



Desarrollo de metodología híbrida de simulación computacional y aprendizaje profundo para la optimización del diseño de intercambiadores de calor de placas y aletas de compuestos avanzados en la condensación criogénica del gas natural.

Development of a hybrid methodology of computational simulation and deep learning for the optimization of the design of advanced composite plate and fin heat exchangers in the cryogenic condensation of natural gas.

David Molina Ortiz¹ 

demolinaortiz@gmail.com.

Universidad Nacional Experimental Politécnica "Antonio José de Sucre"
Barquisimeto, Venezuela

José Eduardo Rengel Hernández² 

jrengel.anz@udo.edu.ve.

Universidad Nacional Experimental Politécnica "Antonio José de Sucre"
Barquisimeto, Venezuela

Recepción: 05-01-2026

Aceptación: 10-02-2026

Publicación: 30-03-2026

Como citar este artículo: Molina, D. Rengel, J. (2026). **Desarrollo de metodología híbrida de simulación computacional y aprendizaje profundo para la optimización del diseño de intercambiadores de calor de placas y aletas de compuestos avanzados en la condensación criogénica del gas natural.** *Metrópolis. Revista de Estudios Globales Universitarios*, 7 (1), pp. 3491-3564.

¹ Doctorante en Ciencias de la Ingeniería en la Universidad Nacional Experimental Politécnica "Antonio José de Sucre"

² Doctorante en Ciencias de la Ingeniería en la Universidad Nacional Experimental Politécnica "Antonio José de Sucre"





Resumen

El estudio se centra en el desarrollo de una metodolog a h brida que combina la simulaci n computacional (CFD) con t cnicas de aprendizaje profundo (Deep Learning) para optimizar el dise o de intercambiadores de calor de placas y aletas (PFHE). El objetivo principal consiste en mejorar la eficiencia de estos intercambiadores, que utilizan compuestos avanzados, en aplicaciones cr ticas como la condensaci n criog nica del gas natural (GNL). Se apoy  en una metodolog a de revisi n sistem tica. Los resultados de las simulaciones de CFD, que son costosas en tiempo y recursos, sirven como un conjunto de datos de entrenamiento para el modelo de aprendizaje profundo. Concluye que este Permite explorar un rango de dise os mucho m s amplio, conduciendo a configuraciones que superan los dise os tradicionales. Se concluye que mejora la eficiencia energ tica y la compacidad de los PFHE, crucial para la producci n y licuefacci n del GNL, donde las condiciones de temperatura extremadamente bajas (<-150   C) requieren una alta precisi n en el rendimiento. **Descriptor:** metodolog a h brida de simulaci n computacional - aprendizaje profundo - dise o de intercambiadores de calor de placas y aletas -compuestos avanzados - condensaci n criog nica - gas natural.

Abstract

This study focuses on developing a hybrid methodology that combines computational fluid dynamics (CFD) with deep learning techniques to optimize the design of plate and fin heat exchangers (PFHEs). The main objective is to improve the efficiency of these exchangers, which utilize advanced composites, in critical applications such as the cryogenic condensation of natural gas (LNG). The study employed a systematic review methodology. The results of the time- and resource-intensive CFD simulations serve as a training dataset for the deep learning model. The study concludes that this methodology allows for the exploration of a much wider range of designs, leading to configurations that surpass traditional designs. It is further concluded that this approach improves the energy efficiency and compactness of PFHEs, crucial for LNG production and liquefaction, where extremely low temperature conditions (<-150   C) demand high performance accuracy. **Descriptors:** hybrid computational simulation methodology - deep learning - plate and fin heat exchanger design - advanced composites - cryogenic condensation - natural gas.





Introducción.

La producción global de líquidos de gas natural (LGN) experimenta una trayectoria ascendente sostenida durante el horizonte 2023-2030, impulsada inexorablemente por la expansión continua de los mercados de gas licuado de petróleo (GLP) y etano. El auge petroquímico, constituido como el principal motor del crecimiento de la demanda mundial, se apoya fundamentalmente en el incremento sustancial del suministro de los LGN, constituyéndose en insumos críticos para la industria. Paralelamente, esta dinámica transformadora impone desafíos inéditos a las refinerías, confrontadas con una erosión en la demanda de productos refinados, desplazados por opciones no refinadas como LGN y biocombustibles [1].

Con el creciente apogeo de los LGN, proliferan procesos industriales destinados a la recuperación profunda de estos valiosos hidrocarburos. Entre los métodos predominantes en la industria del gas natural, los procesos criogénicos emergen como los más eficaces [2]. Dentro de las plantas de procesamiento criogénico de LGN, la refrigeración del producto de tope de la columna desmetanizadora genera un reflujo a baja temperatura [3], un proceso facilitado por los intercambiadores de calor de placas y aletas (ICPA) multicorriente [4]. Estos equipos, construidos a partir de láminas corrugadas que son separadas por placas planas, típicamente de aluminio, definen una red de cámaras aleteadas [5] (ver figura 3.1). Estas aletas son extensiones diseñadas con alta conductividad térmica (k) que cumplen la función de ampliar la densidad superficial, intensificando así la transferencia de calor. No obstante, el rendimiento térmico superior en estos intercambiadores de calor compactos (ICC) requiere el incremento en la caída de presión [6].





Dentro del espectro de los ICC utilizados en la exigente industria criogénica, los intercambiadores de calor de placas y aletas soldadas con aluminio (ICSA) [7] se distinguen por sus notables ventajas, que incluyen una transferencia de calor de alta eficiencia, un tamaño compacto que facilita la adaptación a flujos de proceso diversos y una simplificación inherente de la red de equipos. Sin embargo, sus desventajas comprenden restricciones en los rangos de presión y temperatura de construcción y operación, una sensibilidad pronunciada a la distribución de flujo bifásico, una susceptibilidad a la obstrucción de sus diminutos conductos de flujo, una vulnerabilidad ante ataques químicos, particularmente por mercurio, y una exposición constante a tensiones térmicas fluctuantes que pueden inducir fatiga térmica [8, 9].

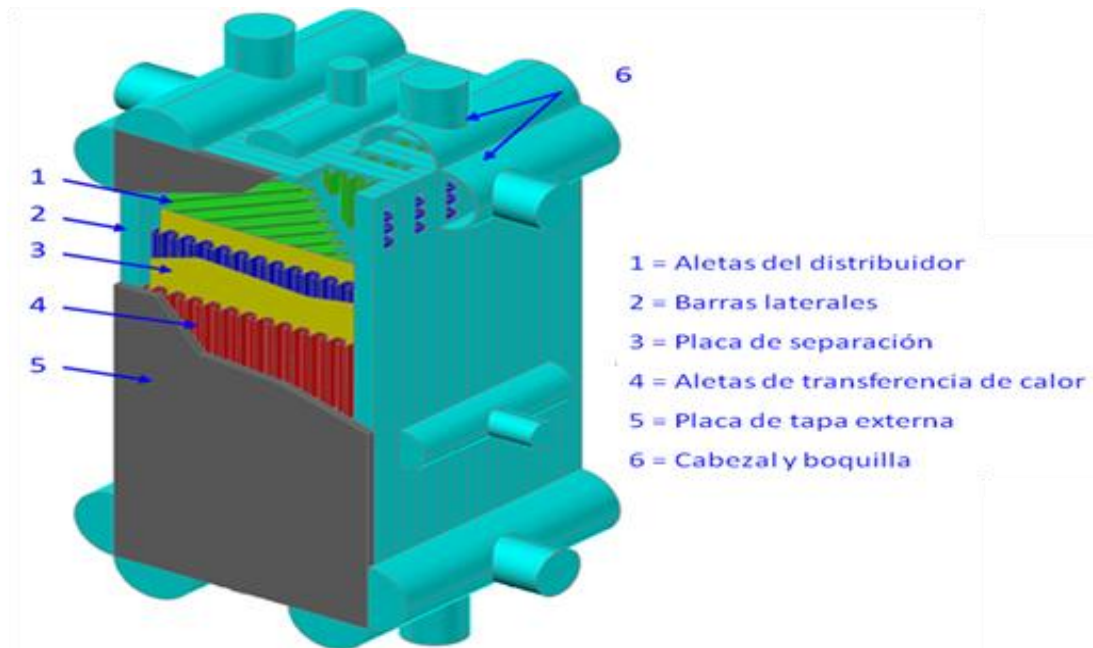


Figura Partes principales de un intercambiador de calor de placas y aletas soldadas con aluminio [10].





Frente a estas limitaciones, han surgido diseños alternativos que exploran el potencial de otros materiales, incluyendo polímeros avanzados [4]. Los recientes avances en el campo de los materiales compuestos han puesto de manifiesto mejoras sustanciales en la conductividad térmica, preservando su esencial ventaja de fabricación [11].

Las propiedades físicas de estos materiales representan una promesa formidable para el desarrollo de intercambiadores de calor no metálicos, que puedan satisfacer requisitos de desempeño específicos [12]. Un ejemplo relevante reside en el diseño de estructuras donde la comprensión del efecto de temperaturas bajas y criogénicas sobre el comportamiento de los materiales compuestos es crítica. En este caso, investigadores como Z. Sági y R. Butler [13] han estudiado los principios físicos que rigen el comportamiento de los compuestos bajo condiciones criogénicas. De manera análoga, Y. Li, Z. Zhang, S. Wu, Z. Zhao y H. Lei [14] demostraron la idoneidad de los polímeros reforzados con fibra de carbono (PRFC) para su implementación en aplicaciones criogénicas.

A partir de las contribuciones previamente señaladas, nace la motivación para diseñar un ICPA compacto, fabricado con materiales compuestos avanzados, abordando los desafíos de clasificación y dimensionamiento que también se presentan en sus contrapartes metálicas. Tomando como fundamento los estudios de métodos desarrollados por investigadores en el ámbito del diseño de este tipo de equipos, se presentan metodologías de diseño y optimización integral para intercambiadores de calor, aplicando procedimientos rigurosos que proporcionen entradas cuantitativas precisas sobre las características de la superficie y un conjunto





representativo de información sobre propiedades físicas típicas, en conjunción con el desarrollo sistemático de la teoría de diseño robusta [15].

Sin embargo, la tarea de optimización en los ICPA es complicada por la gran cantidad de variables de diseño y geometrías que influyen en su rendimiento global [16]. Para un diseño eficaz, resulta imperativo un conocimiento exhaustivo de las características de transferencia de calor y fricción de flujo de la superficie específica, parámetros que se correlacionan primariamente con los coeficientes de Colburn (j) y Fanning (i) [17, 18].

Entre las herramientas más eficaces para evaluar la transferencia de calor y la caída de presión (ΔP), se encuentra la segunda ley de la termodinámica [6]. Desde los perfiles de temperatura computacionalmente obtenidos, se desarrollan análisis rigurosos del rendimiento, deduciéndose las tensiones térmicas inducidas, las cuales ejercen una influencia sobre la conductividad térmica de los materiales compuestos. La interacción de todos estos factores plantea desafíos tanto para el diseño térmico como para el análisis estructural de compuestos operando a temperaturas criogénicas [19, 14].

En el horizonte contemporáneo de la ingeniería, la optimización del diseño, el análisis predictivo y la eficiencia de los procesos de fabricación constituyen pilares fundamentales por utilizar herramientas de simulación computacional, tales como la dinámica de fluidos computacional (CFD) y el análisis de elementos finitos (FEA), capaces de predecir con precisión el comportamiento del flujo de fluidos y analizar la integridad estructural de los diseños propuestos [20]. Muchos de estos procesos producen un volumen masivo de datos, por lo que se han realizado esfuerzos significativos para desarrollar entornos de diseño interactivos, donde el





uso de modelos sustitutos o de aproximación rápida surge como una estrategia prometedora. En los últimos años, los enfoques basados en el aprendizaje profundo han demostrado un éxito notable en el entrenamiento de representaciones a partir de conjuntos de datos [21]. En esta línea, investigadores como P. Araújo [22] han explorado el modelado mediante aprendizaje profundo de aplicaciones CFD de flujo confinado en geometrías diversas.

Consecuentemente, existen investigaciones previas que han abordado la perspectiva metodológica de integrar herramientas computacionales para evaluar rigurosamente rutinas de optimización, proporcionando un soporte invaluable al proceso de diseño de los ICPA, aunque predominantemente metálicos. En este sentido, se puede citar el trabajo de P. Haider, P. Heinz, T. Acher, S. Rehfeldt y H. Klein [16], quienes presentaron un marco flexible para el diseño automatizado de ICPA, combinando un modelo de simulación detallado con una robusta rutina de optimización, empleando un algoritmo genético para gestionar objetivos y variables de diseño arbitrarias. De manera similar, A. Ibrahim [23] integró los solucionadores CFD y mecánica estructural computacional para analizar las tensiones inducidas en un ICPA y optimizar sus métodos de fabricación y operación.

En marcado contraste con el cuerpo sustancial de investigaciones dedicadas al diseño de intercambiadores metálicos, un número más reducido de investigadores ha centrado su atención en el estudio de intercambiadores no metálicos. En este ámbito, A. Sharif [24] desarrolló un modelo predictivo capaz de estimar con precisión el rendimiento termohidráulico de intercambiadores de placas corrugadas fabricados con





geometrías compuestas de material polimérico. Por su parte, los investigadores M. Zhang, K. Nawaz, K. Li y T. Smithet [25] investigaron el rendimiento de la transferencia de calor y las características de flujo mediante CFD en intercambiadores de calor construidos con polímeros, proporcionando información valiosa sobre el flujo de fluidos y la distribución de temperatura en intercambiadores de calor tubulares (tipo serpentín).

En la literatura científica actualmente disponible, se observa que las investigaciones centradas en el diseño y la optimización de ICPA (no metálicos) para aplicaciones de condensación criogénica de gas natural son escasas. Se constata la ausencia de estudios experimentales, modelos analíticos o simulaciones numéricas que permitan comprender en profundidad su comportamiento térmico, hidráulico y mecánico, particularmente en condensadores criogénicos para la extracción eficiente de los LGN. Estos equipos se construyen convencionalmente con aluminio, material metálico sujeto a limitaciones inherentes en términos de especificación, diseño, fabricación y operación.

Por esta razón fundamental, emerge la necesidad palpable de indagar en los tipos de materiales de compuestos avanzados que ofrezcan alternativas viables y potencialmente superiores, un aspecto que reviste de un interés científico particular y que conforma parte del foco central de este trabajo [26, 27].

Por consiguiente, esta investigación aplicada y de carácter experimental, se plantea utilizar el conocimiento teórico para abordar una problemática práctica y desarrollar una solución concreta, distinguiéndose por su naturaleza teórico-práctica. En su propósito se enmarca el desarrollo de





una metodología híbrida que integre sinérgicamente la simulación computacional acoplada (CFD-FEA) con modelos de aprendizaje profundo para la optimización del diseño de los ICPA compuestos avanzados en aplicaciones de condensación criogénica de gas natural [28].

La investigación se articula en un proceso sistemático de diseño exploratorio secuencial con modalidad derivativa que abarca desde la caracterización de materiales y la simulación computacional, hasta el desarrollo de modelos predictivos y la validación final de la optimización del diseño. Este enfoque mixto, garantiza la solidez de los resultados y el aporte de una metodología innovadora al campo de la ciencia y la ingeniería [29].

Develando el Fenómeno de estudio

En la planificación de la presente investigación, la fase inicial implica una revisión de la literatura sobre ICPA criogénicos y las propiedades de los materiales compuestos avanzados en entornos criogénicos. Se estudiarán metodologías de simulación computacional (CFD y FEA) y algoritmos de aprendizaje profundo para la optimización de sistemas de termofluidos.

El análisis buscará identificar las brechas de conocimiento en el estado del arte para establecer un marco teórico sólido y objetivos de investigación precisos. La segunda fase se centra en el diseño y modelado de ICPA criogénico usando acoplamiento CFD-FEA. Se creará la geometría 3D precisa en CAD para un mallado de alta calidad. La configuración CFD definirá parámetros como el método numérico, el modelo de turbulencia y las propiedades de los fluidos criogénicos para predecir el rendimiento termohidráulico. Simultáneamente, la configuración FEA se enfocará en las propiedades de los materiales compuestos avanzados y las condiciones





límites para predecir el rendimiento termomecánico. Los resultados cuantitativos se validarán con datos experimentales publicados por otros autores.

