

DOI: 10.24850/j-tyca-2025-05-10

Notas

Técnicas actuales de optimización de generación de energía en hidroturbinas: una revisión

Current techniques for optimizing power generation in hydro turbines: A review

Juan Bobadilla¹, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2500-5647>

¹Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, Instituto de Ingeniería y Tecnología, Departamento de Ingeniería Industrial y de Sistemas, Ciudad Juárez, Chihuahua, México, al220864@alumnos.uacj.mx

Autor para correspondencia: Juan Bobadilla, al220864@alumnos.uacj.mx, fmahnrgmail.com

Resumen

Se abordan las técnicas de optimización para la generación de energía en hidroturbinas con un enfoque en algunos de los métodos metaheurísticos y el método de generación de entropía local. Entre los métodos metaheurísticos se incluyen los que se basan en las aplicaciones del algoritmo genético, el enjambre de partículas y recocido simulado, entre otros. Se discuten las ventajas y desventajas de cada método, y se analiza su rendimiento en diferentes estudios en contraste con el método de

generación de entropía local con el objetivo de determinar cuál método resulta el más apropiado para su utilización en una metodología de diseño.

Palabras clave: entropía local, hidroturbinas, metaheurísticas, simulación, optimización.

Abstract

The optimization techniques for energy generation in hydro turbines are addressed, focusing on some of the metaheuristic methods and the local entropy generation method. Metaheuristic methods included those based on genetic algorithm applications, particle swarm optimization, and simulated annealing. The advantages and disadvantages of each method are discussed, and their performance is analyzed in different studies in contrast to the local entropy generation method, to determine which method is most appropriate for use in a design methodology.

Keywords: Local entropy, hydro turbines, metaheuristics, simulation, optimization.

Recibido: 04/05/2023

Aceptado: 20/08/2024

Publicado *ahead of print*: 18/09/2024

Versión final: 01/09/2025

Introducción

La generación y el acceso a la energía contribuyen a la satisfacción de las necesidades humanas básicas, sin embargo, los progresivos crecimientos de la población mundial e incrementos de los requerimientos de la industria y el comercio provocaron un alza en la demanda de energía. Esto, a su vez, condujo a un aumento en la explotación de recursos no renovables y combustibles fósiles, lo que propició no solo un aumento en los costos en la generación de la energía, sino también un daño mayor al medio ambiente.

Teniendo en cuenta el impacto al planeta, se vuelve imprescindible que las opciones y propuestas para solucionar los problemas de generación, distribución y manejo de energías sean, en primera instancia, energías no contaminantes. Tomando en consideración esto último, la energía hidroeléctrica destaca, pues esta clase de energía se obtiene a través de la transformación de las energías cinética y potencial de las corrientes de agua, las cuales producen electricidad por medio del movimiento generado por el desplazamiento de los elementos de las turbomaquinarias.

Las turbomáquinas pueden clasificarse de acuerdo con distintos criterios, entre ellos: su tipo de funcionamiento, su capacidad de generación de energía y sus dimensiones. Independientemente del tipo de turbomáquina empleada, las actividades de diseño de sus componentes, como los álabes de su rotor (Hu, Zhu, Liu, Ma, & Xue, 2019), presentan un grado elevado de dificultad debido a las características propias del fluido, del flujo y de los requisitos que deben cumplir, que involucran varias disciplinas, y a menudo mejorarlas es una

tarea difícil de cumplir de forma satisfactoria (Xue *et al.*, 2019). Los procesos de diseño utilizados de manera tradicional exhiben un enfoque multidisciplinario y por ello se emplean herramientas computacionales para eficientizar sus procesos, los cuales se llevan a cabo por medio de la interacción surgida por varias disciplinas, como la dinámica de fluidos, transferencia de calor, y los análisis de estructuras, vibraciones y materiales (Pinelli *et al.*, 2022). La dificultad de satisfacer los requerimientos en estas áreas es ocasionada por el gran número de parámetros asociados con tales diseños, de aquí que también el proceso completo de optimización sea lento, y muy basado en la experiencia y la intuición (Abd-Elaziz *et al.*, 2021).

Una alternativa a los métodos tradicionales es el empleo de las técnicas numéricas para realizar tareas de diseño numérico (Guzmán-Avalos *et al.*, 2023), que son complementadas a través de un proceso de optimización aplicado a modelos computacionales de simulación. Por lo general se tiende a clasificar en dos grupos a las técnicas de optimización empleadas con esta finalidad: modelos estocásticos y basados en gradientes (Chatila & Danageuzian, 2022). La principal diferencia entre estos métodos radica en la extensión de las soluciones que encuentran siendo óptimos globales en el caso de los modelos estocásticos. Sin embargo, estos últimos modelos requieren de procesos computacionalmente más pesados, más aún si se considera la naturaleza no determinística de los programas de dinámica de fluidos computacional (CFD), ocasionada por los modelos de turbulencia que emplean cuando difieren del RANS. Es debido a estas características que la optimización CFD por medio de procesos estocásticos ha sido limitada (Bhattarai,

Dahal, Vichare, & Mishra, 2018; Shirzadi, Mirzaei, & Naghashzadegan, 2017).

Particularmente, en la optimización de los diseños de turbomaquinaria se dan tres dificultades principales:

1. Los flujos internos dentro de la turbomáquina son altamente complicados; a su vez, los métodos de resolución por CFD a través de las ecuaciones de Navier-Stokes generan un tiempo de cómputo elevado que puede volver impráctico el proceso de optimización.
2. El proceso de diseño de los álabes no puede realizarse con unos pocos parámetros de diseño, por lo tanto, al modelar álabes complejos, el número de variables de diseño tiende a crecer en número para poder satisfacer las especificaciones requeridas (Qin, Wang, Sun, Zhong, & Cao, 2021).
3. La optimización resultante depende por entero del algoritmo de optimización empleado, por lo cual es importante conocer las características propias del problema para poder hacer una selección adecuada del mismo.

