



AVANCES EN EL ANÁLISIS COMPUTACIONAL PARA LA OPTIMIZACIÓN DE MOTORES A REACCIÓN: UNA REVISIÓN DE CFD, ANÁLISIS ESTRUCTURAL Y ENFOQUES MULTIDISCIPLINARIOS

ADVANCEMENTS IN COMPUTATIONAL ANALYSIS FOR JET ENGINE OPTIMIZATION: A REVIEW OF CFD, STRUCTURAL ANALYSIS, AND MULTIDISCIPLINARY APPROACHES

Abu Baker Jassim^{1,*} , Raja Sekhar Dondapati¹ 

Recibido: 20-03-2025, Recibido tras revisión: 27-05-2025, Aceptado: 22-10-2025, Publicado: 01-01-2026

Resumen

La evolución de la tecnología de los motores a reacción ha estado profundamente influenciada por los avances en el análisis computacional, especialmente en la dinámica de fluidos computacional (CFD), el análisis estructural y la optimización multidisciplinaria. Esta revisión aborda las técnicas computacionales de vanguardia aplicadas al estudio de motores a reacción, resaltando sus aplicaciones, beneficios y desafíos. La CFD se ha consolidado como una herramienta esencial que permite simulaciones detalladas de los complejos procesos aerodinámicos y de combustión. Métodos como las simulaciones de grandes remolinos (LES) y las simulaciones numéricas directas (DNS) han permitido comprender con mayor profundidad la turbulencia y la dinámica de la combustión, mejorando la eficiencia y reduciendo las emisiones. No obstante, estas simulaciones de alta fidelidad demandan un elevado costo computacional, lo que ha impulsado el desarrollo de algoritmos más eficientes y el uso de recursos de cómputo de alto rendimiento. La integración del análisis estructural con las simulaciones aerodinámicas ha facilitado el diseño de componentes capaces de soportar condiciones extremas, aumentando la fiabilidad y seguridad del motor.

Abstract

The evolution of jet engine technology has been profoundly influenced by advancements in computational analysis, particularly in Computational Fluid Dynamics (CFD), structural analysis, and multidisciplinary optimization. This review explores state-of-the-art computational techniques applied to jet engine analysis, emphasizing their applications, benefits, and inherent challenges. CFD has become an essential tool, enabling detailed simulations of complex aerodynamic and combustion processes. Methods such as Large Eddy Simulations (LES) and Direct Numerical Simulations (DNS) have provided deeper insights into turbulence and combustion dynamics, leading to improved efficiency and reduced emissions. However, these high-fidelity simulations entail significant computational costs, driving the development of more efficient algorithms and high-performance computing resources. The integration of structural analysis with aerodynamic simulations has facilitated the design of components capable of withstanding extreme operational conditions, thereby enhancing engine reliability and safety. Multidisciplinary Design Optimization (MDO) frameworks have further transformed engine design by simultaneously evaluating multiple performance metrics, resulting in configurations that balance efficiency, weight, and durability.

^{1,*}School of Mechanical Engineering, Lovely Professional University, Punjab, India 
 Autor para correspondencia ✉: bakrjassim1990@gmail.com.

Forma sugerida de citación: A. B. Jassim y R. S. Dondapati "Avances en el análisis computacional para la optimización de motores a reacción: una revisión de CFD, análisis estructural y enfoques multidisciplinarios," *Ingenius, Revista de Ciencia y Tecnología*, N.º 35, pp. 36-51, 2026. DOI: <https://doi.org/10.17163/ings.n35.2026.03>.

Los marcos de optimización de diseño multidisciplinario (MDO) han transformado el diseño al evaluar simultáneamente múltiples métricas de rendimiento, logrando configuraciones equilibradas entre eficiencia, peso y durabilidad. Pese a estos avances, persisten retos en el modelado de fenómenos complejos, como las inestabilidades de combustión y el comportamiento de materiales a altas temperaturas. La incorporación del aprendizaje automático ofrece soluciones prometedoras, orientadas hacia sistemas de propulsión más eficientes, confiables y sostenibles.

Palabras clave: dinámica de fluidos computacional (CFD), optimización de diseño multidisciplinario (MDO), computación de alto rendimiento, modelado de turbulencia y combustión, tecnología de motores a reacción

Despite these advances, challenges remain in accurately modeling complex physical phenomena such as combustion instabilities and material behavior under high temperatures. The incorporation of machine learning techniques offers promising solutions to address these issues by complementing traditional computational methods with data-driven insights. Looking ahead, the future of computational analysis in jet engine development lies in the seamless integration of high-fidelity simulations, real-time data analytics, and adaptive modeling, paving the way for more efficient, reliable, and sustainable propulsion systems.

Keywords: Computational Fluid Dynamics (CFD), Multidisciplinary Design Optimization (MDO), High-Performance Computing, Turbulence and Combustion Modeling, Jet Engine Technology

1. Introducción

Los motores a reacción, piedra angular de la aviación moderna, han experimentado transformaciones profundas desde su creación. El centro de estos avances ha sido la evolución del análisis computacional, que ha permitido a los ingenieros simular, predecir y optimizar el rendimiento del motor con una precisión sin precedentes. La integración de herramientas computacionales en el proceso de diseño no solo ha acelerado el desarrollo, sino que también ha mejorado la comprensión de los complejos fenómenos físicos que rigen el funcionamiento del motor [1–3].