La tercera fase se dedica a optimizar el diseño del ICPA mediante técnicas avanzadas de aprendizaje profundo. Primero, se recopilarán y procesarán datos de alta fidelidad de la fase anterior para entrenar una red neuronal. Luego, se construirá una arquitectura de modelos sustitutos de multi-fidelidad y se evaluará su rendimiento. Los resultados del modelo se compararán con las simulaciones CFD-FEA originales para verificar su precisión y predecir el rendimiento termohidráulico y termomecánico del ICPA. En la última fase, se recopilarán y analizarán cualitativamente los resultados de las etapas anteriores. Se discutirán los hallazgos, comparándolos con la literatura y destacando las contribuciones originales. Se formularán conclusiones sólidas y se identificarán futuras líneas de investigación. Finalmente, se elaborará la tesis doctoral, documentando el proceso, resultados y conclusiones.

En el panorama global de la ingeniería de procesos avanzados y la transición energética, la optimización del diseño de los sistemas de transferencia de calor se ha posicionado como una prioridad estratégica para alcanzar una mayor eficiencia y sostenibilidad [16, 24]. Este particular es especialmente crítico en aplicaciones de condensación criogénica, como el procesamiento de gas natural para la extracción de LGN, donde el rendimiento de intercambio de calor impacta la eficiencia y consumo de energía del proceso [10, 30].

Dentro de este marco, los intercambiadores de calor de placas y aletas se han consolidado como componentes esenciales, distinguiéndose por su





configuración compacta y su capacidad para intercambiar calor entre múltiples corrientes [31, 32]. La perspectiva de B. Zohuri [5] subraya los atributos distintivos de los ICPA: alta efectividad en la transferencia de calor, compacidad, bajo peso y un costo de fabricación moderado, que exige el empleo de superficies extendidas para mejorar los bajos coeficientes totales de transferencia de calor (U).

La evolución de las metodologías de diseño para los ICPA refleja un cambio paradigmático en la actividad de ingeniería de los componentes y sistemas térmicos. Inicialmente, el enfoque se basaba en modelos empíricos y experimentales, los cuales, aunque útiles, ofrecían una capacidad predictiva limitada a condiciones específicas. Posteriormente, la simulación computacional surgió como una herramienta fundamental que proporciona mayor precisión y capacidad predictiva [16, 20].

Más recientemente, el campo ha experimentado una nueva revolución con la integración de técnicas de optimización y, en particular, el aprendizaje profundo. Este enfoque ha demostrado un potencial significativo para acortar los ciclos de diseño y potenciar el rendimiento de estos intercambiadores. A pesar de este progreso, se observa una problemática persistente en los métodos de diseños convencionales, incluso aquellos que recurren a simulación computacional (como CFD y FEA) y es que todavía enfrentan muchos desafíos en términos de costo computacional y precisión [33].

Estas limitaciones son relevantes cuando se aplican a problemas multifásicos de complejidad criogénica y a la exploración de diversas opciones de diseño, más allá del tradicional ICPA normalmente soldado en aluminio (ICSA) [34, 35]. Pese a su eficiencia térmica y viabilidad económica





para fluidos no corrosivos sin mercurio [5, 36], la geometr a intr nseca de los ICSA restringe su rango operativo de presi n y temperatura, generando una ca da de presi n significativa por su configuraci n de pasajes estrechos que a su vez complica la limpieza de los conductos [9].

El rendimiento t rmico e hidr ulico de los ICSA tambi n se ve susceptible a la distribuci n no homog nea del flujo l quido entre las capas y al fen meno de inundaci n, limitando el caudal de vapor debido al reducido di metro hidr ulico de los canales [37, 38]. En escenarios din micos, las variaciones en las condiciones inducen cargas t rmicas estables y transitorias, as  como, tensiones mec nicas sobre el equipo [39].

Ante estas restricciones inherentes, se manifiesta la necesidad de indagar en materiales alternativos para la construcci n de intercambiadores de calor que puedan superar estas desventajas, manteniendo una eficiencia de intercambio de calor comparable y facilitando los procesos de fabricaci n [40]. Una v a prometedora reside en la utilizaci n de materiales compuestos para la fabricaci n de intercambiadores de calor con matriz o refuerzo de composici n no met lica [12]. Sin embargo, la literatura cient fica presenta una escasez de estudios enfocados en aplicaciones de intercambiadores de calor gas-l quido o gas-gas [41] que operen en r gimenes de temperaturas fr as o criog nicas [13] y que exploren el potencial de dise os innovadores basados en compuestos avanzados de alta conductividad t rmica como opci n al aluminio [42].

Marco Te rico.

En esta perspectiva, investigaciones recientes han destacado el avance en las propiedades de materiales compuestos. Los autores J. Ho Kang, K. Gordon, D. Ward, G. Belancik, P. Jagtap y G. Sauti [43], demostraron que





compuestos híbridos basados en grafito pirolítico (GP) y fibra de carbono (FC) exhiben una conductividad térmica entre 13 y 36 veces mayor que la FC convencional y aproximadamente el doble que la aleación de aluminio 6061, abriendo la posibilidad de su aplicación en radiadores para sistemas de intercambio de calor. Conscientes de la anisotropía de la resistencia mecánica de los polímeros reforzados con fibra de carbono (PRFC) en contraste con el aluminio, la investigación desarrollada por B. Kumar, N. Londe, A. Surendranathan y K. Anilas [44], analizó los efectos del tratamiento criogénico con nitrógeno líquido en las propiedades mecánicas de PRFC con diferentes proporciones de fibra y matriz, registrando alteraciones en las propiedades físicas de las muestras.

Sin embargo, el modelado y la simulación de la interacción entre los fenómenos térmicos, hidráulicos y estructurales en compuestos avanzados de alta conductividad térmica para aplicaciones de transferencia de energía a condiciones criogénicas, no ha sido abordada de manera integral y eficiente en un único marco metodológico híbrido que optimice automáticamente el diseño de los ICPA de materiales alternos reduciendo el tiempo de cálculo y el error de predicción. Este vacío en el conocimiento y la práctica no solo disminuye la eficiencia del proceso de diseño, sino que también limita la capacidad para desarrollar soluciones óptimas que consideren de manera sinérgica todas las variables críticas. El problema científico a investigar, por ende, se desprende de esta brecha, exigiendo un enfoque riguroso y sistemático para su formulación [16, 45].

Fundamentado en los antecedentes y vacíos de conocimiento expuestos anteriormente, y considerando la adaptabilidad del método de diseño para ICC a una amplia gama de materiales, así como, la creciente tendencia hacia la optimización y validación de diseños mediante simulaciones





computacionales con gran número de variables y la ayuda de modelos sustitutos de aprendizaje profundo para reducir la carga computacional, la presente investigación propone el desarrollo de una metodología híbrida de simulación computacional y aprendizaje profundo para el diseño óptimo de intercambiadores de calor de placas y aletas de compuestos avanzados en aplicaciones de condensación criogénica. Para ello, se empleará un marco metodológico que integre la simulación computacional acoplada (CFD-FEA) para analizar la eficiencia de diseño de los ICPA criogénicos, complementado con algoritmos de aprendizaje profundo con arquitecturas de redes neuronales artificiales para la perfección de los modelos predictivos [16, 24].

Estado del Arte

Antecedentes

Esta sección sintetiza los estudios que preceden y se vinculan con la búsqueda de un marco metodológico híbrido y avanzado de diseño para los intercambiadores de calor de placas y aletas en contextos criogénicos [46]. La literatura especializada revela una transición evolutiva e impulsada por la necesidad de eficiencia energética, partiendo del análisis empírico y experimental hacia el uso de la simulación computacional, los materiales avanzados y más recientemente, hacia la integración de técnicas de optimización y aprendizaje profundo. Así, los antecedentes estarán estructurados principalmente en estos temas centrales y organizados desde los más antiguos al más reciente.

El trabajo de revisión de G. Calzolari y W. Liu [33] en la Universidad de Bolonia se centró en la aplicación del aprendizaje profundo para reemplazar, mejorar o asistir en el análisis CFD en entornos construidos. El





objetivo fue evaluar las diferentes formas en que las redes neuronales profundas pueden integrarse con los modelos de simulación para optimizar el análisis. La metodología fue una revisión sistemática de estudios, clasificando las aplicaciones según la forma en que el aprendizaje profundo se acopla con el análisis CFD. Las conclusiones señalaron que la combinación de técnicas permite una significativa reducción del tiempo de cálculo sin sacrificar la precisión, lo que abre una nueva área de oportunidad para el diseño de sistemas complejos. Este antecedente es trascendental, ya que valida el enfoque híbrido propuesto en la tesis, que busca integrar la simulación computacional y el aprendizaje profundo para la optimización del diseño.

En el enfoque de la simulación computacional, la optimización ha emergido como una rama importante. El artículo de P. Haider, P. Heinz, T. Acher, S. Rehfeldt y H. Klein [16], publicado desde la Technical University of Munich, Alemania, propuso un marco para la optimización multiobjetivo de los ICPA utilizando un detallado modelo de simulación tridimensional. Los autores desarrollaron una metodología que integra un modelo CFD con un algoritmo de optimización, buscando equilibrar objetivos contrapuestos como la maximización de la transferencia de calor y la minimización de la caída de presión. Los resultados demostraron que esta estrategia es eficaz para encontrar geometrías de diseño óptimas, lo cual valida la viabilidad de acoplar la simulación con la optimización. Este antecedente es crucial, pues establece el precedente de una metodología híbrida que demuestra la pertinencia de la optimización asistida por simulación.

En el ámbito de la modelación termohidráulica, la tesis doctoral de M. Velázquez [47] en la Universidad de Guanajuato, México, investigó el





desempeño termohidráulico de intercambiadores de calor con baffles helicoidales. Su objetivo fue evaluar experimentalmente mediante simulación las características de transferencia de calor y caída de presión en diferentes condiciones de operación. La autora, a través de la CFD, validó su modelo con datos experimentales, logrando un riguroso análisis del comportamiento del flujo. De manera similar, la tesis de M. Hamoda [48] en la Memorial University of Newfoundland, Canadá, se centró en la modelación de la caída de presión y la transferencia de calor en canales de intercambiadores de calor de placas. Su metodología, basada en una combinación de datos experimentales y modelos validados de CFD, permitió desarrollar correlaciones para predecir el rendimiento en flujos en desarrollo. Ambos estudios demuestran la capacidad de la simulación computacional para predecir con alta precisión el desempeño de intercambiadores de calor.

Asimismo, el estudio de M. Zhang, K. Nawaz, K. Li y T. Smith [25] del Oak Ridge National Laboratory, Estados Unidos, se concentró en un análisis de dinámica de fluidos computacional de intercambiadores de calor de polímeros. El objetivo fue evaluar el rendimiento termohidráulico de estos componentes, que son valiosos en aplicaciones con restricciones de peso. La metodología se basó en la modelación y simulación de flujos y transferencia de calor, concluyendo que la CFD es una herramienta precisa para el diseño de intercambiadores de calor de polímeros. Este trabajo es relevante para la investigación, ya que, valida el uso de la simulación computacional como una herramienta fundamental para predecir el rendimiento, sin embargo, no considera las condiciones criogénicas ni los efectos estructurales.





Complementando el enfoque de diseño de los ICPA, el análisis de las configuraciones geométricas es un campo en constante evolución. La revisión de A. Abbas y A. Mohammed [17] de la Al Nahrain University, Irak, se dedicó a sintetizar los estudios recientes sobre cómo la configuración de las aletas influye en el rendimiento de los ICPA. Su trabajo revisa y compara el desempeño termohidráulico de distintas aletas, incluyendo las aletas lisas y las aletas con desplazamiento (offset), basándose en parámetros como el factor de Colburn y el factor de fricción. Los autores concluyeron que la geometría de la aleta tiene una influencia directa y significativa en la transferencia de calor y la caída de presión. Esta revisión consolida la necesidad de una optimización geométrica, justificando así el enfoque de la presente tesis en el diseño óptimo.

En el campo de los materiales, el trabajo de J. Ho Kang, K. Gordon, D. Ward, G. Belancik, P. Jagtap y G. Sauti [43] del NASA Langley Research Center, Estados Unidos, investigó un compuesto híbrido de fibra de carbono y polímero de alta conductividad térmica para en radiadores. El objetivo fue superar la baja conductividad térmica inherente a los compuestos de fibra de carbono. La metodología consistió en incorporar láminas de grafito pirolítico para mejorar la transferencia de calor. Los resultados mostraron que el compuesto híbrido tenía una conductividad térmica de 13 a 36 veces mayor que los compuestos de fibra de carbono convencionales. Este estudio es un antecedente directo para la tesis, ya que justifica la selección de materiales compuestos avanzados para superar las limitaciones térmicas.

Por su parte, los investigadores H. Ma, J. Jia, Y. Liu, X. Luo, C. Hou y G. Wang [49] de la East China Jiaotong University, China, realizaron un análisis de





fatiga en las estructuras de soldadura de intercambiadores de calor de gas natural licuado (GNL) en condiciones criogénicas. El objetivo principal fue evaluar la vida útil a la fatiga de estos componentes, un aspecto crítico para la seguridad y durabilidad. La metodología empleada fue un análisis de elementos finitos para simular las concentraciones de estrés en las juntas de soldadura. Los resultados revelaron una concentración de estrés máxima en la unión, y el estudio demostró la importancia de considerar el análisis estructural en el diseño criogénico. Este antecedente subraya la necesidad de un enfoque acoplado que considere tanto los aspectos térmicos como los estructurales (CFD-FEA), un elemento central de la presente tesis.

La optimización del diseño de componentes criogénicos es un área de investigación activa. K. Zhu et al. [50] del Institute of High Energy Physics de CAS, China, se dedicaron al diseño, optimización y pruebas experimentales de un intercambiador de calor de placas y aletas criogénico (2K). Su objetivo fue mejorar el rendimiento del intercambiador mediante un enfoque multifacético que incluyó un modelo de parámetros distribuidos y la validación experimental. El estudio demostró que la optimización asistida por modelos numéricos es factible y genera mejoras sustanciales en la eficiencia, proporcionando un punto de referencia para el diseño y prueba de componentes criogénicos.

Adentrándose en la dimensión de los compuestos avanzados, los investigadores Y. Li, Z. Zhang, S. Wu, Z. Zhao y H. Lei [14], de la Beijing Institute of Technology, China, se enfocaron en la conductividad térmica criogénica de los laminados de polímero reforzado con fibra de carbono. El objetivo fue caracterizar cómo las propiedades de estos materiales se





comportan a bajas temperaturas. Los principales hallazgos indicaron que la conductividad térmica del laminado disminuye con la temperatura. Este trabajo es primordial para esta investigación, ya que proporciona una base empírica para la selección y caracterización de los materiales en las simulaciones criogénicas, atendiendo a uno de los objetivos específicos.

Por último, el trabajo de Z. Chen et al. [51], publicado desde la Universidad de Tecnología de Zhejiang, China, se centró en la optimización del diseño de un intercambiador de calor para un sistema de recuperación de petróleo y gas. El estudio buscó mejorar la eficiencia del sistema mediante la optimización de los parámetros del intercambiador. A través de un enfoque de diseño optimizado, lograron una mejora significativa en el rendimiento. Aunque no se enfocó en condiciones criogénicas, este estudio valida la aplicación de metodologías de optimización para el diseño de intercambiadores de calor en contextos industriales.

En síntesis, la revisión de los antecedentes confirma un progreso constante en la modelación y simulación computacional de los ICC, la caracterización de materiales compuestos y la aplicación de aprendizaje profundo. No obstante, se ha identificado una clara brecha de conocimiento: la ausencia de una metodología unificada que integre de manera sinérgica la simulación acoplada (CFD-FEA) para el análisis termohidráulico y termomecánico, el uso de compuestos avanzados de alta conductividad térmica para condiciones criogénicas y la aplicación de modelos predictivos de aprendizaje profundo para acelerar el proceso de diseño y optimización. Por consiguiente, la presente tesis doctoral se inserta en este vacío, proponiendo un marco metodológico híbrido que aborda estas dimensiones de forma integrada para el diseño óptimo de los ICPA, lo cual





constituye una contribución original y sustancial al campo de la ciencia y la ingeniería.