Diseño inverso

El diseño inverso, en conjunto con algún método de optimización, es una de las técnicas utilizadas para contrarrestar estas dificultades (Leguizamón & Avellan, 2020). Este tipo de diseño contrasta con el método tradicional en que el modelo base, por lo general de un álabe, preexistente no es modificado por los diseñadores, sino que las variables de diseño se definen de acuerdo con las soluciones de las ecuaciones de

carga de presión, presión estática, y las otras variables que interactúan con el campo de flujo y el perfil del álabe (Duan, Zheng, Jiang, Lin, & Zhao, 2020) (Figura 1).

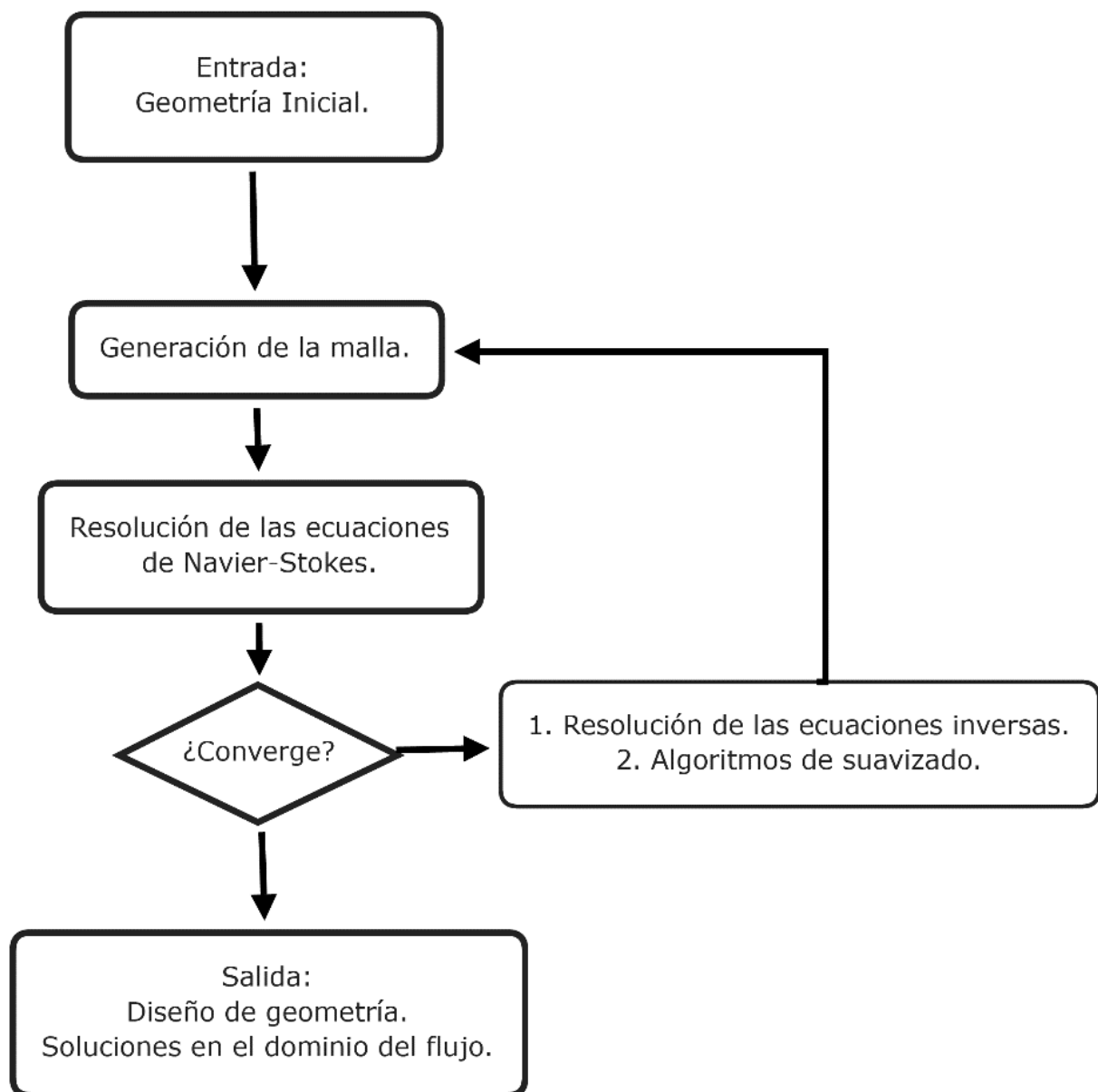


Figura 1. Proceso de diseño inverso en turbo maquinaria.

A pesar de las ventajas de estos métodos combinados también presentan algunos inconvenientes, como la capacidad de manejar e integrar en su proceso restricciones mecánicas y geométricas. A diferencia del método de diseño inverso, el de diseño directo optimiza la forma o geometría del modelo a partir de las propiedades dinámicas del sistema, combinados con algoritmos de optimización basados principalmente en técnicas de gradiente conjugado, técnicas quasi-Newtonianas, de paso descendiente, o algoritmos genéticos y evolutivos (Soesanto, Widiyanto, Susatyo, & Yazid, 2019).

Métodos de optimización estocásticos

Parametrización

La representación geométrica de la turbomáquina es una parte importante de cualquier metodología de optimización de forma y directamente establece el número de variables de diseño.

Para poder llevar a cabo la parametrización de una geometría es necesario satisfacer los siguientes requisitos:

- Cubrir por completo el espacio de búsqueda, incluso para formas no convencionales.
- Minimizar el número de parámetros de diseño.
- Evitar las discontinuidades en las intersecciones de las curvas por medio de modelos de interpolación o de aproximaciones locales (Torres-Sánchez, Santos-Oliván, & Arroyo, 2020).

