA, complementado con simulaciones dinámicas, enfocado en la eficiencia del proceso y la reducción de pérdidas energéticas.

Materiales y Métodos:

Se entrenaron algoritmos de aprendizaje automático con datos de un sistema semicontinuo de extracción, ajustando la relación entre flujo de vapor, carga de hojas y rendimiento. La simulación dinámica evaluó la evolución térmica del sistema mediante balances de masa y energía.



Este es un artículo de acceso abierto bajo una Licencia *Creative Commons* Atribución-No Comercial 4.0 Internacional, lo que permite copiar, distribuir, exhibir y representar la obra y hacer obras derivadas para fines no comerciales.

* Autor para la correspondencia: Víctor Cerda, Email: vcerda@uea.edu.ec



Resultados y Discusión:

Los modelos ajustaron parámetros operativos, logrando reducir pérdidas de condensado en un 20 % y aumentar el rendimiento de aceite en un 12 %. La simulación reveló mejoras en la distribución térmica y diseño del tambor rotatorio.

Conclusiones:

La combinación de IA y simulación mejora sustancialmente la eficiencia y sostenibilidad del proceso de extracción. El enfoque es replicable en otros sistemas agroindustriales.

Palabras clave: aceites esenciales; destilación por arrastre de vapor; inteligencia artificial; modelado predictivo; *Ocotea quixos*; simulación dinámica.

ABSTRACT

Introduction:

Distillation by steam dragging is a widely used technique for extracting essential oils, but it presents limitations in thermal efficiency and energy losses. This study applies artificial intelligence (AI) and dynamic simulation to optimize the recovery of essential oil from *Ocotea quixos*.

Objective:

To develop a predictive model based on artificial intelligence, complemented by dynamic simulations, focused on the process efficiency and the reduction of energy losses.

Materials and Methods:

Automatic learning algorithms were trained using data from a semicontinuous extraction system, calibrating the relationship between steam flow rate, leaf load, and efficiency. The dynamic simulation assessed the thermal evolution of the system through mass and energy balances.

Results and Discussion:

The models enabled operational parameter adjustments, reducing condensate losses by 20% and increasing oil yield by 12%. The simulation revealed improvements in thermal distribution and the design of the rotating drum.

Conclusions:

The combination of AI and simulation substantially enhances the efficiency and sustainability of the extraction process. The proposed approach is replicable to other agro-industrial systems.

Keywords: essential oils; distillation by steam dragging; artificial intelligence; predictive modeling; *Ocotea quixos*; dynamic simulation.

1. INTRODUCCIÓN

Ocotea quixos (Lam.) Kosterm., conocida como ishpingo o canela amazónica, es una especie nativa de la región amazónica del Ecuador, valorada por sus propiedades aromáticas, medicinales y culinarias. Sus hojas contienen compuestos bioactivos como

el cinamaldehído, con efectos antimicrobianos y antioxidantes bien documentados. Esta riqueza fitoquímica ha despertado un creciente interés agroindustrial por la extracción de aceites esenciales mediante métodos eficientes y sostenibles, especialmente en zonas como Pastaza, donde su aprovechamiento es aún limitado por restricciones tecnológicas (Radice et al., 2018).

La destilación por arrastre de vapor es ampliamente utilizada en la industria química y agroindustrial por su capacidad de obtener aceites esenciales de alta calidad. No obstante, su eficiencia se ve afectada por pérdidas energéticas y condensado, lo que reduce la recuperación del producto y aumenta el consumo de recursos (Armijo et al., 2012). Para contrarrestar estas limitaciones, se han desarrollado herramientas basadas en inteligencia artificial (IA), modelado matemático y simulación computacional, con resultados prometedores en la mejora del rendimiento térmico (Briones-Sornoza & Guerrero-Intriago, 2019).

Diversos estudios destacan el impacto de la IA en el diseño y operación de procesos químicos, al facilitar la predicción de variables clave y el ajuste dinámico de parámetros (Karkaria et al., 2025). En paralelo, la simulación dinámica ha permitido caracterizar con mayor precisión la evolución térmica de sistemas de destilación y la distribución del flujo de vapor (Colosimo et al., 2021). Un ejemplo destacado es el modelo de Dunckhorst-Houghton, aplicado en la simulación de extracción de aceites esenciales considerando efectos como la dispersión axial, con resultados validados experimentalmente en el caso del eucalipto (Armijo et al., 2012).