1.1. Perspectiva histórica

La aplicación de técnicas computacionales en el desarrollo de motores a reacción comenzó con enfoques analíticos y empíricos fundamentales, destinados a comprender el comportamiento aerodinámico y termodinámico básico [2, 4]. Con la llegada de la computación digital a mediados del siglo XX, el campo avanzó rápidamente, marcando una transición crucial de métodos puramente experimentales hacia un diseño impulsado computacionalmente [1, 3]. La introducción de métodos numéricos permitió a los ingenieros resolver problemas cada vez más complejos en dinámica de fluidos y mecánica estructural, sentando las bases para el análisis moderno basado en simulaciones [5, 6].

A lo largo de las décadas, el modelado computacional evolucionó desde aproximaciones simples unidimensionales hasta simulaciones tridimensionales altamente detalladas y dependientes del tiempo. Esta progresión refleja el notable crecimiento de las capacidades computacionales y ha transformado fundamentalmente el diseño, la optimización y la evaluación del rendimiento de los motores a reacción [6, 7].

1.2. Rol de la dinámica de fluidos computacional (CFD)

La dinámica de fluidos computacional (CFD) se ha convertido en una herramienta indispensable en el análisis de motores a reacción, proporcionando conocimientos detallados sobre el rendimiento aerodinámico, los procesos de combustión y los fenómenos de transferencia de calor [1, 2, 5]. Al resolver numéricamente las ecuaciones de Navier-Stokes, la CFD permite una comprensión integral de los patrones de flujo de aire, las distribuciones de presión y los campos de temperatura dentro de los componentes del motor [8, 9].

Esta capacidad ha permitido a los ingenieros optimizar diseños para lograr una mayor eficiencia y reducir las emisiones, ofreciendo un marco predictivo que complementa las pruebas experimentales [6, 10].

1.3. Análisis estructural y optimización multidisciplinaria

Más allá de la aerodinámica, el análisis computacional se extiende a la evaluación estructural de los componentes de motores a reacción mediante el método de elementos finitos (FEM), que permite una evaluación detallada de las distribuciones de esfuerzos, deformaciones y vida a fatiga bajo condiciones extremas [6, 7]. Al capturar respuestas del material con alta fidelidad, el FEM contribuye significativamente a predecir la durabilidad de los componentes y la fiabilidad general del motor [5].

La aparición de marcos de optimización de diseño multidisciplinario (MDO) ha impulsado aún más la ingeniería computacional al integrar CFD, análisis estructural y otros dominios de rendimiento [1, 10]. Estos marcos permiten la optimización simultánea de múltiples objetivos de diseño —como eficiencia, peso, resistencia y rendimiento térmico— dentro de un entorno unificado [6, 9].

1.4. Avances en las técnicas de simulación

Los avances recientes en las metodologías de simulación han sido impulsados por la demanda de una mayor precisión en la predicción de fenómenos complejos de flujo y combustión. Enfoques de alta fidelidad, como la simulación de grandes escalas (LES) y la simulación numérica directa (DNS), han surgido como herramientas poderosas para explorar estructuras turbulentas y procesos de transferencia de calor en motores a reacción [5, 6, 8]. Aunque estas técnicas requieren recursos computacionales sustanciales, proporcionan una precisión inigualable al capturar fenómenos transitorios y multiescala que están más allá del alcance de los métodos tradicionales [7, 9].

1.5. Desafíos y futuras direcciones

A pesar del progreso significativo, persisten desafíos en el modelado preciso de las inestabilidades de combustión, las interacciones de turbulencia y el comportamiento de los materiales bajo condiciones operativas extremas [8, 10]. Estos fenómenos complejos a menudo requieren modelos avanzados y validación frente a datos experimentales.

La integración del aprendizaje automático y de técnicas basadas en datos ofrece soluciones prometedoras para complementar los métodos numéricos tradicionales, mejorando la precisión predictiva y reduciendo el costo computacional [6, 9].

El futuro del análisis computacional en el desarrollo de motores a reacción dependerá de la integración de simulaciones de alta fidelidad, analítica de datos en tiempo real y modelado adaptativo, lo que dará lugar a sistemas de propulsión más eficientes, confiables y ambientalmente sostenibles [1, 3, 5].

2. Objetivos

2.1. Analizar las técnicas computacionales de última generación

El primer objetivo de esta revisión es analizar las técnicas computacionales de última generación aplicadas en el diseño de motores a reacción. Esto incluye explorar los desarrollos más recientes en dinámica de fluidos computacional (CFD), método de elementos finitos (FEM) y optimización de diseño multidisciplinario (MDO).

Además, este objetivo implica comparar diversas metodologías de simulación, como Reynolds-averaged Navier-Stokes (RANS), large eddy simulation (LES) y direct numerical simulation (DNS), para evaluar sus respectivas capacidades, demandas computacionales y adecuación para diferentes aspectos del análisis del rendimiento de motores a reacción [11, 12].

2.2. Identificar los beneficios y desafíos de los enfoques computacionales

El objetivo busca identificar los beneficios y desafíos de los enfoques computacionales, como CFD, el análisis estructural y la MDO, en aplicaciones de ingeniería. Estos métodos proporcionan alta precisión, una optimización del diseño más rápida y alternativas rentables a las pruebas físicas. Sin embargo, también presentan desafíos, incluidos altos requerimientos computacionales, exigencias de modelado complejo y la necesidad de una validación confiable frente a datos experimentales [12, 13].