- Incluir variables que tengan una relación con las restricciones de diseño, de preferencia excluyendo aquellas variables sin efecto estadísticamente significativo en el desempeño de la turbomáquina.

Por lo general, el método de parametrización se desarrolla realizando una representación de la geometría completa en varias subsecciones, en ocasiones bidimensionales, ubicadas en distintos puntos (Arabnia & Ghaly, 2010). Esto resulta fundamental para los álabes de los rotores, donde se considera que cada modelo tridimensional de álabe consiste en la unión de las n_s partes seccionadas y cada sección tiene n parámetros (Chen, Zhang, Xu, & Huang, 2010).

Para poder expresar la geometría del álabe parametrizada es necesario considerar las siguientes funciones:

$$f(x, y, z) = 0 \quad (1)$$

$$f(X_1, X_2, X_3, \dots, X_n) = 0 \quad (2)$$

Donde las variables $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$ representan los parámetros de diseño (Chen, Zhang, Ning, Xu, & Huang, 2008). Tales variables están determinadas por las curvas de Bézier que se utilizan para optimizar el radio de presión y la eficiencia para un impulsor (Kim, Choi, & Kim, 2010), distribución de la superficie y del espesor de la inclinación (Arnone *et al.*, 2008).

El uso de curvas de Bézier por lo común se debe a tres propiedades que cumplen:

- El grado de la curva de Bézier es igual al número de puntos del polígono -1.
- Las tangentes en los dos puntos extremos de la curva se definen como la primera y la última línea del polígono.
- El radio de curvatura de los puntos finales depende solamente de la posición de los puntos iniciales de los primeros tres polígonos (Pierret & Van den Braembussche, 1999).

Así, cada álabe puede descomponerse en n puntos a través las curvas de Bézier (Giannakoglou, 2002). La ventaja de esta técnica se encuentra en que los parámetros hidrodinámicos se corresponden con las variables de diseño y controlan de mejor manera la hidrodinámica del sistema debido a la correlación de estos parámetros con el campo de flujo.

Un problema existente en los métodos de optimización basados en gradientes es la convergencia prematura a soluciones locales (Fang, Chen, & Shen, 2011). Para solventar dicha situación se han desarrollado métodos más robustos que introducen elementos probabilísticos en algoritmos tradicionales. Tales métodos son estocásticos e iterativos, y están basados en soluciones individuales que suman a una solución global con cada iteración. El recocido simulado, la optimización por enjambre de partículas, y los algoritmos genéticos y evolutivos son algunos de los métodos de optimización estocástica más comunes.

Optimización por enjambre de partículas

El método de optimización por enjambres de partículas (conocido como PSO, por sus siglas en inglés) fue descrito en 1995 por James Kennedy y Russel Eberhart de la Purdue School of Engineering and Technology, basado inicialmente en los modelos de comportamiento social observados en cardúmenes y parvadas (Kennedy & Eberhart, 1995).

Dichos grupos sociales comparten una “inteligencia de enjambre”, que emerge de las propias interacciones de cada uno de los procesos de información de sus unidades. Estas unidades de procesamiento o individuos son capaces de encontrar soluciones a problemas con distintos grados de complejidad, incluyendo no linealidad, no diferenciabilidad y ruido, entre otros (Kennedy, 2006).

De aquí que un sistema que posee estas características sea capaz de alcanzar o desarrollar métodos para búsqueda de soluciones tanto adaptativos como estabilizadores y diversificadores (Park, Cho, & Lee, 2021). La aplicación del método PSO en el campo de las turbomáquinas ha surgido a partir del artículo de Safari, Hajikolaei, Lemu y Wang (2016), donde proponen un metamodelo guiado de optimización de enjambre de partículas (MGPSO, por sus siglas en inglés), el cual se enfoca en incrementar la eficiencia computacional del algoritmo a través de la adición de un parámetro adicional M_t^g llamado “mínimo del metamodelo”.

Liu *et al.* (2019) proponen una modificación al PSO basada en adaptación difusa AFPSO (por sus siglas en inglés), en la que fundamentalmente cambian tres aspectos respecto al algoritmo original: se utiliza un sistema de inferencia difuso para hacer el ajuste de los parámetros; la implementación de un algoritmo metaheurístico de

búsqueda de vecindario variable para mejorar la eficiencia de búsqueda y de certeza de las soluciones, y por último, el empleo de un modelo híbrido de PSO basado en las luciérnagas (FA, por *firefly algorithm*).

Por otro lado, Wang *et al.* (2023) utilizaron una modificación del PSO basada en cambios en los coeficientes de aceleración e inercia para simular dos clases de agentes dentro del enjambre: miembros exploradores encargados de buscar continuamente a través del dominio y miembros colonizadores encargados de refinar constantemente en las mejores regiones conocidas para mejorar los óptimos conocidos (Ardizzon, Cavazzini, & Pavesi, 2015).

Recocido simulado

El algoritmo surgió a inicios de la década de 1980 en los laboratorios de IBM (Kirkpatrick, Gelatt, & Vecchi, 1983), y está fuertemente basado en la analogía de la metodología de calentamiento y enfriamiento del recocido del metal (Chen & Roux, 2015).

El proceso físico consiste en llevar el material a una temperatura muy alta, hasta el punto de fusión de la estructura, para después enfriarlo de acuerdo con un esquema específico para poder alcanzar un estado sólido de energía mínima, un equilibrio térmico (Dowsland & Díaz, 2003).

En la primera etapa, las partículas del material se distribuyen de manera aleatoria, de esta manera se disminuye la probabilidad de caer en un mínimo local. Durante las primeras iteraciones del algoritmo se aceptan tanto soluciones que mejoren como que empeoren la respuesta de salida de la función, sin embargo, durante la última etapa solo se

permiten soluciones que optimicen la salida de la función (van Laarhoven & Aarts, 1987).