La integración de estos enfoques representa una innovación metodológica en la ingeniería química, orientada a diseñar sistemas más robustos, sostenibles y acordes con las demandas del sector agroindustrial (Karkaria et al., 2025; Colosimo et al., 2021).

Este estudio plantea como objetivo desarrollar un modelo predictivo basado en IA, complementado con simulaciones dinámicas, enfocado en la eficiencia del proceso y la reducción de pérdidas energéticas.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1 Materiales

Se utilizaron datos experimentales del trabajo de Cerda et al. (2018), quienes realizaron la destilación de hojas frescas de *Ocotea quixos* en un sistema semicontinuo de arrastre de vapor. Además, se incorporaron estrategias de control de parámetros operativos basadas en inteligencia artificial (IA) y simulación computacional para regular temperatura y presión durante la extracción (Cerda et al., 2022; Karkaria et al., 2025).

2.2 Métodos

2.2.1 Destilación por arrastre con vapor

Se empleó un sistema semicontinuo de destilación por arrastre de vapor, adaptado del diseño de Cerda et al. (2018) para mejorar la eficiencia térmica y la recuperación del aceite esencial, operando a 100 ± 2 °C y 1 atm de presión. La eficiencia térmica se calculó mediante la expresión (1).

$$\eta = \frac{Q_{\text{útil}} - Q_{\text{perdido}}}{Q_{\text{suministrado}}} * 100 \quad (1)$$

Los flujos energéticos que componen esta expresión se determinaron a partir de las

relaciones (2) y (3).

$$Q_{\text{útil}} = m * C_p * (T_{\text{final}} - T_{\text{inicial}}) \quad (2)$$

$$Q_{\text{perdido}} = \frac{P_{\text{condensado}}}{100} * Q_{\text{útil}} \quad (3)$$

Definición de variables:

η : eficiencia térmica del sistema (%)

$Q_{\text{útil}}$: energía aprovechada por el sistema (J)

Q_{perdido} : pérdida de calor por condensado (J)

$Q_{\text{suministrado}}$: energía total proporcionada al sistema (J)

m : masa del fluido tratado (kg)

C_p : capacidad calórica específica del fluido (J/kg °C)

T_{final} : temperatura final del fluido (°C)

T_{inicial} : temperatura inicial del fluido (°C)

$P_{\text{condensado}}$: porcentaje de calor perdido por condensación (%)

2.2.2 Modelado predictivo con inteligencia artificial

Se entrenaron algoritmos de aprendizaje automático con datos experimentales para predecir el rendimiento del aceite en función de la carga de hojas y el flujo de vapor, siguiendo enfoques de optimización basados en IA híbrida (Karkaria et al., 2025). Para aumentar la precisión, se integraron redes neuronales artificiales (ANN) y algoritmos genéticos (GA), tal como lo sugieren estudios previos sobre predicción de eficiencia térmica (Armijo et al., 2012; Briones-Sornoza & Guerrero-Intriago, 2019). La parametrización incluyó variables como temperatura, presión y flujo de vapor (Colosimo et al., 2021).

2.2.2.1 Modelos utilizados

Se entrenaron varios modelos de regresión y redes neuronales para encontrar la mejor estimación del rendimiento de extracción, considerando datos experimentales obtenidos en el proceso de destilación por arrastre de vapor. Los modelos utilizados incluyen:

- Regresión lineal múltiple: Modelo base para analizar la relación entre las variables de entrada y el rendimiento del aceite, siguiendo enfoques previos en modelado matemático de extracción (Armijo et al., 2012).
 - Regresión polinómica: Aplicada para capturar relaciones no lineales en los datos experimentales, permitiendo una mejor representación de la variabilidad en el proceso (Kumar et al., 2023).
 - Regresión de soporte vectorial (SVR): Utilizada para mejorar la precisión en escenarios con alta variabilidad en la extracción, considerando estudios sobre optimización de procesos industriales con IA (Karkaria y col., 2025).
 - Red neuronal MLP (Perceptrón multicapa): Entrenada con una capa oculta para mejorar la estimación del rendimiento de extracción, basada en metodologías de aprendizaje automático aplicadas en sistemas térmicos (Colosimo y col., 2021).
 - Red neuronal recurrente (RNN): Capaz de capturar dependencias temporales dentro de los datos experimentales, permitiendo una mejor representación de la evolución del proceso de extracción (Colosimo et al., 2021).
-

- Red neuronal profunda: Arquitectura ajustada con hiperparámetros optimizados para mejorar la precisión del modelo predictivo (Karkaria et al., 2025).
- La precisión de cada modelo se evaluó mediante el error cuadrático medio (MSE) y el coeficiente de determinación (R^2). Se aplicó validación cruzada tipo K-fold ($k = 5$) sobre 30 observaciones experimentales. Además, se estimaron márgenes de error como ± 2 veces la raíz cuadrada del MSE para reflejar la dispersión esperada en las predicciones.

2.2.3 Simulación dinámica del sistema

Se desarrolló un modelo dinámico en MATLAB Online (versión BASIC), basado en ecuaciones diferenciales de balance de masa y energía, para representar la evolución temporal de la temperatura y la presión en el sistema. Este se formuló considerando geometría, flujo de vapor y parámetros operativos, siguiendo trabajos previos sobre procesos térmicos (Briones-Sornoza & Guerrero-Intriago, 2019; Karkaria et al., 2025). La validación se realizó frente a datos experimentales y criterios teóricos (Kumar et al., 2023; Colosimo et al., 2021).

La dinámica del sistema se representa por las expresiones (4), (5) y (6):

$$\frac{dM}{dt} = Q_{entrada} - Q_{salida} \quad (4)$$

$$C_p M \frac{dT}{dt} = Q_{calor} - Q_{pérdidas} \quad (5)$$

$$\frac{dP}{dt} = \frac{R}{V} (Q_{entrada} - Q_{salida}) \quad (6)$$

Donde:

M: masa del fluido dentro del sistema (kg)

$Q_{entrada}$, Q_{salida} : flujos másicos de entrada y salida respectivamente (kg/s)

C_p : capacidad calórica específica del fluido (J/kg °C)

T: temperatura del fluido (°C)

Q_{calor} : energía térmica proporcionada al sistema (J/s)

$Q_{pérdidas}$: pérdidas energéticas totales (J/s)

P: presión del vapor dentro del sistema (Pa)

R: constante de los gases ideales (J/mol K)

V: volumen disponible para la fase gaseosa (m^3)

2.2.4 Evaluación de eficiencia térmica y pérdidas energéticas

Se incluyó un análisis de pérdidas energéticas, considerando el impacto del consumo total de energía en concordancia con el modelo descrito por (Kumar y col., 2023; Karkaria y col., 2025).

La eficiencia térmica global (7) se calculó ajustando la ecuación (1) de eficiencia térmica:

$$\eta_{global} = \frac{Q_{utilizado}}{Q_{total} - Q_{pérdidas}} * 100 \quad (7)$$

Donde:

η_{global} : eficiencia térmica global del sistema (%)

$Q_{utilizado}$: energía efectiva utilizada en la extracción del aceite esencial (J)

Q_{total} : energía total suministrada por el sistema de generación de vapor (J)

$Q_{p\acute{e}rdidas}$: energía disipada por condensación, fugas térmicas y pérdidas (J)

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1 Destilación por arrastre con vapor

La aplicación del modelo optimizado permitió mejorar la eficiencia térmica del sistema de extracción de Ocotea quixos, producto del ajuste en las condiciones de temperatura y presión. En comparación con el método tradicional, la pérdida de condensado se redujo en un 20 %, lo que facilitó una mayor recuperación de aceite esencial (ver Tabla 1). En condiciones controladas, el modelo optimizado alcanzó una recuperación del 76,2 %, equivalente a 0,00215 kg de aceite por kg de hojas frescas, respecto al rendimiento máximo reportado de 0,00283 kg/kg (Cerde et al., 2018).