En general, aunque los enfoques computacionales mejoran significativamente la eficiencia del diseño y la capacidad predictiva, su efectividad depende de equilibrar precisión, recursos y viabilidad práctica.

2.3. Destacar las ventajas de las simulaciones computacionales en la mejora de la eficiencia del motor a reacción, el consumo de combustible y el control de emisiones

Las simulaciones computacionales mejoran el rendimiento de los motores a reacción al optimizar el flujo de aire, la combustión y la gestión térmica, lo que resulta en una mayor eficiencia y un menor consumo de combustible. También permiten un modelado preciso de los procesos de emisión, apoyando el diseño de motores más limpios y sostenibles [12, 13].

2.4. Analizar los costos computacionales, limitaciones y compromisos de precisión asociados con diferentes técnicas numéricas

Las diferentes técnicas numéricas en el análisis computacional implican compromisos entre costo, precisión y practicidad. Los métodos de alta fidelidad, como DNS

y LES, proporcionan resultados detallados y precisos, pero requieren recursos computacionales y tiempos significativos. En contraste, los modelos de orden inferior, como RANS, son más rentables y rápidos, pero pueden comprometer la precisión al capturar la física compleja del flujo.

Equilibrar estos factores es esencial para seleccionar el enfoque más adecuado para aplicaciones específicas de diseño y análisis de motores a reacción [11, 14, 15].

2.5. Evaluar el papel del análisis computacional en la integridad estructural

Este objetivo evalúa cómo las simulaciones numéricas ayudan a predecir la fatiga del material, la distribución de esfuerzos térmicos y las posibles fallas de componentes en motores a reacción de alto rendimiento, al tiempo que abordan los costos computacionales, las limitaciones inherentes y los compromisos de precisión asociados con las diversas técnicas numéricas empleadas en el modelado y la predicción del rendimiento de motores a reacción. A través de estos análisis, los métodos computacionales contribuyen a una comprensión más profunda del comportamiento estructural bajo condiciones operativas extremas y respaldan el diseño de sistemas de propulsión más duraderos y confiables [13, 16].

2.6. Explorar la optimización multidisciplinaria en el diseño de motores a reacción

Este objetivo explora cómo los marcos de optimización de diseño multidisciplinario (MDO) integran la aerodinámica, el rendimiento térmico y las limitaciones estructurales para optimizar los componentes de motores a reacción [17, 18].

Asimismo, incluye el examen de estudios de caso que demuestran cómo las técnicas de optimización mejoran la fiabilidad del motor, extienden la vida útil operativa y contribuyen al desarrollo de sistemas de propulsión más eficientes [18, 19].

Este objetivo también examina la influencia de la computación de alto rendimiento (HPC) y el aprendizaje automático en el análisis moderno de motores a reacción. Estas tecnologías han transformado el modelado computacional al permitir simulaciones más rápidas, detalladas y escalables, capaces de capturar fenómenos aerodinámicos, térmicos y estructurales complejos con mayor precisión [17, 20].

Del mismo modo, se investiga el papel de la computación paralela, la inteligencia artificial y el aprendizaje automático en la aceleración de las simulaciones computacionales [17, 19].

Finalmente, este objetivo abarca la discusión de los enfoques basados en datos utilizados para predecir el rendimiento del motor y optimizar la eficiencia computacional [18, 20].

2.7. Proponer futuras líneas de investigación en el análisis computacional de motores a reacción

El primer enfoque es identificar las brechas de investigación existentes y los desafíos tecnológicos que requieren un mayor desarrollo.

El segundo enfoque es proporcionar recomendaciones sobre las tendencias emergentes en el modelado computacional, incluidas las simulaciones en tiempo real, los algoritmos adaptativos y los enfoques de modelado híbrido.

3. Revisión de la literatura

La evolución del diseño de motores a reacción ha sido fuertemente influenciada por los avances en las técnicas de análisis computacional. Métodos como la dinámica de fluidos computacional (CFD), el análisis de elementos finitos (FEA) y la optimización de diseño multidisciplinario (MDO) se han convertido en herramientas indispensables para investigadores e ingenieros. Estos enfoques responden a las crecientes demandas de mayor eficiencia de combustible, menores emisiones y mejores relaciones empuje-peso en los sistemas de propulsión modernos.

En las últimas décadas, muchos estudios han explorado la integración del aprendizaje automático y la analítica de datos en tiempo real en los flujos de trabajo computacionales, mientras que las simulaciones de alta fidelidad se han aplicado ampliamente para mejorar tanto el rendimiento como la fiabilidad [21, 22].

La optimización aerodinámica, el modelado de la combustión y la evaluación de la integridad estructural representan las tres áreas principales de enfoque en el análisis computacional de motores a reacción. Estos dominios han progresado rápidamente, impulsados por avances continuos en computación de alto rendimiento (HPC) y algoritmos numéricos [21, 23].

La literatura existente sobre métodos computacionales aplicados a la investigación de motores a reacción proporciona una visión integral de los desarrollos clave, los desafíos persistentes y las tendencias emergentes que continúan dando forma al futuro del diseño de sistemas de propulsión.