La probabilidad de aceptación de una solución depende de la “temperatura” del material, esta idea fue planteada originalmente en el algoritmo de Metropolis (Metropolis, Rosenbluth, Rosenbluth, Teller, & Teller, 1953), donde se propone que dado un estado n con energía E_n , se genera un nuevo estado m a través de una perturbación; se calcula la energía de este estado y si $E_m \leq E_n$, entonces se acepta al estado m como nuevo estado; en caso contrario se acepta el estado con probabilidad $e^{\frac{E_n - E_m}{k_B T}}$, donde k_B es la constante de Boltzmann (Siddique & Adeli, 2016).

En el algoritmo de recocido simulado (SA, por sus siglas en inglés) el algoritmo de Metropolis se aplica para generar una secuencia de soluciones considerando que el espacio de estados es una representación de los posibles estados del sólido y que la función a optimizar (minimizar) representa la energía de este material. Una característica importante para destacar del algoritmo es su tipo de distribución —que sigue la distribución de Boltzmann— y de convergencia —que es estocástica y asintótica—, por lo que el algoritmo SA posee la propiedad de convergencia a un óptimo global siempre y cuando se le provea de un decrecimiento de temperatura infinitamente largo acompañado con un número infinito de pequeños pasos decrecientes (Delahaye, Chaimatanan, & Mongeau, 2019).

Dentro de las modificaciones del algoritmo, algunas tendencias van dirigidas a la simulación multiobjetivo, a fin de alcanzar un balance entre exploración y explotación, incluso considerando factores como el número de las funciones objetivo (Amine, 2019).

El SA ha sido utilizado ampliamente en aplicaciones de optimización en turbomaquinaria para mejorar el diseño de la curva principal del borde del álabe (Melzer & Pullan, 2019; Xing & Damodaran, 2002), para buscar la distribución objetivo óptima de las cascadas de turbomaquinaria mediante el uso de SA con metodología de diseño inverso (Tiow, Yiu, & Zangeneh, 2005) o combinado con una red neuronal artificial, para construir una superficie de respuesta a partir de una base de datos contenedora de soluciones a sistemas de ecuaciones de Navier-Stokes (Pierret & Van den Braembussche, 1999).

Algoritmos genéticos

Aunque se puede rastrear el origen de las técnicas de los algoritmos genéticos hasta la década de 1950 con Turing (1950), Shieber y Rapaport (2005), Barricelli (1957) y Barricelli (1954), no sino hasta la publicación del libro "Adaptación en sistemas naturales y artificiales" del doctor John Henry Holland de la Universidad de Michigan, EUA, que las técnicas se popularizaron (Holland, 1975). Esta metaheurística se inspira en el proceso de selección natural (Mitchell, 1998). Considerando esta inspiración y el concepto de la supervivencia del más apto, los algoritmos genéticos utilizan operadores bioinspirados basados en los conceptos de mutación, cruza y selección (Carr, 2014), y buscan imitar el proceso propuesto por Darwin (Holland, 1992). Los elementos básicos de los algoritmos genéticos son:

- Representación de cromosomas
- Posición de cada cromosoma
- Selección de adaptabilidad

- Operadores bioinspirados
- Selección
- Mutación
- Caza
- Inversión

Dentro de los algoritmos genéticos, aquellos que consideran que un conjunto de soluciones óptimas no puede ser mejorado sin empeorar por lo menos algunos de sus valores objetivo son conocidos como algoritmos genéticos multiobjetivo (MOGA, por sus siglas en inglés) (Shrestha & Choi, 2020).

Ha sido utilizado para suprimir la inestabilidad del flujo y disminuir el desgaste por erosión generado en hidroturbinas Francis (Aponte *et al.*, 2020; Ishibuchi & Murata, 1998; Shrestha & Choi, 2021).

Tesfaye-Woldemariam, Lemu y Wang (2018) implementaron un MOGA en comparación con un metamodelo asistido de optimización para optimizar la forma de una válvula en una turbina de flujo cruzado (MMAO); concluyeron que cualquiera de ambos podría utilizarse para mejorar el desempeño de turbinas similares.

Producción de entropía

En concordancia con la teoría desarrollada se define a la entropía como la cantidad que satisface las siguientes propiedades:

- Se transporta de acuerdo con la relación de Clausius:

$$\vec{q}_s = \frac{1}{T} \vec{q} \quad (3)$$

Donde:

$\vec{q}_s$ = vector de flujo de la entropía

$\vec{q}$ = vector del flujo del calor

T = temperatura absoluta

- Se obedece la ecuación de cambio de entropía:

$$T \frac{ds}{dt} = \frac{de}{dt} + p \frac{d}{dt} \left(\frac{1}{p} \right) \quad (4)$$

Donde:

s = entropía específica

e = energía interna específica

p = presión

ρ = densidad

t = tiempo

- Es aditiva y por ello cumple con la ecuación de balanceo de entropía:

$$\frac{d}{dt} \int_{\tau(A)} \rho s \, d\tau = \int_{\tau(A)} \dot{s} d\tau - \int_{A(\tau)} \vec{q}_s \cdot \vec{n} dA \quad (5)$$

Donde:

$\dot{s}$ = tasa de producción de entropía

$\vec{n}$ = vector normal a la superficie A

La tasa de producción de entropía $\dot{s}$ tiene efectos disipativos y de fricción que ocurren durante la conversión de la energía ocasionados por factores irreversibles (Hou *et al.*, 2016).

En una turbina, la temperatura normalmente se asume que es constante, es decir que $\dot{s}_T = 0$. En estos casos, el esfuerzo viscoso en las regiones que presentan un número de Reynolds bajo —cerca de las paredes del dominio— la energía cinética y la presión pueden ser convertidas en energía interna, lo que conlleva a un incremento de la entropía. Por otro lado, en las regiones con alto número de Reynolds, los flujos inestables inducen fluctuaciones turbulentas, las cuales causan un incremento de pérdidas hidráulicas y entropía.