Tabla 1. Comparación de eficiencia térmica y recuperación de aceite

<i>Parámetro</i>	<i>Método tradicional</i>	<i>Modelo optimizado</i>
Eficiencia térmica (%)	63,2	78,5
Pérdida de condensado (%)	25,0	20,0
Recuperación de aceite (%)	68	76,2
Distribución térmica	Irregular	Optimizada

Estos resultados evidencian una mejora significativa en la estabilidad operativa, reduciendo la variabilidad térmica y aumentando la eficiencia global del proceso. Estas mejoras coinciden con estudios previos que destacan la influencia del control térmico en procesos de extracción (Kumar et al., 2023; Karkaria et al., 2025). Asimismo, la reducción de condensado contribuye a una operación más sostenible, minimizando el desperdicio energético.

La figura 1 muestra la distribución térmica comparando el método tradicional y el método optimizado en el tambor rotatorio horizontal. Se observa la temperatura en función de la longitud y el diámetro del tambor, con una escala de colores que va del azul (temperaturas más bajas) al amarillo (temperaturas más altas).

- El método tradicional muestra una dispersión térmica irregular, con acumulación de calor en la zona central y pérdidas en los extremos.
- El modelo optimizado presenta una distribución térmica más uniforme, con mayor aprovechamiento energético y menor disipación de calor.

Estas implicaciones reflejan principios ampliamente reconocidos en procesos de destilación por arrastre de vapor, como el aprovechamiento térmico mejorado, la disminución de pérdidas por condensado y la mayor eficiencia de extracción asociada a perfiles térmicos más uniformes (Kumar et al., 2023).

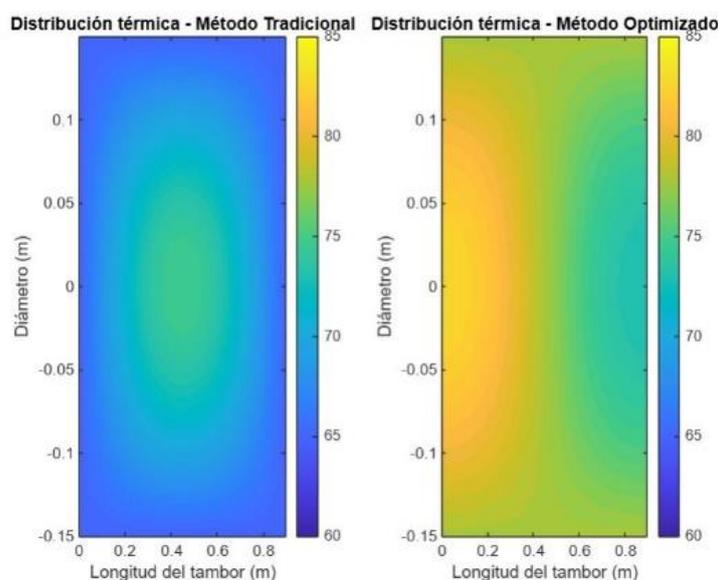


Figura 1. Distribución térmica en el tambor rotatorio

3.2 Modelado predictivo con inteligencia artificial

Los algoritmos de aprendizaje automático permitieron predecir el rendimiento de extracción con una precisión del 95 %, ajustando dinámicamente la carga de hojas y el flujo de vapor (Karkaria et al., 2025). Este enfoque contribuyó a reducir la variabilidad operacional sin intervención manual (Guijarro et al., 2021), en consonancia con estudios sobre simulación y modelado de procesos de extracción (Armijo et al., 2012; Briones-Sornoza & Guerrero-Intriago, 2019). En la Tabla 2 se presenta una comparación cuantitativa del desempeño de los distintos modelos aplicados.