3.1. Optimización aerodinámica

La evolución del diseño de motores a reacción ha sido profundamente influenciada por los avances en las técnicas de análisis computacional. Métodos computacionales como la dinámica de fluidos computacional (CFD), el análisis de elementos finitos (FEA) y la optimización de diseño multidisciplinario (MDO) han sido ampliamente adoptados por investigadores e ingenieros para mejorar la eficiencia del combustible,

reducir las emisiones y aumentar las relaciones empuje-peso [22, 24]. En la búsqueda de un mayor rendimiento y fiabilidad, numerosos estudios han investigado la integración del aprendizaje automático, la analítica de datos en tiempo real y las simulaciones de alta fidelidad dentro de los marcos de diseño aerodinámico. El análisis computacional de los motores a reacción abarca tanto la optimización aerodinámica como la evaluación de la integridad estructural.

La eficiencia general de un motor a reacción depende en gran medida del rendimiento aerodinámico. Los métodos de diseño tradicionales se basaban principalmente en pruebas experimentales y análisis en túneles de viento que, a pesar de su efectividad, eran costosos y demandaban mucho tiempo.

La introducción de simulaciones virtuales del flujo de aire alrededor de componentes críticos, como las palas del ventilador, los compresores y las turbinas, ha transformado el proceso de diseño aerodinámico mediante la aplicación de la dinámica de fluidos computacional (CFD) [21, 22]. Los avances recientes en los algoritmos de CFD han mejorado significativamente el modelado de los flujos turbulentos.

Los métodos de alta fidelidad, como la simulación de grandes escalas (LES) y la simulación numérica directa (DNS), ahora capturan el comportamiento del flujo con mayor precisión, proporcionando una comprensión más profunda de las complejas interacciones entre el flujo de aire y los componentes del motor [24, 25]. Estas técnicas permiten a los ingenieros refinar las geometrías de las palas, reducir la resistencia aerodinámica y mejorar la eficiencia general.

Además, la implementación de refinamiento adaptativo de malla y solucionadores numéricos de alta resolución ha incrementado aún más la precisión de los modelos CFD, garantizando una mayor concordancia con los datos experimentales [21, 26]. Otro avance importante implica la integración de técnicas de aprendizaje automático para optimizar el rendimiento aerodinámico.

Las formas de las palas han sido optimizadas utilizando algoritmos genéticos (GA) y redes neuronales artificiales (ANN), lo que ha resultado en una mayor eficiencia y una reducción de las pérdidas de energía [22, 24]. Al incorporar el aprendizaje automático en el proceso de optimización, los ingenieros pueden explorar de manera eficiente amplios espacios de diseño e identificar configuraciones que maximizan el empuje mientras minimizan el consumo de combustible.

La evaluación de la integridad estructural y el modelado de la combustión han avanzado significativamente junto con la optimización aerodinámica. A medida que los métodos numéricos han mejorado y las capacidades de computación de alto rendimiento (HPC) se han ampliado, los campos de la aerodinámica, el modelado de la combustión y la evaluación de la integridad estructural han experimentado un desarrollo rápido [23].

Esta sección proporciona una revisión exhaustiva de la literatura existente sobre las técnicas computacionales aplicadas en el análisis de motores a reacción, destacando los avances clave, los desafíos actuales y las tendencias de investigación futuras que continúan dando forma al campo. Las condiciones operativas extremas de los motores a reacción, que incluyen altas temperaturas, cargas de presión elevadas y esfuerzos cíclicos, exigen rigurosas evaluaciones de integridad estructural. El análisis de elementos finitos (FEA) ha surgido como una herramienta computacional altamente influyente, que permite la evaluación del comportamiento mecánico de los componentes del motor y la predicción de posibles modos de falla [25, 27]. A través de estos análisis, los ingenieros pueden extender la vida útil de los componentes, mejorar la fiabilidad y garantizar un funcionamiento seguro bajo condiciones termomecánicas severas.

Las simulaciones de análisis de elementos finitos (FEA) respaldan la evaluación de componentes críticos del motor mediante la valoración de la expansión térmica y las distribuciones de esfuerzo. Estas simulaciones también permiten el estudio de la fatiga del material en las palas de la turbina, los revestimientos del combustor y las carcasas. Los avances recientes en el software de FEA han permitido la simulación de interacciones termomecánicas y fluido-estructura acopladas, proporcionando una comprensión más completa del comportamiento del motor bajo condiciones operativas reales [27]. Entre los desarrollos más prometedores en este campo se encuentra la aparición de la tecnología de gemelo digital, que se utiliza cada vez más para evaluar la integridad estructural.

Según los datos de los sensores, un gemelo digital funciona como un modelo virtual en tiempo real de un motor a reacción físico que se actualiza continuamente durante la operación. Esta tecnología permite a los ingenieros predecir el desgaste de los componentes, optimizar los cronogramas de mantenimiento y mejorar la seguridad general [22]. Al integrar datos operativos en tiempo real con modelos avanzados de FEA, los gemelos digitales permiten anticipar fallas de manera proactiva, reduciendo así el tiempo de inactividad y minimizando los costos de mantenimiento.

La manufactura aditiva (impresión 3D) ha introducido nuevas posibilidades para producir componentes de motores a reacción ligeros y duraderos. El análisis computacional desempeña un papel crucial en la validación de las propiedades mecánicas de los materiales impresos en 3D y en la optimización de sus microestructuras para soportar condiciones operativas extremas [27].