El desarrollo rápido de las herramientas informáticas para la dinámica de fluidos ha permitido la predicción precisa de campos de flujo complejos y la obtención de parámetros confiables para los turbomecanismos. Uno de los métodos de evaluación utilizados implica medir las medias del flujo característico, lo que puede reducir la disipación de energía. Analizar en detalle los procesos de disipación puede mejorar la eficiencia en la conversión de energía mecánica en energía cinética y de presión del fluido en los rodets. El análisis detallado de los procesos de disipación facilita el incremento en la eficiencia de la conversión desde la energía mecánica de los rodets proveniente de la energía cinemática y presión del fluido (Mrope, Abeid, Jande, & Kivevele, 2021).

Algunos de los primeros trabajos sobre el área consistieron en la relación de la generación de entropía y su efecto sobre la eficiencia en

mecanismos de tamaño y procesos de duración finitos (Bejan, 1996). Una propuesta sobre el efecto de la rugosidad en las paredes de tuberías y canales fue presentada por Herwig, Gloss y Wenterodt (2008), con base en el modelo de turbulencia propuesto por Kock y Herwig (2004) $(\dot{S})''_D = \dot{S}''_{\bar{D}} + \dot{S}''_{D'}$ donde estas subecuaciones representan la entropía generada por las fluctuaciones provocadas por el movimiento promediado con el tiempo y las provocadas por la velocidad:

$$\dot{S}''_{\bar{D}} = \frac{\mu}{T} \left(2 \left[\left(\frac{\partial \bar{u}}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial \bar{v}}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial \bar{w}}{\partial z} \right)^2 \right] + \left(\frac{\partial \bar{u}}{\partial y} + \frac{\partial \bar{v}}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial \bar{u}}{\partial z} + \frac{\partial \bar{w}}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial \bar{v}}{\partial z} + \frac{\partial \bar{w}}{\partial y} \right)^2 \right) \quad (6)$$

$$\dot{S}''_{D'} = \frac{\mu}{T} \left(2 \left[\left(\frac{\partial u'}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial v'}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial w'}{\partial z} \right)^2 \right] + \left(\frac{\partial u'}{\partial y} + \frac{\partial v'}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial u'}{\partial z} + \frac{\partial w'}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial v'}{\partial z} + \frac{\partial w'}{\partial y} \right)^2 \right) \quad (7)$$

Sin embargo, este desarrollo sobre la producción de entropía se desarrolló en los casos de flujo laminar (Herwig *et al.*, 2008; Kock & Herwig, 2004). Tomando en cuenta los gradientes de presión bajos en las capas viscosas de una pared con flujo turbulento se determinó en McEligot, Nolan, Walsh y Laurien (2008) que la generación de entropía puntual se reduce con el incremento del gradiente de presión. A partir de las investigaciones sobre la producción de entropía en la capa límite y pretendiendo mejorar la eficiencia en hidromaquinaría, Ghasemi *et al.* (2013) analizaron el comportamiento de los modelos de generación de entropía puntual en la zona de transición de turbulencia; mostraron que esta producción aumentaba de acuerdo con su acercamiento a las paredes del dominio para después reducirse en correspondencia con la distribución que presenta una capa límite en un flujo totalmente turbulento.

Para modelos turbulentos (Han, Zhou, Bai, Shi, & Agarwal, 2021), a través de una serie de experimentos de velocimetría de resonancia magnética, los autores analizaron el flujo en un dominio con forma de “U” mediante la resolución de las ecuaciones de Navier-Stokes de manera numérica mediante los métodos CFD y mostraron que los modelos de turbulencia de dos ecuaciones presentan mejores resultados en la predicción de las características de flujo en el dominio tridimensional que se simuló.

En 2017, Gong, Qi, Wang, Chen y Qin (2017) utilizaron el método de análisis de producción de entropía para analizar el comportamiento de una bomba-turbina con forma de “S” en régimen transitorio bajo el modelo de turbulencia $\kappa - \omega SST$. Concluyeron que la estimación de la disipación de energía, así como la localización de las zonas de pérdidas en la turbina es correcta, lo cual es corroborado por los resultados de Gong *et al.* (2013) y Yu *et al.* (2022) en turbinas de tipo Francis.

La determinación de las zonas de pérdidas hidráulicas ha permitido a través de la minimización de la tasa de generación de entropía reducir las pérdidas hidráulicas irreversibles, Ghorani, Sotoude-Haghighi y Riasi (2020) concluyeron esto a través de experimentos en bombas hidráulicas como turbinas.

Investigaciones posteriores reafirman la utilización de este método para optimizar la producción energética en hidroturbinas. Yang *et al.* (2022), a través de una comparación directa entre la eficiencia de presión, la eficiencia de la producción de entropía y la eficiencia evaluada determinaron las zonas, así como las causas de mayor pérdida de energía. Wang *et al.* (2023) mostraron que la aplicación de versiones modificadas de algoritmos metaheurísticos de optimización reducía, a su vez, la

generación de entropía local y señalaban que las zonas de mayor pérdida se correspondían con la pared de las paletas, en especial en los bordes de ataque y salida.

Conclusiones

Los métodos metaheurísticos proporcionan soluciones a problemas de optimización y, en algunos casos, de diseño para hidroturbinas. Sin embargo, cuando se combinan con las técnicas tradicionales de análisis de pérdidas hidráulicas se muestran incapaces de localizar con precisión las áreas donde se producen.

Por otro lado, la teoría de producción de entropía proporciona un análisis cuantitativo y cualitativo de la disipación de energía, lo que le otorga ventajas únicas para evaluar el rendimiento hidráulico de las turbinas. Más aún, lejos de ser un método excluyente, permite la complementación con técnicas metaheurísticas para optimizar no solo las geometrías donde se localizan altas tasas de generación de entropía sino también el desempeño final de las turbomáquinas.