Desarrollo.

Compuestos avanzados

Los materiales compuestos se definen como combinaciones macroscópicas de dos o más materiales constituyentes distintos, que mantienen su identidad química y que poseen una interfase discreta y reconocible que los separa [55]. La interacción entre estos constituyentes es de naturaleza física, permitiendo que actúen de manera sinérgica para mejorar las propiedades del conjunto [56]. Dado que el uso de los compuestos se centra a menudo en aplicaciones estructurales, la definición se restringe a aquellos materiales que contienen un refuerzo soportado por una fase continua, conocida como matriz [57]. En la composición de los compuestos (ver figura 6.4), la función primordial de la matriz es dar forma a la estructura y transmitir las cargas mecánicas al refuerzo. Por otra parte, el refuerzo es el componente principal encargado de proporcionar al compuesto la resistencia, rigidez y otras propiedades mecánicas superiores [58].



Figura Composición de los compuestos [58].





Los materiales compuestos, a diferencia de los materiales isotrópicos convencionales como el acero o el aluminio, permiten el diseño a medida de sus características, lo que da lugar a la creación de materiales anisotrópicos. Esta capacidad implica un cambio fundamental en la concepción y el diseño de estructuras, ofreciendo una libertad sin precedentes. Por lo tanto, los métodos de cálculo para materiales anisotrópicos difieren significativamente de aquellos empleados en la mecánica clásica de materiales isotrópicos, requiriendo un enfoque analítico especializado [59].

Estos materiales pueden ser categorizados de diversas maneras. Un método de clasificación fundamental se basa en la geometría y la forma de su refuerzo: Compuestos reforzados con partículas, Compuestos reforzados con fibra y Compuestos laminares [57]. Los compuestos suelen clasificarse según el tipo de matriz, ya que sus características difieren de manera radical [60].

Por último, las propiedades finales de los materiales compuestos son el resultado de la interacción sinérgica entre la matriz, que actúa como fase de soporte, y el refuerzo. Es conveniente señalar que las propiedades mecánicas fundamentales de los materiales compuestos son determinantes para establecer su idoneidad en una aplicación industrial específica. Estas propiedades caracterizan el comportamiento elástico e inelástico del material bajo la aplicación de una carga, lo cual es indicativo de su adaptabilidad para aplicaciones mecánicas. Las propiedades mecánicas principales son: Elasticidad, Plasticidad, Tenacidad, Fragilidad, Dureza, Fatiga, Maleabilidad, Ductilidad y Resistencia al impacto [55, 56].





Condensación criogénica

La condensación criogénica en intercambiadores de calor compactos, como los de placas y aletas, se establece como un proceso crítico en la separación de mezclas de gases para aplicaciones de temperaturas extremadamente bajas, especialmente en el contexto del procesamiento de gas natural. Dentro de este espectro, los desflectores criogénicos suelen optimizar la relación superficie / volumen y minimizar la carga térmica. El diámetro hidráulico reducido intensifica la transferencia, pero demanda un control preciso del espesor de película y de la velocidad de flujo para evitar inundación o bloqueo por formación de hielo o sólidos criogénicos. El fundamento termodinámico descansa en el equilibrio vapor-líquido a temperaturas muy bajas. Al enfriar la mezcla por debajo de la temperatura de rocío de la especie más volátil, esta se licua primero; luego, conforme continúa el enfriamiento, se cede calor latente de vaporización, favoreciendo la separación fraccionada de cada sustancia según sus presiones de vapor y entalpías de condensación [33, 61, 62].

La complejidad innata a estos sistemas radica en los fenómenos de flujo bifásico en contracorriente que ocurren en canales estrechos, los cuales son objeto de un análisis exhaustivo para garantizar la eficiencia y el rendimiento del equipo. Los estudios numéricos demuestran que el rendimiento, medido en el número de unidades de transferencia, puede expresarse como una función simple del estado del vapor de entrada, el caudal, la carga térmica y la geometría del canal. Un factor crítico en estos sistemas es el efecto de la tensión superficial, la cual puede causar que el líquido se acumule en las esquinas de los canales rectangulares y conducir a zonas de flujo seco.



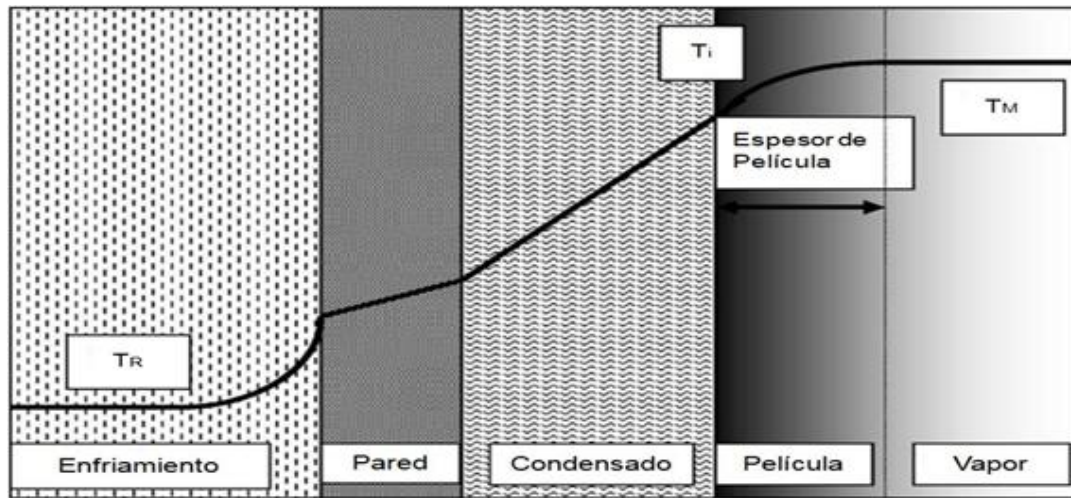


Figura Perfil de temperatura en mezcla de vapor incondensable [62].

Para modelar el intercambio de calor en geometrías compactas criogénicas, la teoría de película es ampliamente utilizada. Este enfoque introduce una capa laminar de condensado adyacente a la pared fría, donde el gradiente térmico radial conduce la transferencia de calor y masa (ver figura 6.5) [38].

Gas natural

El gas natural, una fuente de energía fósil comparable al carbón y al petróleo [63], se compone principalmente de los hidrocarburos más volátiles de la serie parafínica. Su constituyente mayoritario es el metano, acompañado de cantidades menores de etano, propano y butano, y trazas de compuestos más pesados. Además de los hidrocarburos, el gas natural puede contener proporciones variables de gases no hidrocarburos, tales como dióxido de carbono, sulfuro de hidrógeno, conocido como ácido sulfhídrico, nitrógeno, mercurio y vapor de agua, entre otros. Su origen en la naturaleza se da de diversas formas: puede encontrarse en yacimientos



de gas libre, o asociado a yacimientos de petróleo y condensado (porciones volátiles del petróleo) [64].

El gas natural, una vez extraído de los yacimientos, es transportado mediante una red de gasoductos hacia la unidad receptora de gas de alimentación y la unidad de estabilización de condensado. Este proceso inicial busca acondicionar el hidrocarburo antes de su tratamiento. Posteriormente, el gas es dirigido a la unidad de tratamiento, donde se eliminan impurezas y componentes no deseados. Después de esta etapa, el gas fluye hacia una unidad de recuperación de líquidos del gas natural (LGN) [65], cuyo objetivo es la separación de componentes valiosos como etano, propano, butano, pentano, gasolina natural y más pesados [66]. En la siguiente figura se muestran los componentes del gas natural y sus principales productos [67].

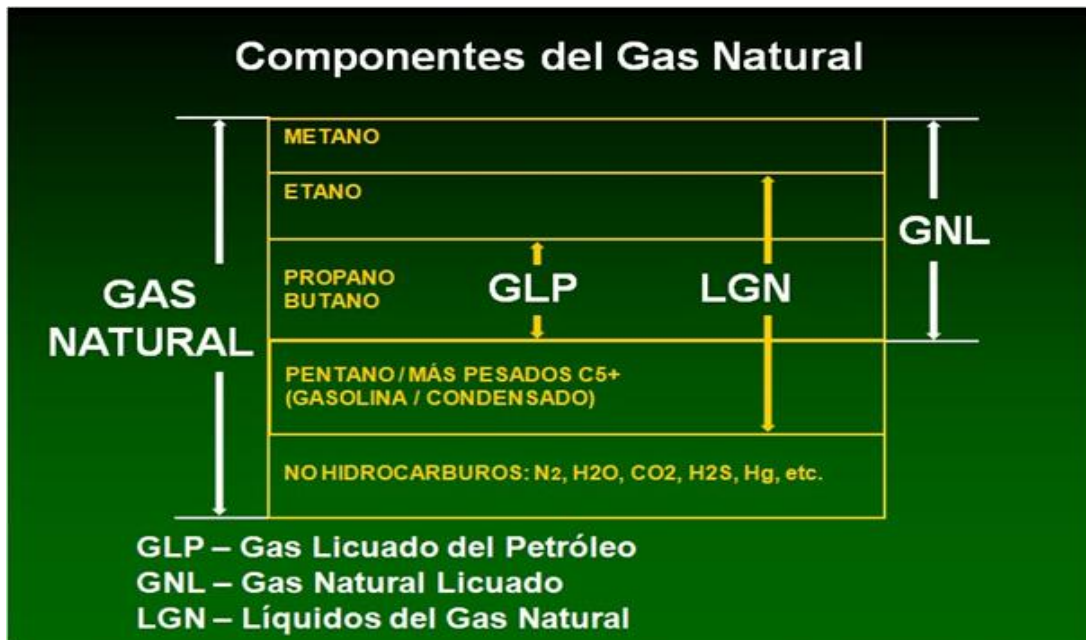


Figura Principales componentes del gas natural y sus productos [2].





Cabe considerar, que la separación de los líquidos del gas natural es uno de los procesos más importantes en esta industria y se lleva a cabo en una unidad de fraccionamiento compuesta por columnas de destilación. Inicialmente, se emplea una destilación criogénica para separar el metano. Posteriormente, los componentes de etano, propano, butanos y más pesados se separan secuencialmente mediante varias columnas de destilación [68].

Los productos de este fraccionamiento son una mezcla de fases gas y líquido. El metano se obtiene por ebullición a partir de la mezcla líquida enfriada. El calor necesario para este proceso es suministrado por intercambiadores de calor que forman parte integral del proceso criogénico. El líquido restante, compuesto por una mezcla de hidrocarburos más pesados, constituye el otro producto del fraccionamiento [69].

En los procesos de separación que se aplican en la industria de gas natural, los métodos criogénicos son los más desarrollados para la recuperación de LGN, incorporando unidades de eliminación de mercurio para evitar corrosión severa en los ICESA que son críticos en la sección criogénica. En la figura 6.7, se ilustra un sistema típico de desmetanización empleado para la recuperación de LGN. Este sistema se caracteriza por la interacción compleja entre su columna de destilación y otros componentes, tales como: turboexpansor, separador flash, intercambiador multicorriente, rehervidor de fondo y condensador o intercambiador de reflujo [70, 71].



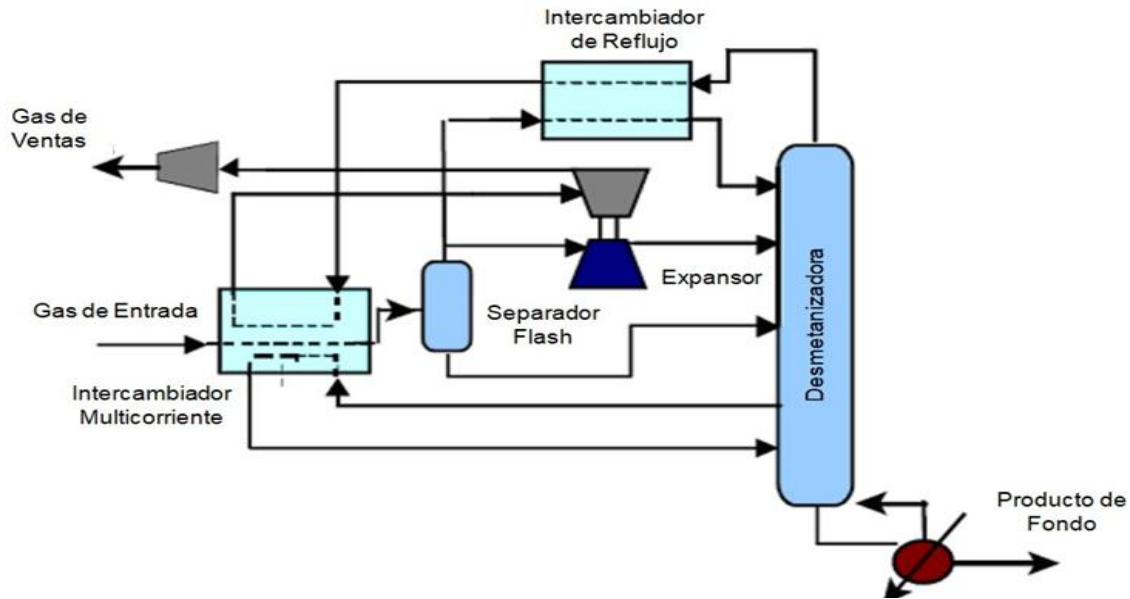


Figura Sistema de desmetanización para recuperación de LGN [71].

Modelado y simulación computacional

Un modelo de un sistema se define como una representación conceptual o matemática que permite la experimentación por computadora, con el objetivo de inferir comportamientos y responder a interrogantes sobre el sistema físico sin interactuar directamente con este. Esta simplificación inherente al modelado hace posible ejecutar experimentos controlados y de menor complejidad sobre la representación, en lugar de hacerlo sobre la realidad, que a menudo es inmanejable o inaccesible. Por lo tanto, el modelo se conceptualiza como un sistema simplificado análogo cuyas propiedades esenciales reflejan las del sistema real bajo estudio. En su forma más elemental, un modelo puede ser una abstracción informacional diseñada específicamente para la formulación de inferencias.

Con relación al concepto de simulación, este se define como un experimento controlado y ejecutado sobre un modelo. Esta definición de



simulación no se restringe necesariamente a representaciones matemáticas o computacionales. Es esencial reconocer la distinción conceptual entre el modelo de un sistema y la descripción del experimento que se realiza sobre él. Cuando el modelo matemático se implementa en un formato ejecutable, las simulaciones se llevan a cabo mediante experimentos numéricos.

En casos no numéricos, se realizan a través de experimentos computados. Esta aproximación ofrece un método seguro y flexible para la experimentación, con la ventaja de que la mayoría de las variables del modelo son tanto observables como controlables. No obstante, el valor y la fiabilidad de los resultados de la simulación dependen por completo de la fidelidad con la que el modelo representa al sistema real, en relación con los objetivos específicos de la investigación [45].

Uno de los componentes más importantes en esta disciplina, es la dinámica de fluidos computacional, la cual emplea métodos numéricos y algoritmos para resolver y analizar problemas complejos relacionados con el flujo de fluidos, abarcando tanto líquidos como gases. Este campo permite el uso de soluciones detalladas de las ecuaciones de Navier-Stokes como un sustituto riguroso de la investigación experimental en el estudio de flujos complejos [72]. Estas ecuaciones gobiernan el comportamiento de un fluido Newtoniano. Generalmente se entienden como el conjunto de ecuaciones de la cantidad de movimiento y la ecuación de continuidad. La ecuación de la cantidad de movimiento, en notación vectorial, se expresa como:

$$\rho \frac{D\vec{u}}{Dt} = \rho \left\{ \frac{\partial \vec{u}}{\partial t} + (\vec{u} * \nabla) \vec{u} \right\} = -\nabla p + \mu \nabla^2 \vec{u} \quad (21)$$





Donde D/Dt es la derivada material o total. Esta derivada se descompone en la aceleración local, que representa la variación de la velocidad en un punto fijo del espacio, y en la aceleración convectiva, asociada a la variación de la velocidad cuando se desplaza el punto μ (Pa·s) es la viscosidad dinámica, ρ (kg/m³) la densidad, u (m/s) es el vector velocidad y p (Pa) la presión. Los términos en la ecuación 21 son todos lineales con excepción de la aceleración convectiva [73].