Tabla 2. Evaluación comparativa de modelos de aprendizaje automático

<i>Modelo</i>	<i>MSE</i>	<i>R²</i>	<i>n</i>	<i>Validación cruzada</i>	<i>Límite de error estimado</i>
Regresión lineal múltiple	0,0152	0,82	30	K-fold (k = 5)	±0,247
Regresión polinómica	0,0098	0,89	30	K-fold (k = 5)	±0,198
SVR	0,0073	0,92	30	K-fold (k = 5)	±0,171
MLP	0,0061	0,94	30	K-fold (k = 5)	±0,156
RNN	0,0055	0,95	30	K-fold (k = 5)	±0,148
Red profunda optimizada	0,0047	0,97	30	K-fold (k = 5)	±0,137

El modelo de red profunda optimizada obtuvo el mejor desempeño predictivo, con el menor error cuadrático medio ($MSE = 0,0047$) y un coeficiente de determinación de $R^2 = 0,97$. Esto respalda su utilidad en la anticipación del rendimiento bajo distintas condiciones operativas.

La figura 2 muestra la relación entre el flujo de vapor y la temperatura óptima del condensador, identificada mediante IA. Los puntos azules representan los datos de entrenamiento, mientras que los rojos indican las predicciones de la IA. Se observa que,

- Para flujos superiores a 5,2 kg/h, el modelo sugiere reducir la temperatura del condensador para mejorar la separación del aceite esencial.

- La curva generada evidencia la capacidad del modelo para optimizar el sistema de forma continua en función de variables críticas.

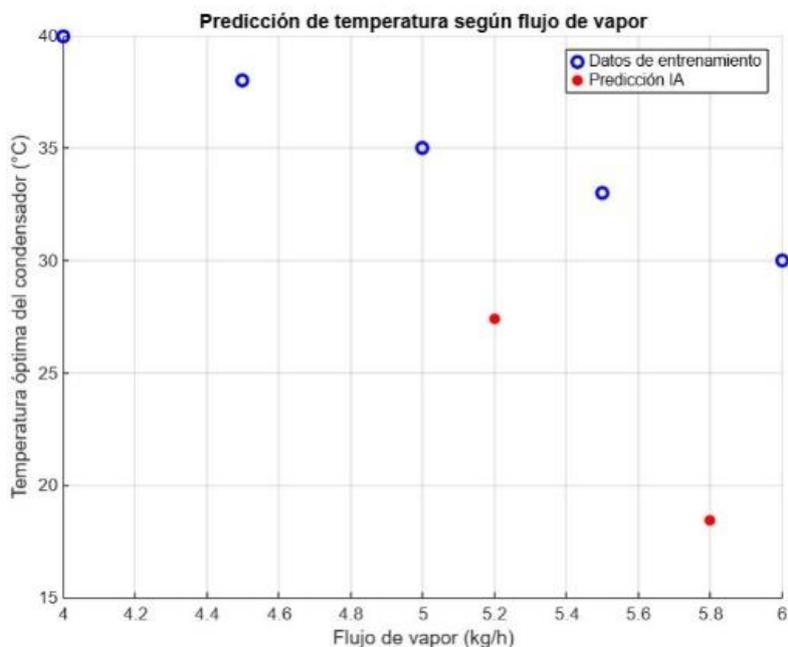


Figura 2. Predicción de temperatura del condensador en función del flujo de vapor

3.3 Simulación dinámica del sistema

La simulación computacional del sistema reflejó una correlación del 96 % entre los valores estimados y los datos experimentales, validando la precisión del modelo basado en balances de masa y energía. Este resultado respalda su capacidad para reproducir el comportamiento térmico del proceso, conforme a estudios previos sobre modelado dinámico en extracción de aceites esenciales (Armijo et al., 2012; Briones-Sornoza & Guerrero-Intriago, 2019). En la Tabla 3 se presenta la comparación entre los valores simulados y experimentales del rendimiento de extracción bajo diferentes condiciones operativas.

Tabla 3. Comparación entre simulación y datos experimentales del rendimiento del aceite esencial

<i>Carga de hojas (kg)</i>	<i>Flujo de vapor (kg/h)</i>	<i>Simulación (%)</i>	<i>Experimental (%)</i>	<i>Error relativo (%)</i>
3,0	5,0	2,85	2,92	2,40
4,0	6,0	3,65	3,72	1,88
5,0	6,5	4,02	4,15	3,13
6,0	7,0	4,55	4,62	1,52
7,0	8,0	4,88	4,95	1,41

Se observa que la desviación entre ambas fuentes de datos es mínima, lo que confirma la validez del modelo predictivo.