La implementación de un método híbrido es recomendable para obtener resultados satisfactorios con los modelos de turbulencia usualmente empleados por su mejor desempeño computacional.

No obstante, resulta de interés investigar con mayor detenimiento el comportamiento de la generación de entropía en distintas geometrías y en una variedad más amplia de turbinas, pues el análisis que se ha encontrado en la literatura se enfoca en unos cuantos tipos de ellas. Del mismo modo, las investigaciones realizadas muestran una tendencia a

dejar fijos parámetros importantes de las ecuaciones de generación de entropía por fluctuaciones promediadas de movimiento y de velocidad, en particular la temperatura del fluido en el dominio, lo cual es un área de investigación que puede ser investigada a través de simulación, con su respectiva validación experimental.

Referencias

- Abd-Elaziz, M., Elsheikh, A. H., Oliva, D., Abualigah, L., Lu, S., & Ewees, A. A. (2021). Advanced Metaheuristic Techniques for Mechanical Design Problems: Review. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 29(1), 695-716. DOI: 10.1007/s11831-021-09589-4
- Amine, K. (2019). Multiobjective simulated annealing: Principles and algorithm variants. *Advances in Operations Research*. DOI: 10.1155/2019/8134674
- Aponte, R. D., Teran, L. A., Grande, J. F., Coronado, J. J., Ladino, J. A., Larrahondo, F. J., & Rodríguez, S. A. (2020). Minimizing erosive wear through a CFD multi-objective optimization methodology for different operating points of a Francis turbine. *Renewable Energy*, 145, 2217-2232. DOI: 10.1016/j.renene.2019.07.116
- Arabnia, M., & Ghaly, W. (2010). A strategy for multi-point shape optimization of turbine stages in three-dimensional flow. In: *Proceedings of the ASME Turbo Expo*, 7(PART A) (pp. 489-502). DOI: 10.1115/GT2009-59708

- Ardizzon, G., Cavazzini, G., & Pavesi, G. (2015). Adaptive acceleration coefficients for a new search diversification strategy in particle swarm optimization algorithms. *Information Sciences*, 299, 337-378. DOI: 10.1016/j.ins.2014.12.024
- Arnone, A., Bonaiuti, D., Focacci, A., Pacciani, R., Scotti-Del-Greco, A., & Spano, E. (2008). Parametric optimization of a high-lift turbine vane. In: *Proceedings of the ASME Turbo Expo 2004, 5 B* (pp. 1469-1479). DOI: 10.1115/GT2004-54308
- Barricelli, N. A. (1957). Symbiogenetic evolution processes realized by artificial methods. *Methodos*, 9, 143-182.
- Barricelli, N. A. (1954). Esempi numerici di processi di evoluzione. *Methodos*, 6(21-22), 45-68.
- Bejan, A. (1996). Entropy generation minimization: The new thermodynamics of finite-size devices and finite-time processes. *Journal of Applied Physics*, 79(3), 1191-1218. DOI: 10.1063/1.362674
- Bhattarai, S., Dahal, K., Vichare, P., & Mishra, B. (2018). CFD based stochastic optimization of Pelton turbine bucket in stationery condition. In: *Proceedings of 2018 9th International Conference on Mechanical and Aerospace Engineering, ICMAE 2018* (pp. 53-57). DOI: 10.1109/ICMAE.2018.8467607
- Carr, J. (2014). An introduction to genetic algorithms. *Senior Project*, 1(40), 7.

- Chatila, J. G., & Danageuzian, H. R. (2022). PIV and CFD investigation of paddle flocculation hydrodynamics at low rotational speeds. *Scientific Reports*, 12(1), 1-16. DOI: 10.1038/s41598-022-23935-x
- Chen, N. X., Zhang, H. W., Xu, Q., & Huang, W. G. (2010). Application of simple gradient-based method and multi-section blade parameterization technique to aerodynamic design optimization of a 3D transonic single rotor compressor. In: *Proceedings of the ASME Turbo Expo*, 7(PART A) (pp. 503-512). DOI: 10.1115/GT2009-59734
- Chen, N., Zhang, H., Ning, F., Xu, Y., & Huang, W. (2008). An effective turbine blade parameterization and aerodynamic optimization procedure using an improved response surface method. In: *Proceedings of the ASME Turbo Expo*, 6 PART B (pp. 1169-1180). DOI: 10.1115/GT2006-90104
- Chen, Y., & Roux, B. (2015). Generalized metropolis acceptance criterion for hybrid non-equilibrium molecular dynamics-Monte Carlo simulations. *Journal of Chemical Physics*, 142(2). DOI: 10.1063/1.4904889
- Delahaye, D., Chaimatanan, S., & Mongeau, M. (2019). Simulated annealing: From basics to applications. *International Series in Operations Research and Management Science*, 272, 1-35. DOI: 10.1007/978-3-319-91086-4_1
- Dowland, K. A., & Díaz, A. (2003). Heuristic design and fundamentals of the Simulated Annealing. *Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*, (19), 93-102. DOI: 10.4114/ia.v7i19.718

- Duan, Y., Zheng, Q., Jiang, B., Lin, A., & Zhao, W. (2020). Implementation of three-dimensional inverse design and its application to improve the compressor performance. *Energies*, 13(20), 5378. DOI: 10.3390/en13205378
- Fang, H., Chen, L., & Shen, Z. (2011). Application of an improved PSO algorithm to optimal tuning of PID gains for water turbine governor. *Energy Conversion and Management*, 52(4), 1763-1770. DOI: 10.1016/j.enconman.2010.11.005
- Ghasemi, E., McEligot, D. M., Nolan, K. P., Crepeau, J., Tokuhito, A., & Budwig, R. S. (2013). Entropy generation in a transitional boundary layer region under the influence of freestream turbulence using transitional RANS models and DNS. *International Communications in Heat and Mass Transfer*, 41, 10-16. DOI: 10.1016/j.icheatmasstransfer.2012.11.005
- Ghorani, M. M., Sotoude-Haghighi, M. H., & Riasi, A. (2020). Entropy generation minimization of a pump running in reverse mode based on surrogate models and NSGA-II. *International Communications in Heat and Mass Transfer*, 118, 104898. DOI: 10.1016/j.icheatmasstransfer.2020.104898
- Giannakoglou, K. C. (2002). Design of optimal aerodynamic shapes using stochastic optimization methods and computational intelligence. *Progress in Aerospace Sciences*, 38(1), 43-76. DOI: 10.1016/S0376-0421(01)00019-7