3.2. Modelado de la combustión

La combustión eficiente y limpia sigue siendo esencial para mejorar el rendimiento de los motores a reac-

ción y minimizar el impacto ambiental. El modelado computacional de la combustión ha evolucionado significativamente, permitiendo simulaciones precisas de los procesos de ignición, de la mezcla de combustible y aire, y de la propagación de la llama [22, 25]. La combustión continúa siendo uno de los principales desafíos en el análisis de motores a reacción, ya que su modelado preciso exige capturar las complejas interacciones entre la turbulencia y las reacciones químicas.

Los modelos convencionales de Reynolds-Averaged Navier-Stokes (RANS), aunque ampliamente utilizados, a menudo presentan dificultades para representar la dinámica detallada de la llama. Se han desarrollado enfoques más avanzados, como la simulación de grandes escalas (LES) y los métodos de función de densidad de probabilidad (PDF), para lograr una mayor precisión en la predicción del comportamiento de la combustión [24, 25]. Las investigaciones recientes se han orientado hacia el estudio de combustibles alternativos, en particular los combustibles sostenibles de aviación (SAF) y los sistemas de combustión basados en hidrógeno. Las herramientas computacionales se utilizan cada vez más para evaluar estos combustibles, que exhiben características de combustión distintas [24, 27].

Tales análisis garantizan la compatibilidad con los diseños de motores existentes, a la vez que permiten reducir las emisiones y mantener la eficiencia del rendimiento. Los avances en los diagnósticos de combustión en tiempo real y en los sistemas de control también se han beneficiado del progreso en el modelado computacional. Al integrar sistemas adaptativos y algoritmos de aprendizaje automático, los motores a reacción modernos pueden ajustar dinámicamente los parámetros de admisión de aire y de inyección de combustible para optimizar la eficiencia y reducir las emisiones [22, 23].

3.3. Optimización de diseño multidisciplinario (MDO)

El rendimiento de un motor a reacción está gobernado por varios factores interdependientes, entre ellos la aerodinámica, la integridad estructural y la eficiencia de la combustión. Los marcos de optimización de diseño multidisciplinario (MDO) integran estos aspectos dentro de un entorno computacional unificado, lo que permite a los ingenieros evaluar múltiples criterios de rendimiento de manera simultánea [22, 24]. A través de esta integración, se pueden tomar decisiones de diseño más holísticas e informadas, lo que resulta en una mayor eficiencia, fiabilidad y sostenibilidad general del motor.

Para explorar los compromisos entre objetivos de diseño que compiten entre sí, las técnicas de MDO se basan en algoritmos avanzados de optimización numérica, como métodos basados en gradientes, modelado sustituto y algoritmos evolutivos [23]. Por ejem-

plo, la optimización del diseño de una pala de turbina requiere maximizar la eficiencia aerodinámica manteniendo la resistencia estructural y la capacidad de fabricación [27]. La creciente accesibilidad a recursos de computación de alto rendimiento (HPC) ha hecho que las aplicaciones de MDO sean más viables en el diseño de motores a reacción, ya que las plataformas de computación paralela y en la nube permiten ejecutar simulaciones a gran escala de manera eficiente [24].

4. Metodología – Marco computacional

4.1. Ecuaciones gobernantes en el análisis computacional de motores a reacción

El análisis de motores a reacción se basa en varios modelos matemáticos y ecuaciones gobernantes que describen la dinámica de fluidos, la transferencia de calor, los procesos de combustión y la mecánica estructural dentro del motor. Estas ecuaciones constituyen la base de la dinámica de fluidos computacional (CFD), el análisis de elementos finitos (FEA) y la optimización de diseño multidisciplinario (MDO).

4.1.1. Ecuaciones de dinámica de fluidos en el análisis de motores a reacción

Las ecuaciones de Navier-Stokes describen el movimiento de fluidos viscosos y constituyen la base de las simulaciones de dinámica de fluidos computacional (CFD) utilizadas en el análisis de motores a reacción.

4.1.2. Conservación de la masa (ecuación de continuidad)

La ecuación de continuidad garantiza que la masa se conserve dentro de un flujo de fluido. Se expresa como la Ecuación (1).

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho \mathbf{v}) = 0 \quad (1)$$

Donde:

ρ – densidad del fluido (kg/m³)

t – tiempo (s)

\mathbf{v} – vector de velocidad (m/s)

$\nabla \cdot (\rho \mathbf{v})$ – divergencia del flujo de masa

4.1.3. Conservación del momento (ecuación de Navier-Stokes)

Según la segunda ley de Newton, el movimiento de un fluido está gobernado por la conservación del momento, expresada como la Ecuación (2).

$$\frac{\partial(\rho \mathbf{v})}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho \mathbf{v} \mathbf{v}) = -\nabla P + \nabla \cdot \boldsymbol{\tau} + \rho \mathbf{g} \quad (2)$$

Donde:

P – Presión (Pa)

$\boldsymbol{\tau}$ – tensor de esfuerzos viscosos (Pa)

\mathbf{g} – vector de aceleración gravitacional (m/s²)