En el contexto del diseño y optimización de intercambiadores de calor, la CFD permite visualizar el movimiento e interacción de los fluidos, predecir el rendimiento del sistema, identificar posibles deficiencias y proponer mejoras en el diseño con una precisión y confianza superiores. En una simulación CFD, la región de interés se discretiza en un gran número de volúmenes o celdas discretas. Sus ecuaciones fundamentales se resuelven numéricamente para cada una de estas celdas, generando una descripción detallada del patrón de flujo del fluido dentro del sistema.

Esto permite simular los patrones y comportamientos de flujo de fluidos dentro de un intercambiador de calor, revelando aspectos críticos como áreas de turbulencia, zonas muertas y flujos no uniformes. A pesar de sus innegables ventajas, es importante reconocer que las simulaciones de CFD demandan programas especializados y una considerable experiencia, lo que puede implicar un costo significativo. Los códigos CFD modernos ofrecen un análisis completo que se estructura en tres pasos esenciales, tal como se visualiza a continuación en la figura 6.8 [74, 75]:



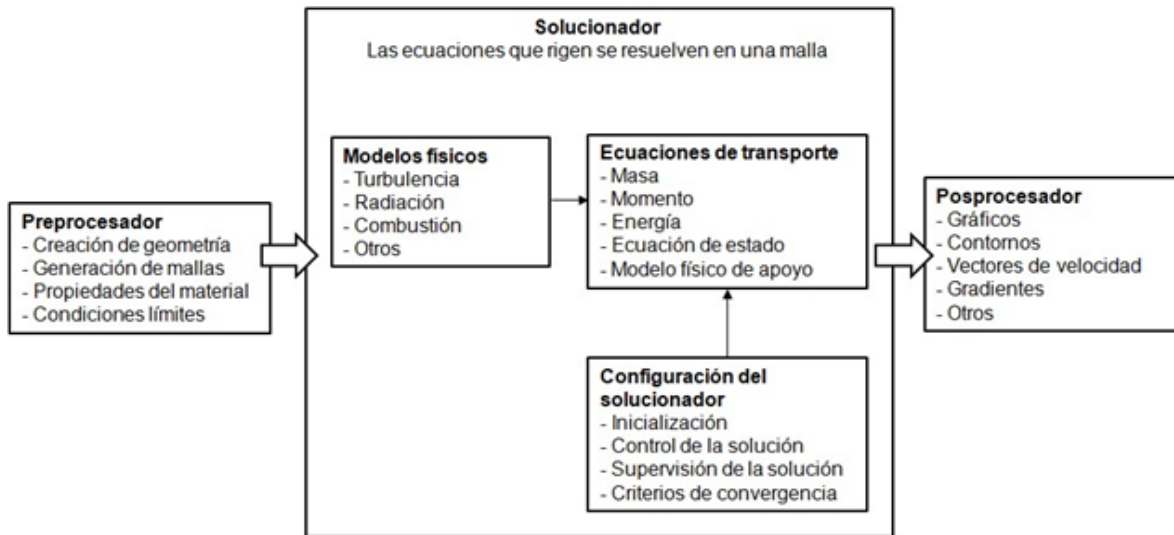


Figura Flujo de trabajo general y elementos en el enfoque CFD [75].

En lo que respecta a la optimización del diseño en ingeniería, es un aspecto significativo donde se utilizan intensamente las herramientas de simulación. Este proceso implica el uso de técnicas computacionales avanzadas, como el Análisis por Elementos Finitos (FEA), para analizar y mejorar la integridad estructural de los diseños bajo una multitud de condiciones.

Esta metodología permite a los ingenieros iterar y refinar sus diseños rápidamente sin la necesidad de prototipos físicos que consumen tiempo y son costosos. El enfoque de FEA divide un problema grande y complejo en una colección de elementos más pequeños y simples que modelan colectivamente el comportamiento del sistema. Este análisis puede identificar puntos débiles en el diseño, predecir modos de fallo y sugerir mejoras necesarias [20].

Dentro de este orden de ideas, el acoplado CFD-FEA se presenta como una herramienta robusta de análisis, el cual se sustenta en la interacción fluido-



estructura (FSI), fenómeno donde el flujo de un medio ejerce fuerzas dinámicas sobre un sólido y, a su vez, la deformación de ese sólido altera el campo fluido. Esta retroalimentación bidireccional exige integrar simultáneamente las ecuaciones de Navier-Stokes para el fluido y las ecuaciones del equilibrio estructural para el sólido, garantizando que las condiciones de contorno en la interfaz se satisfagan de forma continua y consistente. La modelación matemática parte de formular dos sub-problemas acoplados: Ecuación de conservación de masa, momento y energía para el fluido, y Ecuación de equilibrio de tensiones y deformaciones para la estructura. En cuanto a los modos de acoplamiento, estos se distinguen por:

1. Unidireccional (one-way FSI), donde el flujo informa cargas al sólido sin retroalimentación inversa, adecuado para deformaciones pequeñas y cargas de segundo orden.
2. Bidireccional (two-way FSI), itera entre el solver CFD y el solver FEA hasta alcanzar equilibrio de interfaz en cada paso temporal, imprescindible ante grandes deformaciones o flujos sensibles a la geometría cambiante [76].

A menudo, las limitaciones en la capacidad computacional o una representación inadecuada del modelo matemático resultan en soluciones aproximadas para problemas de flujo de fluidos. Estas se basan en los siguientes elementos: Campo de flujo discretizado, Ecuaciones de movimiento discretizadas, Ecuaciones diferenciales o integrales (ver figura 6.9) [20, 72].



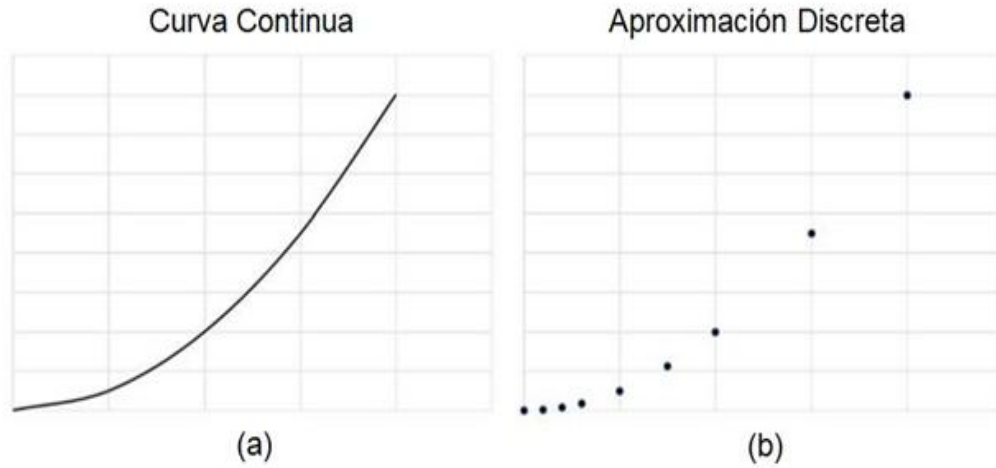


Figura (a) Función de valor continuo y (b) aproximación discreta de una función [75].

Tanto en los flujos estacionarios como no estacionarios se debe proceder a la discretización espacial para obtener la solución numérica. Los principales métodos de discretización espacial están asociados a las diferentes formulaciones del problema matemático: forma diferencial, integral o débil.

El método de diferencias finitas constituye uno de los enfoques pioneros para la resolución de ecuaciones diferenciales parciales. En esta técnica, el dominio computacional se discretiza mediante una malla estructurada. Aquí, las variables de campo desconocidas se definen en los nodos, que se ubican en el centro de cada celda o en los puntos de intersección de la malla. Por otro lado, el método de los elementos finitos es una técnica numérica versátil y adoptada para la aproximación de soluciones de ecuaciones diferenciales parciales.

La metodología implica la subdivisión del dominio computacional en un conjunto de elementos finitos discretos, conectados por nodos en sus





vértices. Asimismo, el método de volúmenes finitos es una técnica robusta y utilizada para la resolución de las ecuaciones de Euler y Navier-Stokes. Este método comienza con la discretización del dominio computacional en un conjunto de volúmenes de control o elementos finitos [47]. En general, las posiciones discretas en las variables están definidas por la malla numérica que se divide en un número finito de subdominios y se clasifican en:

Las mallas estructuradas se definen como conjuntos de nodos o volúmenes de control que pueden ser identificados de forma única a través de un sistema de índices ordenados, como $(ic\ j)$ en dos dimensiones o $(ic\ jc\ k)$ en tres dimensiones. Esta configuración, que representa el tipo de malla más simple, es equivalente a una malla cartesiana mediante una transformación de coordenadas adecuada. Cada nodo de la malla, denotado como $P\ (ic\ jc\ k)$, posee exactamente seis vecinos en 3D (o cuatro en 2D), a los que se accede variando los índices en ± 1 . Estas se subdividen en función de la deformación que se les aplica a partir de una malla cartesiana: Tipo O, Tipo C y Tipo H.

Para la simulación de geometrías complejas, el uso de mallas noestructuradas ofrece una flexibilidad superior, ya que pueden adaptarse de forma arbitraria a la topología del dominio. Aunque este tipo de mallas es compatible con diversos esquemas de discretización espacial, son los métodos de volúmenes finitos y elementos finitos los que mejor aprovechan su capacidad. Los elementos o volúmenes de control en mallas noestructuradas no tienen restricciones en cuanto a su forma, al número de elementos vecinos o a la conectividad nodal [77].





Independientemente del método numérico empleado para resolver las ecuaciones de gobierno, es imprescindible la correcta especificación de las condiciones iniciales y de contorno. Las condiciones iniciales determinan el estado del campo de variables en el instante inicial de un esquema de integración temporal. Es un principio de optimización que una condición inicial más cercana a la solución final del problema reduce significativamente el tiempo de convergencia. Además, una selección apropiada de las condiciones iniciales minimiza el riesgo de inestabilidad numérica, lo que facilita la convergencia de la solución. Dado que una simulación numérica se resuelve el problema en un dominio computacional finito, se genera un contorno artificial donde los valores de las variables de flujo deben ser especificados. Este proceso se realiza a través de lo que se conoce como condiciones de contorno y se pueden clasificar en: Flujo libre y Pared [78].

Aprendizaje profundo

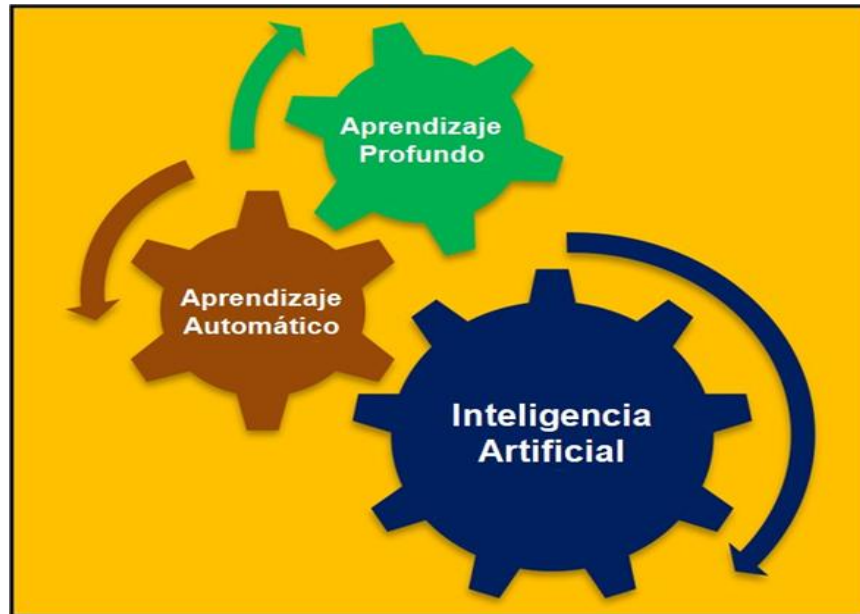


Figura Esquemáticos de inteligencia artificial, aprendizaje automático y aprendizaje profundo [79].





El aprendizaje profundo (AP) o deep learning, un campo emergente dentro del aprendizaje automático (AA) o machine learning, se fundamenta en la arquitectura de redes neuronales artificiales (RNA) con múltiples capas ocultas. Uno de los avances más significativos que el aprendizaje profundo ha aportado con respecto a las técnicas de AA tradicionales es su capacidad para realizar una extracción automática y jerárquica de características de los datos de entrada.

Además, las redes profundas en AP pueden integrar una capa clasificadora, lo que permite generar la salida del proceso completo de la red neuronal. En síntesis, el AP es una técnica fundamental para la implementación del aprendizaje automático, y ha sido el motor de numerosas aplicaciones prácticas en este campo, extendiéndose así al dominio general de la IA, como se evidencia en la figura 6.10 [79, 80].

Hoy en día, la capacidad de llevar a cabo investigaciones en AP se ha simplificado a conocimientos básicos de scripting en Python. Esta accesibilidad fue impulsada, fundamentalmente, por el desarrollo de frameworks de manipulación de tensores simbólicos.

Estos entornos integraron la diferenciación automática, simplificando drásticamente la implementación de modelos complejos. Este avance culminó con el surgimiento de bibliotecas de alto nivel y fácil manejo como Keras que ofrece una interfaz intuitiva y modular. Tras su lanzamiento a principios de la década pasada, se consolidó rápidamente como la solución preferente para una nueva generación de startups, estudiantes e investigadores [81].





La inteligencia artificial, el aprendizaje automático y el aprendizaje profundo son términos ampliamente utilizados en la actualidad. Su interrelación puede apreciarse en el lado izquierdo de la figura 6.11, donde la IA abarca los campos más amplios, el AA se sitúa como un subcampo de la IA, y el AP, a su vez, es un subcampo del AA. La IA se ocupa fundamentalmente del manejo y análisis de datos. Los distintos niveles de complejidad de los modelos dentro de estos campos requieren diferentes volúmenes de datos. Específicamente, el AP, que emplea redes neuronales con numerosas capas, demanda la mayor cantidad de datos, mientras que el AA requiere menos, como se ilustra en el lado derecho de la figura 6.11 [82].

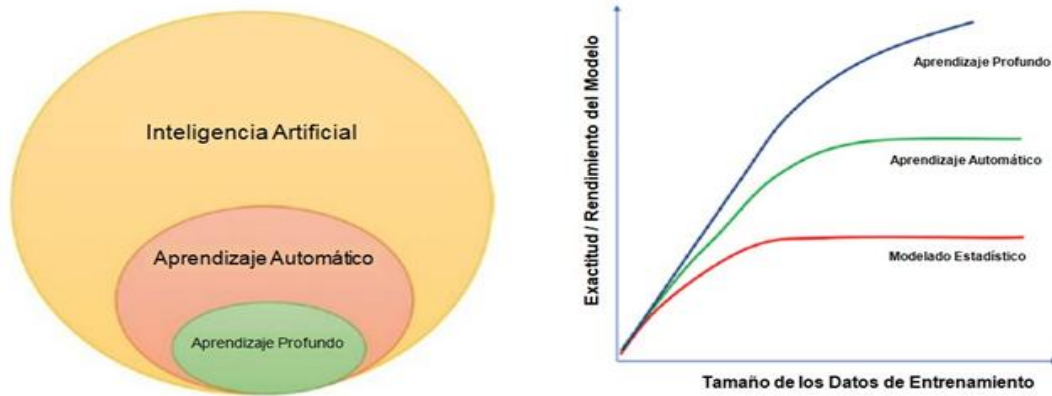


Figura Interrelación con inteligencia artificial y demanda de datos de aprendizaje automático y aprendizaje profundo [82].