- Gong, R., Wang, H., Chen, L., Li, D., Zhang, H., & Wei, X. (2013). Application of entropy production theory to hydro-turbine hydraulic analysis. *Science China Technological Sciences*, 56(7), 1636-1643. DOI: 10.1007/s11431-013-5229-y
- Gong, R. Z., Qi, N. M., Wang, H. J., Chen, A. L., & Qin, D. Q. (2017). Entropy production analysis for S-characteristics of a Pump turbine. *Journal of Applied Fluid Mechanics*, 10(6), 1657-1668. DOI: 10.29252/jafm.73.245.27675
- Guzmán-Avalos, P., Molinero-Hernández, D., Galván-González, S., Herrera-Sandoval, N., Solorio-Díaz, G., & Rubio-Maya, C. (2023). Numerical design and optimization of a hydraulic micro-turbine adapted to a wastewater treatment plant. *Alexandria Engineering Journal*, 62, 555-565. DOI: 10.1016/j.aej.2022.07.004
- Han, Y., Zhou, L., Bai, L., Shi, W., & Agarwal, R. (2021). Comparison and validation of various turbulence models for U-bend flow with a magnetic resonance velocimetry experiment. *Physics of Fluids*, 33(12), 125117. DOI: 10.1063/5.0073910
- Herwig, H., Gloss, D., & Wenterodt, T. (2008). A new approach to understanding and modelling the influence of wall roughness on friction factors for pipe and channel flows. *Journal of Fluid Mechanics*, 613, 35-53. DOI: 10.1017/S0022112008003534
- Holland, J. H. (1975). *Adaptation in natural and artificial systems* (2nd ed.). Michigan, USA: MIT Press (1992), University of Michigan Press, Ann Arbor.
- Holland, J. H. (1992). Holland. Genetic algorithms. *Scientific American*, 267(1), 44-50. DOI: 10.1038/scientificamerican0792-66

- Hou, H., Zhang, Y., Li, Z., Jiang, T., Zhang, J., & Xu, C. (2016). Numerical analysis of entropy production on a LNG cryogenic submerged pump. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 36, 87-96. DOI: 10.1016/j.jngse.2016.10.017
- Hu, Z., Zhu, B., Liu, X., Ma, Z., & Xue, C. (2019). Multiobjective optimization design of ultrahigh-head pump turbine runners with splitter blades. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 240(7), 072036. DOI: 10.1088/1755-1315/240/7/072036
- Ishibuchi, H., & Murata, T. (1998). A multi-objective genetic local search algorithm and its application to flowshop scheduling. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 28(3), 392-403. DOI: 10.1109/5326.704576
- Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks*, 4, 1942-1948. DOI: 10.1109/ICNN.1995.488968
- Kennedy, J. (2006). Swarm intelligence. In: Zomaya, A. Y. (ed.). *Handbook of nature-inspired and innovative computing* (pp. 187-219). Boston, USA: Springer. Recuperado de https://doi.org/10.1007/0-387-27705-6_6
- Kim, J. H., Choi, J. H., & Kim, K. Y. (2010). Design optimization of a centrifugal compressor impeller using radial basis neural network method. In: *Proceedings of the ASME Turbo Expo*, 7(PART A) (pp. 443-451). DOI: 10.1115/GT2009-59666

- Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., & Vecchi, M. P. (1983). Optimization by simulated annealing. *Science*, 220(4598), 671-680. DOI: 10.1126/science.220.4598.671
- Kock, F., & Herwig, H. (2004). Local entropy production in turbulent shear flows: A high-Reynolds number model with wall functions. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 47(10-11), 2205-2215. DOI: 10.1016/j.ijheatmasstransfer.2003.11.025
- Leguizamón, S., & Avellan, F. (2020). Open-source implementation and validation of a 3D inverse design method for Francis turbine runners. *Energies*, 13(8). DOI: 10.3390/en13082020
- Liu, D., Xiao, Z., Li, H., Liu, D., Hu, X., & Malik, O. P. (2019). Accurate parameter estimation of a hydro-turbine regulation system using adaptive fuzzy particle swarm optimization. *Energies*, 12(20), 3903. DOI: 10.3390/en12203903
- McEligot, D. M., Nolan, K. P., Walsh, E. J., & Laurien, E. (2008). Effects of pressure gradients on entropy generation in the viscous layers of turbulent wall flows. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 51(5-6), 1104-1114. DOI: 10.1016/j.ijheatmasstransfer.2007.05.008
- Melzer, A. P., & Pullan, G. (2019). *The role of vortex shedding in the trailing edge loss of transonic turbine blades*. DOI: 10.1115/1.4041307
- Metropolis, N., Rosenbluth, A. W., Rosenbluth, M. N., Teller, A. H., & Teller, E. (1953). Equation of state calculations by fast computing machines. *Journal of Chemical Physics*, 21(6), 1087. DOI: 10.1063/1.1699114