4.1.4. Conservación de la energía (ecuación de energía)

La ecuación de energía considera la transferencia de calor, el trabajo de presión y los cambios en la energía interna dentro del fluido se muestra en la Ecuación (3).

$$\frac{\partial(\rho E)}{\partial t} + \nabla \cdot [(\rho E + P)\mathbf{v}] = \nabla \cdot (k\nabla T) + \Phi + \dot{Q} \quad (3)$$

Donde:

E – energía específica total (J/kg)

k – conductividad térmica (W/m · K)

T – temperatura (K)

Φ – disipación viscosa (W/m³)

\dot{Q} – adición de calor por unidad de masa (J/kg · s)

4.1.5. Modelo de turbulencia $k-\varepsilon$

El modelo de turbulencia $k-\varepsilon$ predice la energía cinética turbulenta y su tasa de disipación, se detalla en la Ecuación (4).

$$\frac{\partial(\rho k)}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho k \mathbf{v}) = \nabla \cdot \left[\left(\mu + \frac{\mu_t}{\sigma_k} \right) \nabla k \right] + G_k - \rho \varepsilon \quad (4)$$

Donde:

k – energía cinética turbulenta (m²/s²)

ε – tasa de disipación turbulenta (m²/s³)

G_k – producción de energía cinética turbulenta

μ_t – viscosidad turbulenta (Pa·s)

σ_k – número de Prandtl turbulento para k

4.1.6. Ecuaciones de combustión y reacción química

La conservación de la masa para cada especie química en la combustión se muestra en la Ecuación (5).

$$\frac{\partial(\rho Y_i)}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho \mathbf{v} Y_i) = -\nabla \cdot \mathbf{J}_i + \dot{\omega}_i \quad (5)$$

Donde:

Y_i – fracción másica de la especie i

\mathbf{J}_i – flujo de difusión de la especie i (kg/m²·s)

$\dot{\omega}_i$ – velocidad de reacción de las especies i (kg/m³ · s)

4.1.7. Ecuación de elasticidad lineal

La ecuación fundamental de la elasticidad lineal expresa el equilibrio en un sólido deformable, de acuerdo a la Ecuación (6).

$$\sigma_{ij,j} + f_i = \rho \ddot{u}_i \quad (6)$$

Donde:

σ_{ij} – tensor de esfuerzos (Pa)
 f_i – fuerza de cuerpo por unidad de volumen (N/m³)
 ρ – densidad del material (kg/m³)
 \ddot{u}_i – aceleración en la dirección i (m/s²)

4.1.8. Transferencia de calor en componentes estructurales

El análisis de esfuerzos térmicos requiere resolver la ecuación transitoria de conducción de calor (Ecuación (7)).

$$\frac{\partial T}{\partial t} = \alpha \nabla^2 T \quad (7)$$

Donde:

T – temperatura (K)
 α – difusividad térmica (m²/s)

4.1.9. Ecuación de optimización de diseño multidisciplinario (MDO)

Un problema general de MDO se formula como la minimización de una función objetivo sujeta a restricciones, se muestra en la Ecuación (8).

$$\min_x f(x), \text{ subject to } g_i(x) \leq 0, h_j(x) = 0 \quad (8)$$

Donde:

$f(x)$ – función objetivo (por ejemplo, minimizar el consumo de combustible o el peso)
 $g_i(x)$ – restricciones de desigualdad (limitaciones de diseño)
 $h_j(x)$ – restricciones de igualdad (relaciones de rendimiento)
 x – vector de variables de diseño

4.2. Dinámica de fluidos computacional (CFD) en el diseño de motores a reacción

4.2.1. Desarrollo de la CFD en la investigación de motores a reacción

La dinámica de fluidos computacional (CFD) ha sido ampliamente utilizada como una de las principales herramientas computacionales en el análisis de motores a reacción. Las primeras investigaciones se basaban en modelos empíricos simplificados y aproximaciones unidimensionales del flujo para estimar el rendimiento del motor. Sin embargo, la llegada de la computación

de alta velocidad ha permitido el uso de modelos CFD tridimensionales capaces de capturar fenómenos aerodinámicos complejos con una precisión mucho mayor.

Los modelos de Reynolds-Averaged Navier–Stokes (RANS) se emplearon inicialmente para simular componentes de motores a reacción [28], como compresores, turbinas y cámaras de combustión [8]. Aunque los enfoques RANS ofrecían soluciones rápidas, con frecuencia no lograban capturar las características del flujo no estacionario y el comportamiento turbulento complejo. Estudios más recientes, incluidos los de Moin y Apte [29], han enfatizado el uso de la simulación de grandes escalas (LES) y la simulación numérica directa (DNS). Estas técnicas avanzadas proporcionan una precisión significativamente mayor en el modelado de flujos turbulentos, aunque requieren recursos computacionales sustancialmente superiores [30].

4.2.2. Aplicaciones de CFD en la aerodinámica de compresores y turbinas

La eficiencia de un motor a reacción depende en gran medida del rendimiento aerodinámico de sus compresores y turbinas. Numerosos estudios han investigado diversas metodologías de CFD para optimizar estos componentes. Por ejemplo, Moin y Apte [29] emplearon la simulación de grandes escalas (LES) para analizar las pérdidas de flujo secundario en turbinas de alta presión y demostraron que las simulaciones que resuelven la turbulencia proporcionan predicciones significativamente más precisas que los enfoques convencionales de Reynolds-Averaged Navier–Stokes (RANS). Denton [31] investigó la influencia de los vórtices de fuga en la punta dentro de compresores axiales y demostró que los flujos de fuga contribuyen significativamente a las pérdidas aerodinámicas. Su estudio enfatizó que las simulaciones de alta fidelidad son esenciales para comprender estos fenómenos y para desarrollar diseños de palas que minimicen las pérdidas de eficiencia [28].