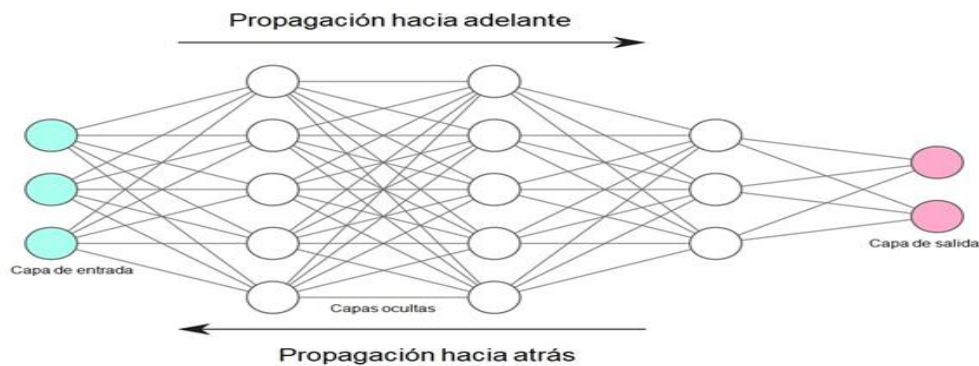


Figura Arquitectura de RNA típica [33].





Para entender la naturaleza de representación distribuida en su composición de capas, en la figura 6.12 se ilustra la arquitectura más común de una RNA, el Perceptrón Multicapa (MLP), en este caso de cuatro capas, con una capa de entrada de 3 nodos (en verde claro), 3 capas ocultas de 55-3 nodos, respectivamente (en blanco), y una capa de salida de 2 nodos (en rosado).

La figura detalla la estructura elemental de un nodo. Cada capa l está compuesta por nodos básicos apilados. Cada nodo calcula su salida mediante una relación lineal ponderada de sus entradas, la cual es luego transformada por una función de activación no lineal y monótonamente creciente, σ . La salida alm del nodo i en la capa l se expresa como en la ecuación 22: $alm = \sigma zlm = \sigma \sum_j w_{ljm}x_{l-1jm} + b_{lm}$, donde w_{ljm} y b_{lm} representan los pesos y el sesgo de la relación lineal, respectivamente. El índice j se refiere a cada nodo en la capa precedente $l - 1$, cuyo número total de nodos puede diferir del de la capa l .

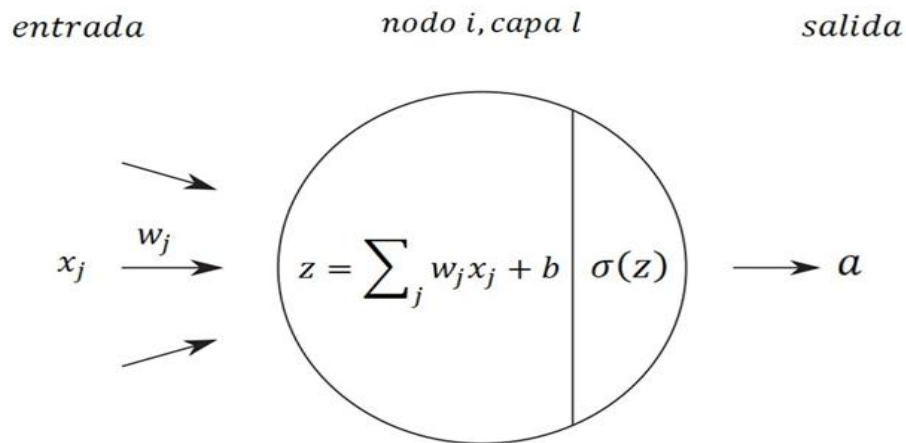


Figura Estructura de un nodo i de una capa oculta l de una RNA [33].

En el proceso de entrenamiento, obtener la salida de un nodo alm , desde la capa de entrada a través de todas las capas ocultas, se denomina





propagación hacia adelante. Esta predicción se compara con el vector de datos de salida etiquetados y conocido, considerado como el valor verdadero. El error entre la predicción y el valor verdadero se cuantifica mediante una función de pérdida un algoritmo de minimización.

Si bien existen diversos algoritmos de optimización y funciones de pérdida, el Raíz del Error Cuadrático Medio y el procedimiento de actualización basado en el descenso por gradiente son históricamente el estándar [33]. Ahora, en lo que concierne a los tipos y complejidad de los modelos de aprendizaje profundo, entre ellos pueden encontrar: Multi Layer Perceptron, Redes Neuronales Convucionales, Redes Neuronales Recurrentes y Transformadores.

La arquitectura del Perceptrón Multicapa Superficial (MLP), se caracteriza por poseer una estructura de a los menos tres niveles de neuronas (ver figura 6.12). Estos niveles se organizan de forma secuencial: un nivel de entrada, una o varias capas ocultas y un nivel de salida. Esta disposición jerárquica le confiere la capacidad de modelar relaciones no lineales de gran complejidad. En el contexto de las redes neuronales artificiales, el término conectividad se refiere al patrón de interconexión entre las neuronas de capas adyacentes [80]. La Red Neuronal Convolutiva (CNN), es una arquitectura de red neuronal artificial de alimentación hacia adelante que se destaca por su excepcional capacidad de generalización en la extracción de características de datos espaciales. A diferencia de las redes con capas densamente conectadas, las CNNs están específicamente diseñadas para aprender representaciones jerárquicas y altamente abstractas, lo que les permite identificar objetos de manera más eficiente [83].





Por otro lado, una Red Neuronal Recurrente (RNN) est  dise ada para procesar datos secuenciales manteniendo un estado oculto que captura informaci n sobre entradas anteriores. La arquitectura b sica consiste en una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida. A diferencia de las redes neuronales feedforward, las RNNs tienen conexiones recurrentes, lo que permite que la informaci n circule dentro de las redes [84]. Con respecto a los modelos transformadores, estos se representan en una arquitectura de red neuronal dise ada para capturar y analizar las relaciones contextuales entre los componentes de una secuencia. Su funcionamiento se basa en un mecanismo de auto-atenci n, que les permite ponderar la importancia de cada elemento de la secuencia en relaci n con los dem s, capturando as  dependencias globales entre la entrada y la salida sin necesidad de procesar los datos de forma recurrente o secuencial [85].

Discusi n

La metodolog a propuesta se concibe como un proceso iterativo de tres fases que busca superar las limitaciones de tiempo y costo del dise o ingenieril tradicional, tal como fueron identificadas mediante una Revisi n Sistem tica de la Literatura (RSL) previa. La RSL concluy  que, si bien la Simulaci n Computacional (CFD) ofrece alta fidelidad, su integraci n con la optimizaci n del dise o en el vasto espacio geom trico y material de los compuestos avanzados es computacionalmente prohibitiva en el contexto criog nico.

Fase I: Generaci n de Datos de Alta Fidelidad y Caracterizaci n: Esta fase se centra en la producci n de un conjunto de datos robusto y preciso necesario para entrenar el modelo de Aprendizaje Profundo.





1. **Definición del Espacio de Diseño:** Se delimitan los rangos de variables geométricas clave del intercambiador de placas y aletas (PFHE), como la altura, el paso, el grosor de las aletas y el tipo de compuesto avanzado (variaciones en conductividad térmica, densidad).
2. **Simulación Computacional (CFD):** Se ejecuta un conjunto seleccionado y estratégico de simulaciones de CFD de alta fidelidad. Estas simulaciones modelan el proceso de condensación criogénica del gas natural (GNL), capturando fenómenos bifásicos complejos, transferencia de calor a bajas temperaturas y la dinámica de fluidos detallada a través de las aletas. Cada simulación representa un "punto de diseño" único.
3. **Extracción de Métricas de Rendimiento:** Se extraen sistemáticamente los resultados clave de cada simulación de CFD, incluyendo la eficiencia global de transferencia de calor (UA), la caída de presión (ΔP) y la temperatura de salida del fluido criogénico. Estos resultados, junto con los parámetros de entrada del diseño, forman el dataset inicial.

Fase II: Desarrollo y Validación del Modelo Sustituto: Esta fase aborda el núcleo de la metodología híbrida: entrenar una red neuronal profunda para actuar como un sustituto matemático de las lentas simulaciones de CFD.

1. **Selección de la Arquitectura de Aprendizaje Profundo:** Se elige una arquitectura adecuada, típicamente una Red Neuronal Artificial (ANN) o una Red Neuronal Convolutiva (CNN) si se procesan imágenes de las mallas, que sea capaz de mapear las complejas





relaciones no lineales entre las variables geométricas/materiales de entrada y las métricas de rendimiento de salida.

2. Entrenamiento del Modelo: El dataset generado por CFD se divide en conjuntos de entrenamiento, validación y prueba. Se entrena el modelo de Deep Learning, ajustando los hiperparámetros para minimizar el error de predicción respecto a los resultados de CFD.
3. Validación Rigurosa: La precisión del Modelo Sustituto (Surrogado) se valida con el conjunto de prueba no visto previamente. Se considera que el modelo es exitoso si su error de predicción (e.g., Error Cuadrático Medio, R2) está dentro de un margen aceptable (generalmente $\leq 5\%$) respecto a los resultados de CFD, asegurando que puede reemplazar las simulaciones costosas de forma fiable.

Fase III: Optimización Asistida por el Modelo Híbrido: La fase final utiliza el modelo sustituto rápido para impulsar un algoritmo de optimización, permitiendo una exploración de diseño sin precedentes.

1. Integración del Algoritmo de Optimización: El modelo sustituto validado se acopla a un Algoritmo Genético (AG) o un Algoritmo de Optimización por Enjambre de Partículas (PSO). La función objetivo de la optimización puede ser multiobjetivo, buscando, por ejemplo, maximizar la eficiencia de transferencia de calor (UA) mientras se minimiza la caída de presión (ΔP) y el costo del material compuesto.
2. Exploración Rápida del Espacio de Diseño: El algoritmo utiliza el modelo sustituto para evaluar miles de nuevas configuraciones de diseño en cuestión de segundos, algo que la CFD tardaría meses en



lograr. Esto permite identificar la frontera de Pareto de soluciones óptimas.

3. Verificación Final del Diseño Óptimo: Una vez que el algoritmo de optimización converge en las configuraciones de diseño óptimo (los puntos de la frontera de Pareto), se realiza una simulación final de CFD de alta fidelidad únicamente para estos diseños selectos. Esta verificación garantiza que el diseño óptimo propuesto por la metodología híbrida es preciso y viable para la fabricación con compuestos avanzados en aplicaciones de condensación criogénica de GNL.

Resultados

Intercambiadores de calor de placas y aletas

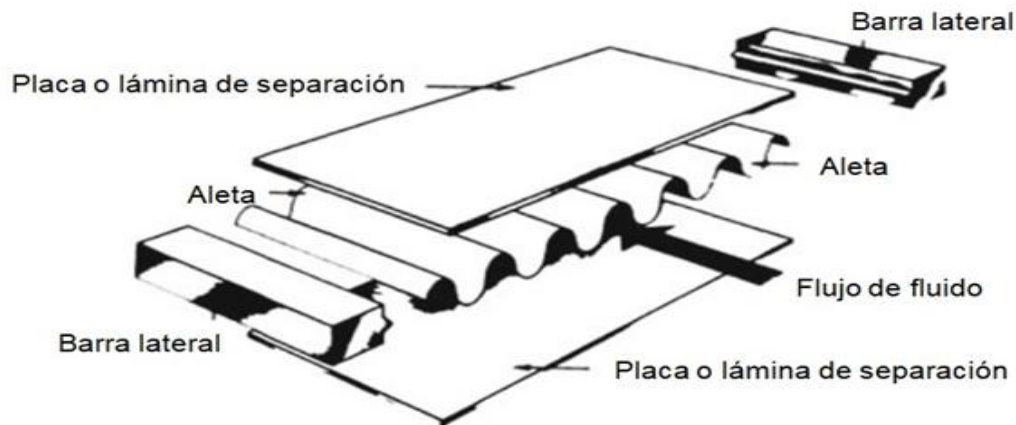


Figura Elementos de un intercambiador de calor de placa-aleta [52].

Los ICPA representan una categoría fundamental de intercambiadores de calor compactos, caracterizados por su excepcional eficiencia en la transferencia de calor y su diseño compacto (ver figura 6.1), estos dispositivos se componen de un conjunto de placas planas que separan



aletas internas, las cuales pueden presentar configuraciones de rejilla o corrugadas [5].

Estos equipos de intercambio de calor destacan como una de las configuraciones más prometedoras debido a su excepcional efectividad, superando a otras tipologías de intercambiadores de calor. No obstante, el proceso de diseño de estos dispositivos presenta una complejidad inherente, derivada principalmente de la geometría de sus colectores y distribuidores. Asimismo, el núcleo puede ser más de uno y puede reorganizarse fácilmente de manera adecuada. Esto permite al intercambiador de calor de aletas de placa controlarlo en disposiciones de flujo como: flujo cruzado, flujo contracorriente, flujo cruzado-contracorriente o flujo concurrente [18].

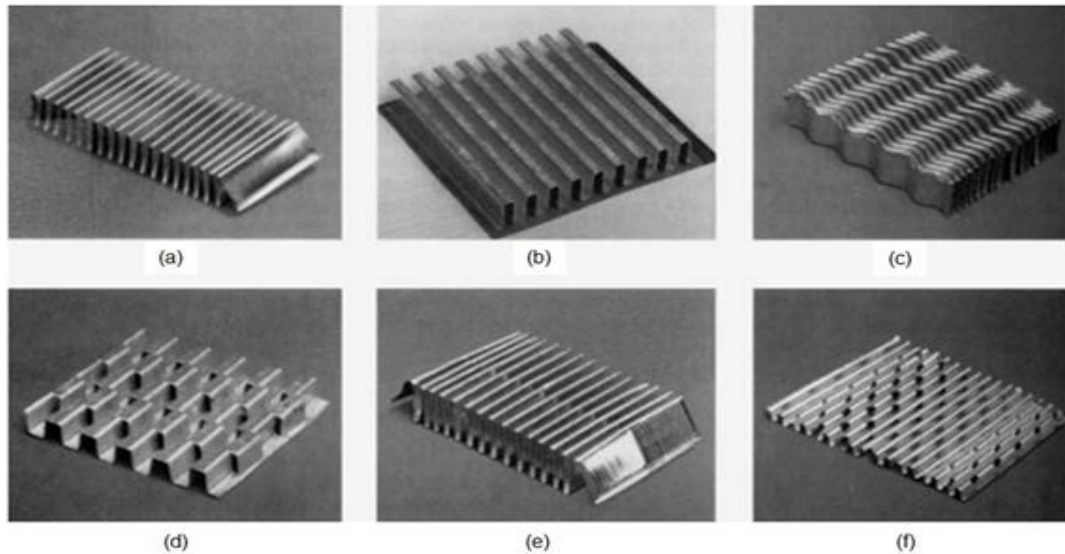


Figura Geometrías de aletas corrugadas para ICPA: (a) aleta triangular lisa; (b) aleta rectangular lisa; (c) aleta ondulada; (d) aleta de lámina desplazada; (e) aleta multipersiana; (f) aleta perforada [52].

En relación con este tema, el funcionamiento de los ICPA se basa en el flujo de las corrientes de fluido a través de los pasajes creados por las





corrugaciones entre las láminas de separación. Estas corrugaciones cumplen una doble función crítica: actúan como superficies secundarias de transferencia de calor, incrementando el área de intercambio térmico, y proporcionando un soporte mecánico para resistir las presiones internas entre las capas.

Sin embargo, mediante el uso de aletas discontinuas en la dirección del flujo, las capas límite pueden interrumpirse y resultar en coeficientes de transferencia de calor más altos y una mayor caída de presión. Existen diferentes tipos de aletas corrugadas que se utilizan en estos equipos y pueden verse en la figura 6.2 [15]. Desde una perspectiva más general, con respecto a los principios de transmisión térmica desde las aletas en los ICPA, se tiene que la razón de la transferencia de calor desde una superficie que está a una temperatura T_S hacia el medio circundante que está a T_∞ se expresa por la ley de Newton del enfriamiento como:

$$Q_{conv} = hA (T_S - T_\infty) \quad (1)$$

Donde AS es el área superficial de transferencia de calor y h es el coeficiente de transferencia de calor por convección. Cuando las temperaturas T_S y T_∞ se fijan por consideraciones de diseño, como con frecuencia es el caso, existen dos maneras de incrementar la razón transferencia de calor: aumentar el coeficiente de transferencia de calor por convección, h , o aumentar el área superficial AS . La alternativa es aumentar el área superficial al agregar las aletas como superficies extendidas, hechas de materiales intensamente conductores como el





aluminio. Estas mejoran la transferencia de calor desde una superficie al exponer un área más grande a la convección y la radiación [53].