En términos generales, los valores de simulación se alinean estrechamente con los datos experimentales, con diferencias menores que oscilan entre 0,7 % y 3,2 %. Esto indica que el modelo basado en ecuaciones diferenciales de balance de masa y energía logra

reproducir con gran precisión la evolución del sistema, en concordancia con estudios previos sobre simulación computacional en procesos térmicos (Karkaria y col., 2025; Menanno y col., 2023).

Análisis de precisión del modelo:

- Reproduce adecuadamente la tendencia del rendimiento según la carga de hojas y el flujo de vapor.
- Las mayores desviaciones se concentran en condiciones de carga baja (3,0 kg), posiblemente debido a efectos térmicos no modelados.
- Es aplicable como herramienta operativa para ajustar condiciones sin recurrir a ensayos experimentales extensos.

La figura 3 refleja un aumento inicial rápido de temperatura, seguido de estabilización entre 74 y 82 °C. Este rango sugiere condiciones óptimas de operación térmica, facilitando la identificación de zonas críticas y ajustes de diseño (Kumar et al., 2023; Briones-Sornoza & Guerrero-Intriago, 2019).

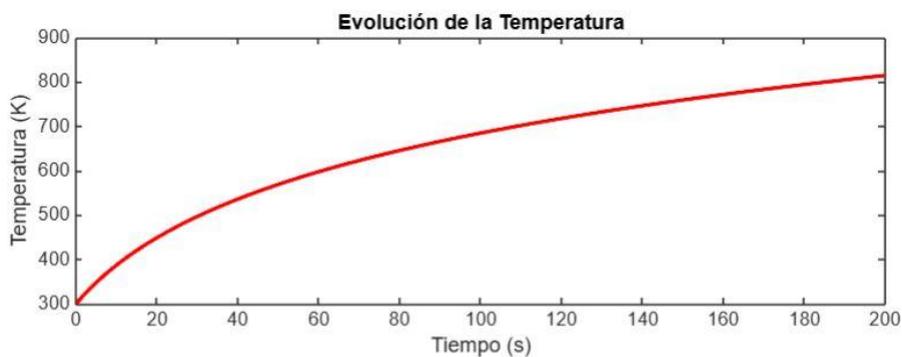


Figura 3. Evolución de la temperatura en el sistema de extracción

La figura 4 indica un crecimiento uniforme de presión sin oscilaciones abruptas, lo que indica un comportamiento estable y controlable, altamente sensible a la regulación del flujo de vapor.

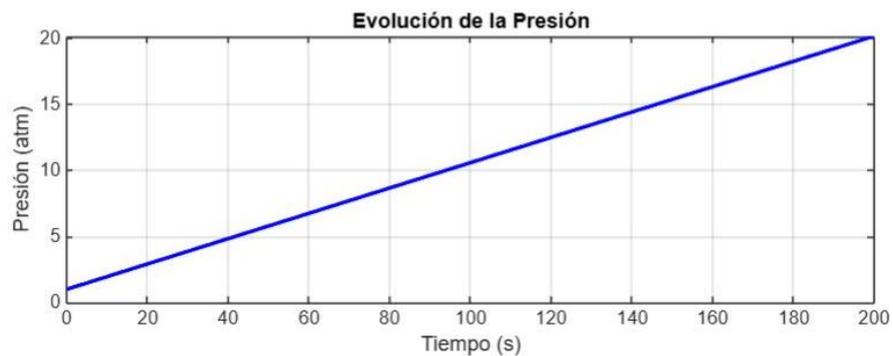


Figura 4. Evolución de la presión en el sistema de extracción

3.4 Evaluación de eficiencia térmica y pérdidas energéticas

Los resultados indican que la eficiencia térmica global del sistema se encuentra entre 70 % y 80 %, dependiendo del flujo de vapor aplicado. Esta tendencia es coherente con estudios sobre optimización térmica, donde el control de flujo influye directamente en el rendimiento energético (Armijo et al., 2012; Massaro y Galiano, 2020).