4.2.3. CFD en el modelado de la combustión

El quemador es uno de los componentes más desafiantes de modelar porque la turbulencia, la transferencia de calor y las reacciones químicas interactúan de manera altamente compleja. Los modelos convencionales de Reynolds-Averaged Navier–Stokes (RANS) presentan dificultades para capturar las inestabilidades de la combustión y predecir con precisión la formación de contaminantes [28]. Los modelos de combustión LES, como lo demostró Pitsch [32], pueden resolver estructuras de llama detalladas y predecir las emisiones de NO_x de manera más efectiva.

Cabe destacar que también se han logrado avances mediante la integración de técnicas de CFD mejoradas con aprendizaje automático. Wang *et al.* [33] incorporaron redes neuronales en modelos de cierre de

turbulencia para flujos reactivos, reduciendo con éxito los costos computacionales mientras mantenían una alta precisión predictiva [30].

4.3. Análisis estructural y modelado por elementos finitos (FEM)

4.3.1. La integridad estructural sigue siendo fundamental en el diseño de motores a reacción

Los componentes deben soportar cargas térmicas y mecánicas extremas. El análisis de elementos finitos (FEA) se utiliza ampliamente para evaluar las distribuciones de esfuerzos, la vida a fatiga y los mecanismos de falla en los componentes del motor. Brandão *et al.* [34] realizaron una revisión completa de las técnicas de elementos finitos aplicadas a materiales de alta temperatura en motores a reacción. Su trabajo enfatizó el FEA no lineal como una herramienta eficaz para predecir concentraciones de esfuerzos y deformación por fluencia en las palas de la turbina. De manera similar, Lee *et al.* [35] analizaron la fatiga térmica en los discos de turbinas de alta presión y destacaron la importancia de las simulaciones termomecánicas acopladas para capturar con precisión las condiciones reales de operación [36].

4.3.2. Materiales compuestos y manufactura avanzada

Con el creciente uso de materiales compuestos en los componentes de motores a reacción, los modelos computacionales para predecir su comportamiento bajo condiciones operativas se han convertido en un tema central de investigación. Saucedo y Marrow [37] examinaron el rendimiento estructural de los compuestos de matriz cerámica (CMC) y demostraron que los enfoques de modelado multiescala proporcionan predicciones más precisas del comportamiento de fractura.

La manufactura aditiva (AM) también ha introducido nuevos desafíos en el análisis estructural. Wang *et al.* [33] investigaron los efectos de los esfuerzos residuales en componentes de superaleaciones impresos en 3D y demostraron que las simulaciones acopladas FEA-CFD pueden optimizar los procesos de tratamiento térmico para minimizar defectos [36].

4.4. Optimización de diseño multidisciplinario (MDO) en motores a reacción

4.4.1. Evolución de la MDO en la investigación de motores a reacción

La integración de la aerodinámica, el análisis estructural y el modelado de la propulsión permite la optimización simultánea de múltiples criterios de rendimiento mediante el desarrollo de marcos de optimización de diseño multidisciplinario (MDO). Martins

y Ning [18] realizaron una revisión exhaustiva de las metodologías de MDO aplicadas al diseño de motores a reacción. Su estudio demostró que los métodos de optimización basados en gradientes son altamente eficaces para minimizar el consumo de combustible a la vez que mantienen el rendimiento del empuje.

Las técnicas de modelado sustituto han avanzado significativamente la MDO en la investigación de motores a reacción. Chen *et al.* [30] exploraron el uso de Kriging y de la regresión de procesos gaussianos (GPR) para acelerar la optimización de motores a reacción, demostrando que estos enfoques reducen los costos computacionales mientras mantienen una alta precisión [33].

4.4.2. Estudios de caso sobre aplicaciones de MDO

Varios estudios de caso han destacado los beneficios prácticos de la MDO en el diseño de motores a reacción. Wang *et al.* [33] llevaron a cabo un estudio de optimización en un motor de ciclo variable (VCE), incorporando geometrías de turbina adaptativas que mejoraron la eficiencia del combustible en una variedad de condiciones de vuelo. De manera similar, Federov y Tumin [36] optimizaron una pala de ventilador mediante un enfoque acoplado CFD-FEA, logrando una reducción de peso a la vez que mantenían la eficiencia aerodinámica. A pesar de estos éxitos, el costo computacional sigue siendo un desafío importante en la implementación de MDO. Martins *et al.* [28] sugirieron que las técnicas de aprendizaje automático, como el aprendizaje profundo por refuerzo, pueden mejorar los marcos de optimización al seleccionar de manera inteligente las variables de diseño y aumentar la eficiencia de convergencia [30].