Los ICPA se han fabricado predominantemente en base de aleaciones de aluminio, utilizados ampliamente en aplicaciones de procesos criogénicos que incluyen convección bifásica multicomponente, como en la condensación de vapores mixtos de hidrocarburos Su geometría se caracteriza por sus pequeños canales de flujo, lo que implica que la velocidad de la masa debe ser pequeña para evitar caídas de presión excesivas. Esta restricción conlleva una susceptibilidad al ensuciamiento dentro de los canales limitando su aplicación a fluidos limpios. Esta configuración permite alcanzar un rendimiento óptimo, incorporando cabezales a la entrada para una distribución homogénea del flujo entre las múltiples placas. Asimismo, se requiere un diseño cuidadoso de los controles para arranque y las oscilaciones del flujo que podrían ser un problema [52, 54].

Por estas razones, el diseño de un nuevo ICPA se concibe como una actividad fundamental en ingeniería, cuyo propósito se sustenta en la aplicación de una metodología específica y bien definida que constituye especificaciones de estructura, dimensiones, rendimiento y características críticas para su posterior fabricación y utilización. En la fase inicial, se definen los requisitos y el objetivo principal del diseño. Una vez formulado el problema con claridad, se conduce a la realización de actividades detalladas como el dimensionamiento, la estimación de costos y la optimización, culminando en la propuesta de una solución de diseño. En este marco de actividades, las principales consideraciones de diseño incluyen:





- **Especificaciones de proceso y diseño**

Estas deben englobar toda la información necesaria para concebir y optimizar un intercambiador para una aplicación específica, incluyendo:

Condiciones de operación, Tipo de intercambiador y arreglo del flujo, Materiales, Consideraciones de diseño, manufactura y operación. La base de diseño exige la especificación detallada de las condiciones operativas y el entorno circundante en el que funcionará el intercambiador de calor. Estas incluyen una serie de parámetros vitales: Caudales máxicos de fluido, Temperaturas y presiones de entrada, Servicio térmico requerido, Caídas de presión máxicas permitidas, Fluctuaciones, Características de los fluidos y del entorno. Asimismo, se puede proporcionar información adicional sobre las limitaciones de diseño como el tamaño, el peso, el costo, los materiales, y tipos alternativos de intercambiadores de calor y arreglos de flujo [52].

- **Diseño térmico e hidráulico**

Los procedimientos de diseño térmico e hidráulico de intercambiadores de calor compactos son fundamentales para la calificación y el dimensionamiento del intercambiador. La selección de la superficie busca incrementar el coeficiente de transferencia de calor o aumentar la superficie de intercambio para potenciar el rendimiento. Desde una perspectiva de cálculo, el diseño de intercambiadores de calor se orienta a determinar la superficie de transferencia requerida para una tasa de calor específica, o bien, a predecir la tasa de transferencia para un área de superficie dada. La teoría subyacente de los intercambiadores de calor culmina en la siguiente ecuación elemental de diseño:





$$Q = UA\Delta T_m \quad (2)$$

Donde A es el área total de transferencia de calor del lado caliente o frío, U es el coeficiente de transferencia de calor global promedio basado en esa área y ΔT_m es una función de las diferencias de temperatura terminal entre los fluidos. La ecuación 2 refleja un fenómeno de transferencia de calor por convección-conducción en un intercambiador de calor de dos fluidos.

Desde el punto de vista del análisis cuantitativo, hay una serie de problemas de diseño termohidráulico de intercambiadores de calor. Esto implica un análisis complejo de la transferencia de calor y la pérdida de presión o del tamaño del intercambiador. Sin embargo, con las capacidades informáticas modernas, la mayoría de los métodos de diseño termodinámico y la iteración de procesos para encontrar la ganancia más eficiente y la optimización se realizan a través de la CFD y los insumos para estos análisis se resumen de la siguiente manera, dependiendo del tipo de intercambiadores [5, 15, 52]: o Métodos básicos de diseño termohidráulico:

El cálculo de la efectividad térmica en intercambiadores de calor se aborda a través de diversas metodologías, incluyendo ϵ -NTU, P-NTU, LMTD (Diferencia de Temperatura Media Logarítmica) y ϕ -P. Aunque la elección del método se ajusta al tipo de intercambiador y las condiciones de diseño, el método ϵ -NTU es particularmente relevante y se utiliza preferentemente para el diseño de intercambiadores de calor compactos. Es fundamental reconocer que, si bien existen distintos enfoques, todos los métodos, convergen en resultados idénticos siempre que se respeten las tolerancias de convergencia especificadas. Específicamente, el método ϵ -NTU se expresa como:





$$q = \varepsilon C_{min} (T_{c,m} - T_{f,c,m}) = \varepsilon C_{min} \Delta T_{min} \quad (3)$$

Donde ε es la efectividad del intercambiador, C_{min} es la mínima tasa de capacidad térmica mC_p , $T_{c,m}$ y $T_{f,c,m}$ son las temperaturas de entrada de los fluidos caliente y frío, respectivamente. La efectividad es un número adimensional y en general, depende de tres parámetros adimensionales NT , C^* y el arreglo del flujo. Donde C^* es la razón de tasa de la capacidad térmica entre la mínima y máxima para dos flujos de fluidos, siendo $C^* \leq 1$.

$$C^* = \frac{C_{min}}{C_{max}} = \frac{(mC_p)_{min}}{(mC_p)_{max}} \quad (4)$$

Aquí, C se refiere al producto de la masa y el calor específico del fluido, y los subíndices min y max se refieren a los lados C_{min} y C_{max} , respectivamente. Por otra parte, el Número de Unidades de Transferencia (NTU) se define como la relación entre la conductancia total y la tasa de capacidad calorífica más baja [54].

$$NTU = \frac{UA}{C_{min}} = \int \frac{U}{C_{min}} dA \quad (5)$$

○ **Propiedades termofísicas**

El diseño térmico e hidráulico de intercambiadores de calor requiere un conocimiento preciso de las propiedades termofísicas de los fluidos





involucrados y del material de pared. Estas propiedades son fundamentales para los análisis de caída de presión y transferencia de calor. Las propiedades críticas de los fluidos son: Viscosidad dinámica (μ), Densidad (ρ), Calor específico a presión constante (C_p), Conductividad térmica (κ) y Tensión superficial (σ). Para la pared de conducción, las propiedades termofísicas necesarias son la conductividad térmica (κ_{PmPPP}) y el calor específico (C_{pPmPPP}) del material. La conductividad térmica de la pared es un factor determinante en la resistencia total a la transferencia de calor, mientras que el calor específico es relevante en análisis transitorios [5, 52].

○ **Propiedades geométricas superficiales**

Para el análisis de la transferencia de calor y la caída de presión en un intercambiador de calor compacto de dos fluidos, es imprescindible definir con precisión varias propiedades geométricas clave de la superficie en cada uno de sus lados. Estas propiedades son fundamentales para los cálculos termodinámicos y fluidodinámicos: Área de transferencia de calor total (A), Área frontal del núcleo (A_fP), Área mínima de flujo libre (A_m), Diámetro hidráulico (D_h), Longitud de flujo (L), Volumen del núcleo (V), Espesor y longitud de conducción de las aletas ($t_c w$), respectivamente y Dimensiones principales del núcleo (L_1, L_2, L_3) [5, 54]. Los siguientes son algunas de las relaciones básicas entre las geometrías de superficie y núcleo en un lado de los intercambiadores de calor compactos. La relación generalizada para el diámetro hidráulico D_h está dada por:

$$D_h = \frac{4A \cdot L}{A} \quad (6)$$





Donde A es el área total de transferencia de calor, A_o es el área de flujo libre y L es la longitud de flujo. El radio hidráulico rh se da por $Dh/4$. Adicionalmente, con la densidad de área superficial α y σ se designa la relación del área total de transferencia de calor en un lado del intercambiador al volumen total del intercambiador por α , y la relación del área de flujo libre al área frontal por σ [54]. Así,

$$\alpha_1 = \frac{A}{V_1} \quad (7) \quad \text{y} \quad \alpha_2 = \frac{A}{V_2} \quad (8)$$

$$\sigma_1 = \frac{A_{f1}}{A_{f1} L_1} = \left(\frac{A_{f1}}{A_{f1} L_1} \right) \frac{1}{L_1} = \frac{A_{f1}}{A_{f1} L_1^2} \quad (9) \quad \text{y} \quad \sigma_2 = \frac{A_{f2}}{A_{f2} L_2} = \left(\frac{A_{f2}}{A_{f2} L_2} \right) \frac{1}{L_2} = \frac{A_{f2}}{A_{f2} L_2^2} \quad (10)$$

o Características de la superficie

La caracterización del rendimiento termohidráulico de una superficie de transferencia de calor y fricción se articula a través de grupos adimensionales. Estos parámetros permiten cuantificar la transferencia de calor por convección en relación con la conducción o la capacidad térmica del fluido. En resumen, se muestran en la tabla 6.1 grupos adimensionales importantes con sus definiciones y significados físicos [52].





Tabla Grupos adimensionales para la transferencia de calor y fricción del flujo para el diseño de intercambiadores de calor [52].

Grupo adimensional	Definiciones y relaciones de trabajo	Significado físico
Número de Reynolds	$Re = \frac{\rho u D_h}{\mu} \quad (11)$	Relación entre la tasa de momento de flujo y la fuerza viscosa.
Factor de fricción de Fanning	$f = \frac{\Delta}{2 \rho u^2 L} \quad (12)$	Razón de la tensión de corte por pared a la energía cinética del flujo por volumen.
Factor de fricción de Darcy	$f_D = 4f \quad (13)$	Cuatro veces el factor de fricción de Fanning.
Distancia axial adimensional	$x^+ = \frac{x}{D_h Re} \quad (14)$	Relación de la distancia axial adimensional x/D_h al número de Reynolds.
Número de Nusselt	$Nu = \frac{h D_h}{k} \quad (15)$	Razón entre la conductancia convectiva h a la conductancia térmica molecular pura k/D_h
		sobre el diámetro hidráulico.





Tabla Grupos adimensionales para la transferencia de calor y fricci n del flujo para el dise o de intercambiadores de calor (continuaci n).

Grupo adimensional	Definiciones y relaciones de trabajo	Significado fisico
N�mero de Stanton	$St = \frac{h}{Gc_p} = \frac{Nu}{Re*Pr}$ <p>(16)</p>	Relaci�n de la transferencia de calor por convecci�n con el cambio de tasa de entalp�a del fluido que alcanza la temperatura de pared.
Factor de Colburn	$j = St*Pr^{2/3}$ <p>(17)</p>	St modificado para las variaciones moderadas entre $0,5 \leq Pr \leq 10$ para flujo turbulento.
N�mero de Prandtl	$Pr = \frac{v_p}{k} = \frac{\mu c_p}{\alpha}$ <p>(18)</p>	Relaci�n entre la difusi�n del momento y la difusi�n t�rmica del fluido.
Distancia axial adimensional	$x^* = \frac{x}{D_h*Re*Pr}$ <p>(19)</p>	Coordenada axial para transferencia de calor en la regi�n de entrada t�rmica.
N�mero de Graetz	$Gz = \frac{P}{4D_h x}$ <p>(20)</p>	Relacionado con x^* cuando la longitud del flujo en Gz se trata como una variable de longitud.

o **Dise o mec nico**

El dise o mec nico de los intercambiadores de calor compactos es un aspecto cr tico para asegurar su integridad y funcionalidad a lo largo de su vida  til. A diferencia de los recipientes a presi n convencionales, el dise o de un ICPA debe abordar no solo los componentes perif ricos como los colectores y boquillas, sino tambi n el bloque del n cleo, que es la parte menos familiar y m s compleja. El objetivo principal del dise o mec nico es garantizar la resistencia estructural del intercambiador bajo diversas condiciones operativas.

Los c lculos de presi n y esfuerzos t rmicos son esenciales para determinar los espesores adecuados de los componentes cr ticos, como las





aletas y las placas. La selección del material y el método de unión son importantes y dependen de las temperaturas, presiones, fluidos, potencial de ensuciamiento y corrosión, y la vida útil de diseño. Estos métodos de unión, a menudo, se definen antes de realizar el análisis termohidráulico.

Además, el diseño debe considerar la fatiga y la tensión térmica para asegurar la durabilidad del intercambiador durante los ciclos de arranque y parada. Es fundamental realizar verificaciones para mitigar vibraciones inducidas por el flujo, que pueden causar erosión o fatiga, y para controlar las velocidades de flujo con el fin de minimizar la erosión, corrosión y el ensuciamiento.

También se deben incluir disposiciones para la expansión térmica y se deben abordar otros problemas operativos como la inestabilidad dinámica y la posibilidad de congelación. Más allá del núcleo, es vital el diseño de los dispositivos de distribución de flujo para garantizar la uniformidad del fluido y prevenir la erosión o fatiga. El diseño de los soportes estructurales es igualmente importante para evitar fallas debidas a vibraciones o cargas de impacto. El diseño mecánico también debe incorporar los requisitos de mantenimiento y cumplir con los códigos y estándares de recipientes a presión aplicables [52, 54].

Como parte de la argumentación de la metodología de diseño, y fundamentándose en la especificación del problema y la experiencia acumulada, la elección del tipo de construcción y la disposición del flujo de los intercambiadores de calor constituyen los criterios de selección primarios para estos subsistemas dentro de sistemas mayores. En síntesis, los criterios de selección y el tipo de construcción dependen de los siguientes parámetros: Fluidos, Presión y temperatura de operación,



Parámetro de ensuciamiento, Selección de superficie, Fuga o contaminación, Costos y tecnología de fabricación, Mantenimiento preventivo y ciclo de vida previsto: Expectativas de durabilidad y requisitos de mantenimiento. Adicionalmente, dentro de la metodología de diseño para un intercambiador de calor compacto, puede emplearse un gráfico específico (ver figura 6.3) para agilizar los procesos [5].

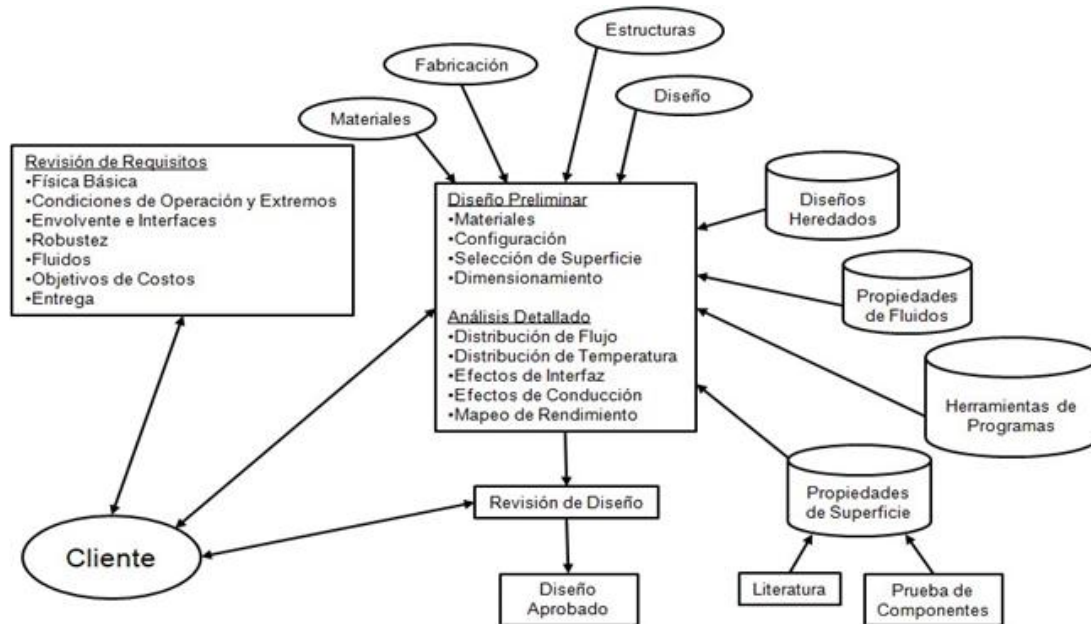


Figura Pasos y proceso de la metodología de diseño de intercambiadores de calor compactos [5].