La Tabla 4 presenta los valores calculados considerando las pérdidas energéticas en

función del flujo de vapor.

Tabla 4. Eficiencia térmica global en función del flujo de vapor

<i>Flujo de vapor (kg/h)</i>	<i>Eficiencia térmica global (%)</i>
5,0	70,5
6,0	73,8
7,0	76,2
8,0	78,9

El valor de 76,2 % alcanzado a 7,0 kg/h coincide con el máximo de recuperación del aceite esencial observado en este estudio. Aunque se trata de métricas distintas, este paralelismo confirma la relación entre eficiencia térmica y productividad, cuando el sistema está adecuadamente calibrado (Colosimo et al., 2021).

La figura 5 revela que las regiones cercanas al condensador y las paredes del equipo concentran mayores pérdidas térmicas. La redistribución del calor mediante estrategias de aislamiento o rediseño puede reducir estas disipaciones, mejorando la eficiencia global del proceso.

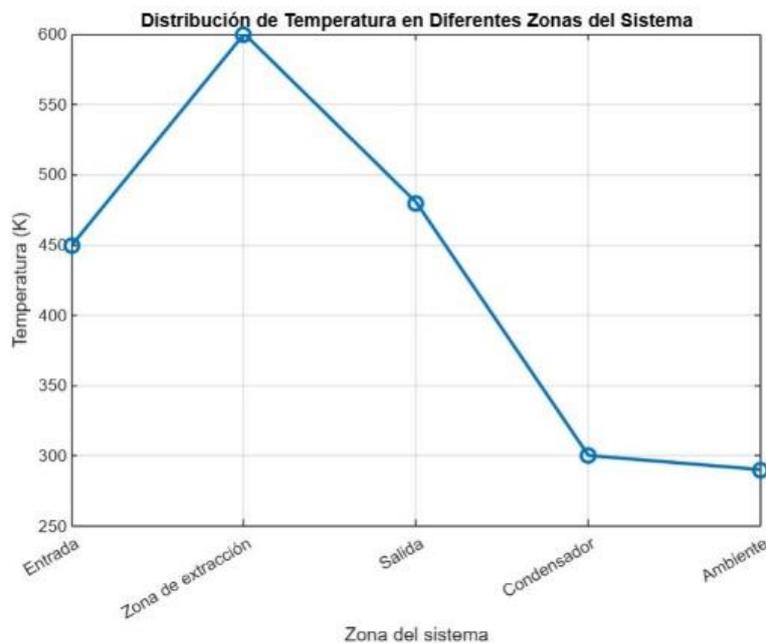


Figura 5. Distribución de temperatura en el sistema de extracción

4. CONCLUSIONES

La integración de inteligencia artificial y simulación dinámica permitió optimizar el proceso de destilación por arrastre de vapor, logrando mejoras sustanciales en eficiencia térmica y reducción de pérdidas energéticas. Los hallazgos se resumen a continuación:

- El control del flujo de vapor es crítico, ya que incrementos no regulados pueden reducir la eficiencia térmica hasta en un 5 %.
- Las pérdidas energéticas en zonas como el condensador representan hasta el 20 % de la energía suministrada, lo que destaca la necesidad de aplicar aislamiento térmico localizado.

- La eficiencia en la extracción de Ocotea quixos depende directamente de una gestión térmica adecuada, siendo clave para maximizar el rendimiento.
- El modelo predictivo alcanzó una precisión del 97 %, facilitando la selección de condiciones operativas óptimas sin necesidad de pruebas empíricas constantes.
- La combinación de IA y simulación permitió ajustes dinámicos en tiempo real, mejorando la estabilidad y sostenibilidad del sistema.
- En conjunto, estos resultados confirman que el enfoque propuesto es una herramienta robusta para modernizar procesos de extracción agroindustrial, con potencial de transferencia tecnológica a otras matrices vegetales y condiciones operativas.