- Mitchell, M. (1998). *An introduction to genetic algorithms*. Cambridge, USA: MIT Press.
- Mrope, H. A., Abeid, Y., Jande, C., & Kivevele, T. T. (2021). A review on computational fluid dynamics applications in the design and optimization of crossflow hydro turbines. *Journal of Renewable Energy*, 2021, 1-13. DOI: 10.1155/2021/5570848
- Park, H. J., Cho, S. W., & Lee, C. (2021). Particle swarm optimization algorithm with time buffer insertion for robust berth scheduling. *Computers & Industrial Engineering*, 160, 107585. DOI: 10.1016/j.cie.2021.107585
- Pierret, S., & Van den Braembussche, R. A. (1999). Turbomachinery blade design using a Navier–Stokes solver and artificial neural network. *Journal of Turbomachinery*, 121(2), 326-332. DOI: 10.1115/1.2841318
- Pinelli, L., Amedei, A., Meli, E., Vanti, F., Romani, B., Benvenuti, G., Fabbrini, M., Morganti, N., Rindi, A., & Arnone, A. (2022). Innovative design, structural optimization, and additive manufacturing of new-generation turbine blades. *Journal of Turbomachinery*, 144(1). DOI: 10.1115/1.4051936/1115179
- Qin, S., Wang, S., Sun, G., Zhong, Y., & Cao, B. (2021). New approach of inverse design of transonic compressor rotor blade via prescribed isentropic Mach distributions without modification of governing equations. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering*, 236(7), 1422-1438. DOI: 10.1177/09544100211032489

- Safari, A., Hajikolaie, K. H., Lemu, H. G., & Wang, G. G. (2016). A high-dimensional model representation guided PSO methodology with application on compressor airfoil shape optimization. *Proceedings of the ASME Turbo Expo, 2C-2016*. DOI: 10.1115/GT2016-56741
- Shieber, S., & Rapaport, W. (September, 2005). The Turing test: Verbal behavior as the hallmark of intelligence. *Computational Linguistics*, 31(3). DOI: 10.1162/089120105774321127
- Shirzadi, M., Mirzaei, P. A., & Naghashzadegan, M. (2017). Improvement of k-epsilon turbulence model for CFD simulation of atmospheric boundary layer around a high-rise building using stochastic optimization and Monte Carlo Sampling technique. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 171, 366-379. DOI: 10.1016/j.jweia.2017.10.005
- Shrestha, U., & Choi, Y. D. (2020). A CFD-based shape design optimization process of fixed flow passages in a Francis hydro turbine. *Processes*, 8(11), 1392. DOI: 10.3390/pr8111392
- Shrestha, U., & Choi, Y. D. (2021). Suppression of flow instability in the Francis hydro turbine draft tube by J-groove shape optimization at a partial flow rate. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 35(6), 2523-2533. DOI: 10.1007/s12206-021-0523-2
- Siddique, N., & Adeli, H. (2016). Simulated annealing, its variants and engineering applications. *International Journal on Artificial Intelligence Tools*, 25(6). DOI: 10.1142/S0218213016300015

- Soesanto, Q. M. B., Widiyanto, P., Susatyo, A., & Yazid, E. (2019). Cascade optimization of an axial-flow hydraulic turbine type propeller by a genetic algorithm. *International Journal of Technology*, 10(1), 200-211. DOI: 10.14716/ijtech.v10i1.1744
- Tesfaye-Woldemariam, E., Lemu, H. G., & Wang, G. G. (2018). CFD-driven valve shape optimization for performance improvement of a micro cross-flow turbine. *Energies*, 11(1), 248. DOI: 10.3390/en11010248
- Tiow, W. T., Yiu, K. F. C., & Zangeneh, M. (2005). Application of simulated annealing to inverse design of transonic turbomachinery cascades. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part A: Journal of Power and Energy*, 216(1), 59-74. DOI: 10.1243/095765002760024845
- Torres-Sánchez, A., Santos-Oliván, D., & Arroyo, M. (2020). Approximation of tensor fields on surfaces of arbitrary topology based on local Monge parametrizations. *Journal of Computational Physics*, 405, 109168. DOI: 10.1016/j.jcp.2019.109168
- Turing, A. M. (October, 1950). Computing machinery and intelligence. *Mind, New Series*, 59(236), 433-460. DOI: 10.1093/mind/LIX.236.433
- van Laarhoven, P. J. M., & Aarts, E. H. L. (1987). Simulated annealing. *Simulated Annealing: Theory and Applications*, 7-15. DOI: 10.1007/978-94-015-7744-1_2

- Wang, W., Han, Z., Pei, J., Pavesi, G., Gong, X., & Yuan, S. (2023). Energy efficiency optimization of water pump based on heuristic algorithm and computational fluid dynamics. *Journal of Computational Design and Engineering*, 10(1), 382-397. DOI: 10.1093/jcde/qwac142
- Xing, X. Q., & Damodaran, M. (2002). *Optimal design of transonic fan blade leading edge shape using CFD and simultaneous perturbation stochastic approximation method*. Recuperado de https://www.researchgate.net/publication/37595334_Optimal_Design_of_Transonic_Fan_Blade_Leading_Edge_Shape_Using_CFD_and_Simultaneous_Perturbation_Stochastic_Approximation_Method
- Xue, P., Liu, Z. P., Lu, L., Tian, Y. J., Wang, X., & Chen, R. (2019). Research and optimization of performances of a pump turbine in pump mode. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 240(7), 072012. DOI: 10.1088/1755-1315/240/7/072012
- Yang, F., Chang, P., Cai, Y., Lin, Z., Tang, F., & Lv, Y. (2022). Analysis of energy loss characteristics of vertical axial flow pump based on entropy production method under partial conditions. *Entropy*, 24(9), 1200. DOI: 10.3390/e24091200
- Yu, A., Tang, Y., Tang, Q., Cai, J., Zhao, L., & Ge, X. (2022). Energy analysis of Francis turbine for various mass flow rate conditions based on entropy production theory. *Renewable Energy*, 183, 447-458. DOI: 10.1016/j.renene.2021.10.094