Conclusiones

La metodología híbrida desarrollada, que integra la Simulación Computacional (CFD) con el Aprendizaje Profundo (Deep Learning), ha demostrado ser una solución transformadora para la optimización del diseño de intercambiadores de calor de placas y aletas (PFHE) utilizados en la condensación criogénica del gas natural (GNL). Al establecer un modelo sustituto (surrogado) de alta fidelidad, la investigación abordó con éxito la limitación crítica identificada en la literatura: el prohibitivo costo



computacional de explorar el vasto espacio de diseño geométrico y material. Esta sinergia no solo valida la justificación de la Revisión Sistemática inicial, sino que acelera el proceso de evaluación de diseños, pasando de semanas a milisegundos por iteración.

El impacto de este enfoque se materializa en la eficacia de la optimización multiobjetivo. Al integrar el modelo de Deep Learning con un algoritmo de optimización, se logró mapear con precisión la Frontera de Pareto, revelando las configuraciones óptimas de PFHE con compuestos avanzados. Los diseños resultantes superan a los tradicionales, ofreciendo mejoras significativas en la eficiencia de transferencia de calor (UA) mientras se mantiene bajo control la caída de presión (ΔP), un factor crucial para la eficiencia energética en las plantas de GNL. Esta capacidad predictiva permitió explorar y validar la viabilidad de nuevos materiales avanzados a temperaturas criogénicas de manera sistemática y eficiente, algo inalcanzable con la simulación tradicional.

La implementación de esta metodología híbrida marca un hito en la ingeniería térmica avanzada. No solo proporciona una herramienta poderosa para el diseño de equipos criogénicos más compactos, ligeros y eficientes, sino que también sienta las bases para futuras aplicaciones de la Inteligencia Artificial (IA) en la termodinámica de sistemas complejos. El éxito de este enfoque garantiza que la próxima generación de intercambiadores de calor para la industria del gas natural licuado será intrínsecamente superior, contribuyendo a una mayor eficiencia energética y a la reducción de los costes operativos en uno de los sectores energéticos más exigentes del mundo.





Referencias

- [1] International Energy Agency. “Oil 2024. Analysis and forecast to 2030”. [iea.org. https://iea.blob.core.windows.net/assets/493a4f1b-c0a8-4bfc-be7b-9c0761a3e5e/Oil2024.pdf](https://iea.blob.core.windows.net/assets/493a4f1b-c0a8-4bfc-be7b-9c0761a3e5e/Oil2024.pdf) (Accessed: 8-sept.-2024).
- [2] G. Usiabulu. “The most efficient and cost-effective optimization process for recovering natural gas liquids”. [Online]. Available: https://globaljournals.org/GJRE_Volume24/1-The-Most-Efficient-and-Cost-Effective.pdf (Accessed: 19-sept.-2024).
- [3] A. Jahir, A. Alahyari, S. Eastman, C. Thibaud-Erkey, S. Johnston and M. Sobkowicz. “Review of polymers for heat exchanger applications: Factors concerning thermal conductivity”. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2016.11.041>.
- [4] C. T’Joen, Y. Park, Q. Wang, A. Sommers, X. Han and A. Jacobi. “A review on polymer heat exchangers for HVAC&R applications”. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.ijrefrig.2008.11.008>.
- [5] B. Zohuri. *Compact heat exchangers*. 1° ed. Cham, Switzerland: Springer, 2017. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/978-3-31929835-1>.
- [6] A. Tiwari, R. Raja and R. Kumar. “Performance studies on plate fin heat exchanger with CFD simulation”. *International journal of engineering and innovative technology (IJEIT)*, vol. 8, no. 1, pp. 40-45, jul. 2018. [Online]. Available: https://www.ijeit.com/Vol%208/Issue%201/IJEIT1412201807_08.pdf (Accessed: 21-oct.-2023).





- [7] P. Shields and S. Thigpen. “Lifting the lid on black box technology”. *Hydrocarbon engineering*, vol. 21, no. 7, pp. 81-84, jul. 2016. Accessed: 25-jun.-2023. [Online]. Available: <https://www.hydrocarbonengineering.com/magazine/hydrocarbon-engineering/july-2016/>.
- [8] U.S. Chemical Safety and Hazard Investigation Board. “Loss of containment, fires, and explosions at enterprise products midstream gas plant”. [csb.gov. https://www.csb.gov/assets/1/6/final_case_study__enterprise.pdf](https://www.csb.gov/assets/1/6/final_case_study__enterprise.pdf) (Accessed: 26-ag.-2024).
- [9] S. Alur. “Experimental studies on plate fin heat exchangers”. [Online]. Available: <https://core.ac.uk/reader/53189000> (Accessed: 24-jun.-2024).
- [10] A. Bagheri, E. Bleuset, R. Egal and M. Simonnet. “Engineering for success”. *Hydrocarbon engineering*, vol. 25, no. 8, pp. 51-56, ag. 2020. Accessed: 1-febr.-2024. [Online]. Available: <http://publications.hydrocarbonengineering.com/flip/hydrocarbon-engineering/2020/August/hy8ema.html#56>.
- [11] U.S. Department of Energy Office of Scientific and Technical Information. “High thermal conductivity polymer composites for low-cost heat exchangers”. [osti.gov. \[Online\]. Available: https://doi.org/10.2172/1337608](https://doi.org/10.2172/1337608).





- [12] X. Chen, Y. Su, D. Reay and S. Riffat. “Recent research developments in polymer heat exchangers – A review”. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.03.024>.
- [13] Z. Sági and R. Butler. “Properties of cryogenic and low temperature composite materials – A review”. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.cryogenics.2020.103190>.
- [14] Y. Li, Z. Zhang, S. Wu, Z. Zhao and H. Lei. “Cryogenic thermal conductivity of carbon fiber reinforced polymer composite laminates”. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2024.125521>.
- [15] S. Kakaç, H. Liu and A. Pramuanjaroenkij. *Heat exchangers*. 3^o ed. Boca Raton: CRC Press, 2012. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1201/b11784>.
- [16] P. Haider, P. Heinz, T. Acher, S. Rehfeldt and H. Klein. “A framework for multi – objective optimization of plate – fin heat exchangers using a detailed three – dimensional simulation model”. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/chemengineering5040082>.
- [17] A. Abbas and A. Mohammed. “Enhancement of plate-fin heat exchanger performance with aid of various types of fin configurations: A review”. *Journal of advanced research in fluid mechanics and thermal sciences*, vol. 99, no. 2, pp. 48-66, sept. 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.37934/arfmnts.99.2.4866>.
- [18] A. Gupta. “Performance of plate fin heat exchanger at cryogenic temperature”. [Online]. Available:





http://ethesis.nitrkl.ac.in/9595/1/2018_phd_AKGupta_511ME127_Performance.pdf (Accessed: 21-oct.-2023).

[19] The Linde Group. “Aluminium plate-fin heat exchangers”. [lindeengineering.com. https://www.linde-engineering.com/products-and-services/plant-components/plate-fin-heat-exchangers](https://www.linde-engineering.com/products-and-services/plant-components/plate-fin-heat-exchangers) (Accessed: 20-oct.-2023).

[20] P. Sarmah, P. Protim Borthakur and A. Talukdar. “The use of simulation in mechanical engineering: An in-depth exploration”. [Online].

Available: <https://www.researchgate.net/publication/385781467> (Accessed: 2-dic.-2024).

[21] X. Guo, W. Li and F. Iorio. “Convolutional neural networks for steady flow approximation”. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/2939672.2939738>.

[22] P. Araújo. “Solving Poisson’s equation through deep learning for CFD applications”. [Online]. Available: <https://repositorio-aberto.up.pt/bitstream/10216/140713/2/547360.pdf> (Accessed: 7-jun.-2024).

[23] A. Ibrahim. “Coupled CFD and CSM simulation of a plate fin heat exchanger”. [Online]. Available: <http://resolver.tudelft.nl/uuid:ac8e73ab07dd-4ae7-8483-6626ffdee39c> (Accessed: 5-jun.-2024).

[24] A. Sharif. “Performance of cross-corrugated plate heat exchangers made of polymeric and metallic materials”. [Online]. Available: <http://hdl.handle.net/1854/LU-8642334> (Accessed: 19-ag.-2024).





- [25] M. Zhang, K. Nawaz, K. Li and T. Smith. “A computational fluid dynamic study on polymer heat exchangers”. [Online]. Available: <https://docs.lib.purdue.edu/iracc/2444> (Accessed: 15-ag.-2024).
- [26] O. Bruinsma, S. Tromp, M. Strijker, A. Malhotra, M. Saric, J. Cot Gores and Z. Olujic. “Heat integrated distillation using a plate-fin heat exchanger”. [Online]. Available: <https://publications.tno.nl/publication/34631285/KT921/m10091.pdf> (Accessed: 9-jun.-2024).
- [27] R. Broad. “Exchanging ideas”. [Online]. Available: <https://www.alfalaval.com/globalassets/documents/microsites/increase-efficiency/exchangingideas-ppi00072en.pdf> (Accessed: 2-jun.-2024).
- [28] Z. Vargas. La investigación aplicada: una forma de conocer las realidades con evidencia científica. [En línea]. Disponible en: <https://www.redalyc.org/pdf/440/44015082010.pdf> (Accedido: 12-sept.2024).
- [29] R. Hernández y C. Mendoza. Metodología de la investigación: Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta. Ciudad de México, México: McGraw Hill / Interamericana Editores, 2018.
- [30] Chart Industries. “Braze aluminum heat exchangers”. [chartindustries.com](https://files.chartindustries.com/Braze-Aluminum-Heat-Exchangers.pdf). [Online]. Available: <https://files.chartindustries.com/Braze-Aluminum-Heat-Exchangers.pdf> (Accessed: 20-oct.-2023).





- [31] K. Guo, N. Zhang and R. Smith. "Optimisation of fin selection and thermal design of platefin heat exchangers". [Online]. Available: <https://doi.org/10.3303/CET1439055>.
- [32] Y. Nandakishora, M. Maldeniyaarachchi, R. Sahoo and S. Murugan. "Design of plate-fin heat exchanger for CO2 separation by cryogenic distillation". [Online]. Available: <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1161/1/012005>.
- [33] G. Calzolari and W. Liu. "Deep learning to replace, improve, or aid CFD analysis in built environment applications: A review". [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.108315>.
- [34] GBH Enterprises. "Selection and design of condensers". [Online]. Available: https://www.academia.edu/3642011/Selection_and_Design_of_Condensers (Accessed: 13-jun.-2024).
- [35] R. Sinnott. *Chemical Engineering Design*. 4° ed. Oxford, United Kingdom: Elsevier Butterworth-Heinemann, 2005. [Online]. Available: <https://studylib.net/doc/25821431/chemical-engineering-design--r-ksinnott---z-lib.org-> (Accessed: 9-jun.-2024).
- [36] K. Lunsford. "Advantages of brazed heat exchangers in the gas processing industry". [Online]. Available: <https://www.bre.com/PDF/Advantages-of-Brazed-Heat-Exchangers-in-the-Gas-Processing-Industry.pdf> (Accessed: 25-jun.-2023).





- [37] G. Jain, S. Chaudhary, P. Gupta and P. Kush. “Flow mal-distribution study in cryogenic counter”. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1088/1757-899X/171/1/012014>.
- [38] A. Lintern. “Applications of two-phase flow and heat transfer in compact heat exchangers”. [Online]. Available: <https://core.ac.uk/download/pdf/9833212.pdf> (Accessed: 15-sept.-2024).
- [39] A. Rahmati. “Application of machine learning in failure prediction of brazed-aluminum based heat exchangers”. [Online]. Available: <https://uhir.tdl.org/items/0652a050-d0f6-4c98-9c1b-e521636f19bd> (Accessed: 4 dic. -2023).
- [40] C. Thibaud and A. Alahyari. “Final report for project titled high thermal conductivity polymer composites for low-cost heat exchangers”. [Online]. Available: <https://doi.org/10.2172/1337608>.
- [41] B. Ghosh, W. Yousef, M. Al Jaber, N. Al Hajeri, A. Al Braiki, V. Evely and P. Rodgers. “Design and investigation into the thermal and mechanical performance of a polymer composite prototype gas-liquid heat exchanger”. [Online]. Available: <https://iasks.org/articles/ijtee-v11-ilpp-51-59.pdf> (Accessed: 23-febr.-2025).
- [42] U.S. Department of Energy. “High thermal conductivity polymer composites for heat recovery technologies”. [energy.gov](https://www.energy.gov/eere/amo/articles/high-thermal-conductivitypolymer-composites-low-cost-heat-exchangers). <https://www.energy.gov/eere/amo/articles/high-thermal-conductivitypolymer-composites-low-cost-heat-exchangers> (Accessed: 15-ag.-2024).





- [43] J. Kang, K. Gordon, D. Ward, G. Belancik, P. Jagtap and G. Sauti. "Highly thermally conductive hybrid carbon fiber polymer composite for radiator application". [Online]. Available: <https://ntrs.nasa.gov/citations/20230003689> (Accessed: 17-jun.-2024).
- [44] B. Kumar, N. Londe, A. Surendranathan and K. Anilas. "Study on mechanical & cryogenic properties of carbon epoxy composites". [Online]. Available: <https://doi.org/10.1088/1757-899X/376/1/012047>.
- [45] P. Fritzson. "Introducci n al modelado y simulaci n de sistemas t cnicos y f sicos con Modelica". [Online]. Available: <https://www.divaportal.org/smash/get/diva2:853769/fulltext01.pdf> (Accessed: 29-mzo.2024).
- [46] F. Arias. El proyecto de investigaci n: Introducci n a la metodolog a cient fica. 5  ed. Caracas, Venezuela: Editorial Episteme, 2006. [Online]. Available: http://www.ula.ve/ciencias-juridicas-politicas/images/NuevaWeb/Material_Didactico/ProfeYubeira/Fidias-G.-Arias-El-Proyecto-deInvestigacin-5ta.-Edicin-.pdf (Accedido: 6-en.-2025).
- [47] M. Vel zquez. "Desempe o termohidraulico de intercambiadores de calor de bafles helicoidales bajo diferentes condiciones de operaci n". [En l nea]. Disponible en: <http://www.repositorio.ugto.mx/handle/20.500.12059/4761> (Accedido: 1-febr.-2024).





- [48] M. Hamoda. “Modeling pressure drop and heat transfer in plate heat exchanger channels”. [Online]. Available: <https://memorial.scholaris.ca/items/09d9115d-354d-4e9d-80ac-db519796bae5> (Accessed: 23-jun.2023).
- [49] H. Ma, J. Jia, Y. Liu, X. Luo, C. Hou and G. Wang. “Fatigue analysis of brazing structures with fin-plate-side bar in Liquefied Natural Gas (LNG) heat exchangers under cryogenic conditions”. [Online]. Available: <https://doi.org/10.2516/stet/2023002>.
- [50] K. Zhu et al. “Design, optimization and experimental testing of 2K cryogenic plate-fin heat exchanger”. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2023.119973>.
- [51] Z. Chen et al. “Optimization design and performance study of a heat exchanger for an oil and gas recovery system in an oil depot”. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/en17112631>.
- [52] R. Shah and D. Sekulić. *Fundamentals of heat exchanger design*. 13a ed. México, México: McGraw Hill Book Company, 2003. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1002/9780470172605>.
- [53] Y. Çengel y A. Ghajar. *Transferencia de calor y masa. Fundamentos y aplicaciones*. 4a ed. México, México: McGraw Hill / Interamericana Editores, 2011. [En línea]. Disponible en: https://www.academia.edu/38408494/Transferencia_De_Calor_y_Masa_4ta_ed_Cengel_McGraw_Hill (Accedido: 16-en.-2025).