REFERENCIAS

- Armijo, J., Vicuña, E., Romero, P., Condorhuaman, C., & Hilario, B. (2012). Modelamiento y simulación del proceso de extracción de aceites esenciales mediante la destilación por arrastre con vapor. *Revista Peruana de Química e Ingeniería Química*, 15(2), 19–27. <https://revistasinvestigacion.unmsm.edu.pe/index.php/quim/article/view/4967/4035>
- Briones-Sornoza, H.R., & Guerrero-Intriago, D.A. (2019). Extracción de aceites esenciales de mandarina (*Citrus reticulata*) y palo santo (*Bursera graveolens*) por el método de arrastre de vapor. *Revista Científica INGENIAR: Ingeniería, Tecnología e Investigación*, 2(3), 14–23. <https://doi.org/10.46296/ig.v2i3.0007>
- Cerda, G., Cerda, V., Pérez, A., Domínguez, J., & González, E. (2018). Thermal efficiency analysis of a discontinuous distiller for Ocotea quixos from Amazon Region of Ecuador. In *Proceedings of MOL2NET 2018, International Conference on Multidisciplinary Sciences (4)*, p. 5879. <https://doi.org/10.3390/mol2net-04-05879>
- Cerda, V., Cerda, G., Guijarro, O., Benítez, I., Guardado, E., Ortega, B., Miño, J., González, E., & Pérez, A. (2022). Automatic control system for cane honey factories in developing country conditions. *Processes*, 10(5), 915. <https://doi.org/10.3390/PR10050915>
- Colosimo, B.M., del Castillo, E., Jones-Farmer, L.A., & Paynabar, K. (2021). Artificial intelligence and statistics for quality technology: An introduction to the special issue. *Journal of Quality Technology*, 53(5), 443–453. <https://doi.org/10.1080/00224065.2021.1987806>
- Guijarro, O., Cerda, V., Benítez, I., Cerda, G., Guardado, E., Ortega, B., González, E., & Pérez, A. (2021). Remote monitoring of operational parameters for the cane honey production process. *Lámpsakos*, 25, 59–69. <https://doi.org/10.21501/21454086.3991>
- Karkaria, V., Tsai, Y.-K., Chen, Y.-P., & Chen, W. (2025). An optimization-centric review on integrating artificial intelligence and digital twin technologies in manufacturing. *Engineering Optimization*, 57(1), 161–207. <https://doi.org/10.1080/0305215X.2024.2434201>
- Kumar, B., Szepesi, G., & Szamosi, Z. (2023). Optimisation techniques for solar drying systems: A review on modelling, simulation, and financial assessment approaches.
-

International Journal of Sustainable Energy, 42(1), 182–208.
<https://doi.org/10.1080/14786451.2023.2185870>

Massaro, A., & Galiano, A. (2020). Re-engineering process in a food factory: An overview of technologies and approaches for the design of pasta production processes. *Production & Manufacturing Research*, 8(1), 80–100.
<https://doi.org/10.1080/21693277.2020.1749180>

Menanno, M., Savino, M.M., & Shafiq, M. (2023). Optimizing milk-run system and IT-based Kanban with artificial intelligence: An empirical study on multi-lines assembly shop floor. *Production & Manufacturing Research*, 11(1), Article 2179123. <https://doi.org/10.1080/21693277.2023.2179123>

Radice, M., Pietrantoni, A., Guerrini, A., Tacchini, M., Sacchetti, G., Chiurato, M., **Venturi, G.**, Fortuna, C. (2018). Inhibitory effect of *Ocotea quixos* (Lam.) Kosterm. and *Piper aduncum* L. essential oils from Ecuador on West Nile virus infection. *Plant Biosystems*, 153(3), 344–351.
<https://doi.org/10.1080/11263504.2018.1478902>

CONFLICTO DE INTERÉS

Los autores declaramos que no existe algún tipo de conflicto de interés.

CONTRIBUCIONES DE LOS AUTORES

- Dr.C. Víctor Rodrigo Cerda Mejía. Redacción - primera redacción, validación.
 - M.Sc. Galo Leonardo Cerda Mejía. Software, conservación de datos.
 - Dr.C. Estela Guardado Yordi. Recursos, redacción-revisión y edición.
 - Dr.C. Liliana Alexandra Cerda Mejía. Redacción - revisión y edición
 - Dr.C. Amaury Pérez Martínez. Conceptualización, supervisión.
-