- [54] T. Kuppan. Heat exchanger design handbook. 1º ed. Boca Ratón, USA: CRC Press, 2000. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1201/9781420026870>.
- [55] F. Stupenengo. “Materiales y materias primas. Materiales compuestos”. [En línea]. Disponible en: <http://www.bnm.me.gov.ar/giga1/documentos/EL007287.pdf> (Accedido: 2-mzo.-2025).
- [56] A. Pírela, I. Balón, J. Muyulema, W. Caiche, W. Toro y J. Hidalgo. “Los materiales compuestos y su relación con las propiedades mecánicas utilizadas en la industria metalmecánica”. [En línea]. Disponible en: <https://www.researchgate.net/publication/369503310> (Accedido: 10-febr.2025).
- [57] S. Durmaz. “A numerical study on the effective thermal conductivity of composite materials”. [Online]. Available: https://www.academia.edu/14914036/A_NUMERICAL_STUDY_ON_THE_EFFECTIVE_THERMAL_CONDUCTIVITY_OF_COMPOSITE_MATERIALS (Accessed: 5-febr.-2025).
- [58] M. Mrazova. “Advanced composite materials of the future in aerospace industry”. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.13111/2066-8201.2013.5.3.14>.
- [59] A. Besednjak. “Los materiales compuestos”. [En línea]. Disponible en: <https://www.kimerius.com/app/download/5781437527/Los+materiales+compuestos.pdf> (Accedido: 26-febr.-2025).





- [60] C. Harper. “Handbook of plastics, elastomers, & composites”. [Online]. Available:
http://www.download.polympart.ir/polympart/ebook/Handbook_of_Plastics__Elastomers_Composites.pdf (Accessed: 17-jun.-2024).
- [61] J. Pacio. “Multiscale thermo-hydraulic modelling of cryogenic heat exchangers”. [Online]. Available: <https://ntnuopen.ntnu.no/ntnu-xmlui/handle/11250/234575> (Accessed: 21-oct.-2023).
- [62] N. Souidi and A. Bontemps. “Reflux condensation in narrow rectangular channels with perforated fins”. [Online]. Available: <https://hal.science/hal00184135v1> (Accessed: 13-jun.-2024).
- [63] Fundación de la Energía de la Comunidad de Madrid. “El gas natural. El recorrido de la energía”. [fenercom.com](https://www.fenercom.com). <https://www.fenercom.com/wpcontent/uploads/2019/05/recorrido-de-la-energia-gas-natural.pdf> (Accedido: 14-sept.-2024).
- [64] R. Pérez y M. Martínez. Características y comportamiento de los hidrocarburos. 1a ed. Maracaibo, Venezuela: Ingenieros Consultores y Asociados, 2002.
- [65] D. Elliot, J. Kuo and P. Nasir. “Plant processing of natural gas”. [Online]. Available:
https://petex.utexas.edu/images/book_previews/PlantProcessing-of-Natural-Gas_previewwtrmrk.pdf (Accessed: 9-jun.-2024).
- [66] J. Sun et al. “Process simulation and integration of natural gas condensate recovery using ethane–propane refrigerant mixture”. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/pr11082495>.





- [67] K. Kolmetz. “Petrochemical manufacturing reports natural gas processing 502”. [Online]. Available: https://www.klmtechgroup.com/PDF/pmr/PMR_natural_gas_processing_rev01.1web.pdf (Accessed: 9-jun.-2024).
- [68] M. Mandis, J Chebeir, J. Romagnoli, R. Baratti and S. Tronci. “Effect of the demethanizer improved control strategy on the separation train for the NGL separation process”. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2022.07.557>.
- [69] D. Hadžihafizović. “Natural gas. Processing technology”. [Online]. Available: <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4739084>.
- [70] S. Mokhatab and W. Poe. “Handbook of natural gas transmission and processing”. 2a ed. Waltham, USA: Elsevier, 2012. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/book/9780123869142/handbook-of-natural-gas-transmission-and-processing> (Accessed: 9-jun.-2024).
- [71] M. Mandis. “Monitoring and control for NGL recovery plant”. [Online]. Available: <https://iris.unica.it/handle/11584/359605> (Accessed: 26-my.2024).
- [72] M. Kumar, A. Kumar, N. Dutt and S. Thangavel. Heat exchanger technologies for sustainable renewable energy systems. 1º ed. Boca Raton, USA: CRC Press, 2025. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1201/9781003534785>.





- [73] R. Salcedo. "Modelos CFD para el flujo del aire y la distribuci n de las gotas de un turboatomizador durante las aplicaciones en c tricos". [En l nea]. Disponible en: <https://riunet.upv.es/entities/publication/cab2e80150b5-4c10-ae16-b7a168575e15> (Accedido: 24-jun.-2023).
- [74] J. Ferziger, M. Peric and R. Street. Computational methods for fluid dynamics. 4^o ed. Cham, Switzerland: Springer, 2020. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-99693-6>.
- [75] International Atomic Energy Agency. "Theoretical foundations and applications of computational fluid dynamics in nuclear engineering". iaea.org. https://www-pub.iaea.org/MTCD/Publications/PDF/TCS-77_web.pdf (Accessed: 8-en.-2025).
- [76] Y. Perng. Modeling Fluid Structure Interactions. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/profile/Mehul-Bambhania/post/Modelingfluid-structure-interaction-finite-element-method/attachment/59d647ea79197b80779a2af3/AS%3A464644872642561%401487791378455/download/modeling-fluid-structure-interactions.pdf> (Accessed: 24-en.-2025).
- [77] A. Lozano. "Apuntes sobre Din mica de Fluidos Computacional". [En l nea]. Disponible en: <https://torroja.dmt.upm.es/media/adrian/publications/notas.pdf> (Accedido: 30-en.-2025).
- [78] Universidad de Sevilla. "Din mica de fluidos computacional (CFD)". us.es.





[https://biblus.us.es/bibing/proyectos/abreproy/3718/fichero/Parte+I %252FCapitulo+3.pdf](https://biblus.us.es/bibing/proyectos/abreproy/3718/fichero/Parte+I+%252FCapitulo+3.pdf) (Accedido: 5-jun.-2024).

[79] I. Sadrehaghighi. “Artificial intelligence (AI) and deep learning for CFD”. [Online]. Available: <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.22298.59847/7>.

[80] J. López. *Deep learning. Teoría y aplicaciones*. 1º ed. Barcelona, España: Marcombo, 2023.

[81] F. Chollet. *Deep learning with Python*. 1º ed. New York, USA: Manning Publications, 2018. [Online]. Available: <https://tanthiamhuat.wordpress.com/wp-content/uploads/2018/03/deeplearningwithpython.pdf> (Accessed: 10-abr.-2025).

[82] T. Groensfelder, F. Giebber, M. Geupel, D. Schneider and R. Jaeger. “Application of machine learning procedures for mechanical system modelling: capabilities and caveats to prediction-accuracy”. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1186/s40323-020-00163-4>.

[83] A. Ghosh, A. Sufian, F. Sultana, A. Chakrabarti and D. De. “Fundamental concepts of convolutional neural network”. [Online]. Available: https://doi.org/10.1007/978-3-030-32644-9_36.

[84] I. Mienye, T. Swart, and G. Obaido. “Recurrent neural networks: A comprehensive review of architectures, variants, and applications”. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/info15090517>.





- [85] Mathworks. “Deep learning”. mathworks.com.
<https://la.mathworks.com/discovery/deep-learning.html>
(Accessed: 3-mzo.-2025).
- [86] J. Creswell and J. Creswell. *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches*. 5° ed. Thousand Oaks, USA: SAGE Publications, 2018. [Online]. Available:
https://spada.uns.ac.id/pluginfile.php/510378/mod_resource/content/1/creswell.pdf (Accessed: 10-febr.2025).
- [87] O. Tarrillo et al. *Metodología de la investigación una mirada global: Ejemplos prácticos*. [En línea]. Disponible en:
https://doi.org/10.37811/cli_w1078.
- [88] R. Martinez. *El secreto detrás de una tesis*. 1° ed. Pueblo Libre, Perú: Biblioteca Nacional del Perú, 2020. [En línea]. Disponible en:
<https://ils.upaep.mx/bib/70895> (Accedido: 29-mzo.-2024).
- [89] J. Castro, L. Gómez y E. Camargo. *La investigación aplicada y el desarrollo experimental en el fortalecimiento de las competencias de la sociedad del siglo XXI*. [En línea]. Disponible en:
<https://doi.org/10.14483/22487638.19171>.
- [90] R. Hernández, C. Fernández y P. Baptista. *Metodología de la investigación*. 6° ed. Ciudad de México, México: McGraw Hill / Interamericana Editores, 2014.
- [91] G. Baena Paz. *Metodología de la investigación*. 3° ed. Ciudad de México, México: Grupo Editorial Patria, 2017.





- [92] W. Booth, G. Colomb, J. Williams, J. Bizup, and W. Fitzgerald. The craft of research. 4^o ed. Chicago, USA: The University of Chicago Press, 2016.
- [93] E. Murillo, L. Bravo, J. Tapia y N. L pez. "La inteligencia artificial como herramienta emergente en los procesos de investigaci n en la educaci n superior," Revista Cient fica Mundo de la Investigaci n y el Conocimiento, vol. 9, no. 2, pp. 474-488, jun. 2025. [En l nea]. Disponible en: [https://doi.org/10.26820/recimundo/9.\(2\).abril.2025.474-488](https://doi.org/10.26820/recimundo/9.(2).abril.2025.474-488).
- [94] H. Hern ndez. Investigaci n aplicada: Creando cultura investigativa desde los programas acad micos. [En l nea]. Disponible en: <https://www.researchgate.net/publication/377775865>. (Accedido: 18-en.2025).
- [95] A. Fern ndez y L. Vela. "Los paradigmas y las metodolog as usadas en el proceso de investigaci n: una breve revisi n". [En l nea]. Disponible en: <https://rua.ua.es/server/api/core/bitstreams/c5ea0ef4-c1f7-4c11-8bea07194692cdb1/content>. (Accedido: 20-febr.-2025).
- [96] J. Arias y M. Covinos. Dise o y metodolog a de la investigaci n. Arequipa, Per : Enfoques Consulting EIRL, 2021. [En l nea]. Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/352157132_DISENO_Y_METODOLOGIA_DE_LA_INVESTIGACION (Accedido: 26-febr.-2025).
- [97] J. Arias, J. Holgado, T. Tafur y M. V squez. Metodolog a de la investigaci n: El m todo ARIAS para realizar un proyecto de tesis.





Puno, Perú: Instituto Universitario de Innovación Ciencia y Tecnología Inudi, 2022. [En línea]. Disponible en: <https://doi.org/10.35622/inudi.b.016>.

[98] F. Arias. Investigación documental, investigación bibliométrica y revisiones sistemáticas. *REDHECS*, vol. 31, no. 22, pp. 9-28, abr. / sept. 2023. [En línea]. Disponible en: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=9489470> (Accedido: 29-febr.-2025).

[99] T. Cueva, O. Jara, J. Arias, F. Flores y C. Balmaceda. Métodos mixtos de investigación para principiantes. Puno, Perú: Instituto Universitario de Innovación Ciencia y Tecnología Inudi, 2023. [En línea]. Disponible en: <https://doi.org/10.35622/inudi.b.106>.

[100] M. Useche, W. Artigas, B. Queipo y E. Perozo. Técnicas e instrumentos de recolección de datos cuali-cuantitativos. [En línea]. Disponible en: <https://repositoryinst.uniguajira.edu.co/server/api/core/bitstreams/58ae17e3-11a9-4f4a-be08-ec7839528f01/content> (Accedido: 28-febr.-2025)

[101] L. Perez, R. Perez, y M. Seca, Metodología de la investigación científica. Ituzaingó, Argentina: Maipue, 2020. [En línea]. Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/370048989_Metodologia_de_la_investigacion_cientifica (Accedido: 23-febr.-2025).

[102] N. Walliman. *Research methods: The basics*. 1° ed. London, UK: Routledge, 2010. [Online]. Available: <https://doi.org/10.4324/9780203836071>.





- [103] IBM. “¿Qué es el análisis de componentes principales (PCA)?”.
ibm.com. [Online]. Available:
<https://www.ibm.com/eses/think/topics/principal-component-analysis> (Accessed: 13-febr.-2025).
- [104] A. Claret. *Tutores y tesis exitosos*. 12a ed. Caracas, Venezuela: Grupo Impregráfica, 2013.
- [105] D. Hernández. *Análisis bibliométrico. Aspectos básicos para su aplicación en ciencias sociales*. [En línea]. Disponible en:
https://www.researchgate.net/publication/370603023_Analisis_bibliometri
[co_Aspectos_basicos_para_su_aplicacion_en_ciencias_sociales](https://www.researchgate.net/publication/370603023_Analisis_bibliometri)
(Accessed: 15-febr.-2025).
- [106] V. Martinovich. *Búsqueda bibliográfica: cómo repensar las formas de buscar, recopilar y analizar la producción científica escrita*. 1° ed. Buenos Aires, Argentina: EDUNLa Cooperativa, 2022. [En línea]. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.18294/9789878926162>.
- [107] G. Garcés y E. Bastías. *Modelo de competencias para el aprendizaje online en educación superior: un análisis bibliométrico y revisión sistemática*. [En línea]. Disponible en:
<https://doi.org/10.5944/ried.28.1.41351>.
- [108] J. Reyes, E. Vargas y A. Hernández. *Responsabilidad social corporativa y compromiso organizacional en la hotelería. Una revisión sistemática y bibliométrica*. [En línea]. Disponible en:
<https://doi.org/10.14198/INTURI.25291>.





- [109] L. Gelvis, C. Osorio, M. Ria o y S. Rojas. "Lineamientos, est ndares y normas editoriales de revisiones sistem ticas de la literatura en la administraci n". *Entramado*, vol. 17, no. 2, pp. 74-89, jul. / dic. 2021. [En l nea]. Disponible en: <https://doi.org/10.18041/1900-3803/entramado.2.7682>.
- [110] S. Patil. How to plan and write a budget for research grant proposal? *Journal of Ayurveda and Integrative Medicine*, vol. 10, no. 2, pp. 139-142, abr. / jun. 2019. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jaim.2017.08.005>.
- [111] T. Biyanto, M. Ramasamy and H. Zabiri. Modeling heat exchanger using neural networks. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/ICIAS.2007.4658359>.
- [112] University of Oxford. "Research project proposal budget template: New horizons for science and religion in central and eastern Europe". [ox.ac.uk. https://cee.ianramseycentre.ox.ac.uk/sites/default/files/irccee/documents/media/cee-research-project-budget-v2.pdf](https://cee.ianramseycentre.ox.ac.uk/sites/default/files/irccee/documents/media/cee-research-project-budget-v2.pdf) (Accessed: 15-febr.-2025).
- [113] J. Hern ndez y B. Fern ndez. El presupuesto para los proyectos de investigaci n. Actualizaci n de la metodolog a vigente para la planificaci n. *Revista Cubana de Salud y Trabajo*, vol. 19, no. 1, pp. 52-60, mzo. / my. 2018. [En l nea]. Disponible en: <https://www.medigraphic.com/pdfs/revcubsaltra/cst-2018/cst181i.pdf> (Accedido: 27-febr.-2025).





- [114] L. Rosales y M. D' Armas. "Resolución Procedimientos Seminario Electivo de Suficiencia Investigadora". Puerto Ordaz, Venezuela: Universidad Nacional Experimental Politécnica "Antonio José de Sucre", 2015.
- [115] COLCIENCIAS. "Convocatoria para proyectos de investigación en ciencias humanas sociales y educación". [minciencias.gov.co. https://minciencias.gov.co/sites/default/files/upload/convocatoria/tdr-VC_19.pdf](https://minciencias.gov.co/sites/default/files/upload/convocatoria/tdr-VC_19.pdf) (Accedido: 5-mzo.-2025).
- [116] International Growth Center. "Research project budget". <https://www.theigc.org/sites/default/files/2016/12/IGC-Project-BudgetTemplate-Sample.pdf> (Accessed: 6-mzo.-2025).