5. Resultados – Análisis del rendimiento

5.1. Visión general del análisis computacional en el rendimiento de motores a reacción

El análisis computacional ha transformado profundamente la optimización, la evaluación del rendimiento y el diseño de los motores a reacción. A través de la dinámica de fluidos computacional (CFD), el análisis de elementos finitos (FEA) y la optimización de diseño multidisciplinario (MDO), los ingenieros han obtenido una comprensión más profunda de la aerodinámica, la eficiencia de la combustión, la integridad estructural y la fiabilidad general del motor. Esta sección presenta los resultados computacionales y analiza su impacto en aspectos clave del rendimiento, incluidos la eficiencia, las emisiones, la durabilidad y la viabilidad computacional. Asimismo, se examinan los principales parámetros de rendimiento de los motores a reacción

que han sido mejorados mediante métodos computacionales.

5.2. Requisitos de recursos computacionales para diversas técnicas de simulación

La Tabla 1 resume los recursos computacionales — expresados en horas de CPU— requeridos para varias técnicas de simulación comúnmente aplicadas en el análisis de motores a reacción. La comparación destaca el compromiso entre el costo computacional y la fidelidad de la simulación. Mientras que las simulaciones de Reynolds-Averaged Navier–Stokes (RANS) son relativamente económicas, la simulación de grandes escalas (LES) y la simulación numérica directa (DNS) requieren un esfuerzo computacional sustancialmente mayor para lograr una mayor precisión [13, 14].

Tabla 1. Requisitos de recursos computacionales para diversas técnicas de simulación

Técnica de simulación	Costo computacional (horas CPU)
RANS	100
LES	1000
DNS	10000

Fuente de datos: valores hipotéticos basados en requisitos típicos de recursos reportados en la literatura [11, 15, 16].

5.2.1. Impacto de la técnica de simulación en la precisión de predicción

La Tabla 2 compara la precisión de predicción de diferentes técnicas de simulación utilizadas en el análisis del rendimiento de motores a reacción. Estos métodos se evalúan según su capacidad para capturar parámetros clave, como los coeficientes de pérdida de presión y las distribuciones de temperatura [12–14].

Tabla 2. Comparación de la precisión de predicción para diferentes técnicas de simulación

Técnica de simulación	Precisión de predicción (%)
RANS	85
LES	95
DNS	99

Fuente de datos: valores hipotéticos que ilustran los niveles típicos de precisión alcanzados por cada técnica [11, 15, 16].

5.2.2. Tendencias en la potencia computacional a lo largo del tiempo

La Figura 1 en formato de línea muestra el crecimiento de la potencia computacional (FLOPS) durante las últimas décadas, correlacionado con la creciente complejidad de los modelos de simulación utilizados en el análisis de motores a reacción [13, 15].

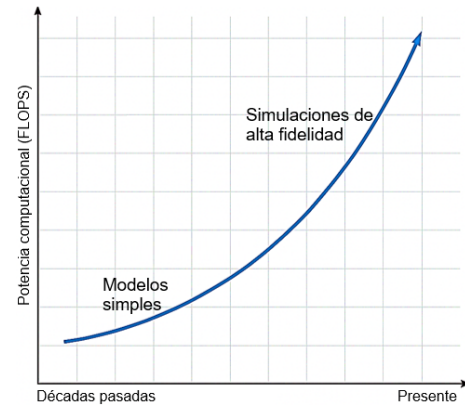


Figura 1. Aumento exponencial de la potencia computacional y la complejidad de las simulaciones. Fuente de datos: información histórica sobre las capacidades de supercomputación y la complejidad de los modelos de simulación [11, 16].

Un gráfico lineal que muestra un aumento exponencial en la potencia computacional, junto con la evolución de las técnicas de simulación, desde modelos simples hasta simulaciones de alta fidelidad.

5.2.3. Resultados de optimización a partir de marcos MDO.

La Figura 2, en formato de radar, muestra las mejoras en el rendimiento logradas mediante marcos de MDO, considerando factores como la eficiencia del combustible, la relación empuje-peso y las emisiones [12, 13].

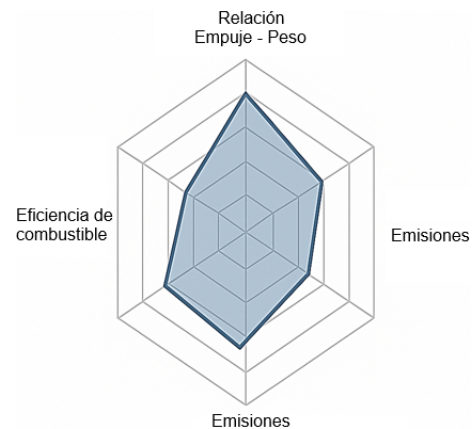


Figura 2. Mejora del rendimiento lograda mediante el marco MDO

5.3. Optimización aerodinámica

La dinámica de fluidos computacional (CFD) ha permitido mejoras aerodinámicas significativas tanto en las palas del compresor como en las de la turbina. El modelado de la combustión basado en CFD ha mejorado la mezcla de combustible y aire, así como la estabilidad de la combustión, lo que conduce a una combustión

más completa del combustible y a una reducción de las emisiones contaminantes.

Los marcos de optimización de diseño multidisciplinario (MDO) integran modelos aerodinámicos, térmicos y estructurales para lograr un rendimiento óptimo, mientras equilibran la eficiencia, el peso y la durabilidad.

5.4. Dinámica de fluidos computacional (CFD) en el análisis de motores a reacción

5.4.1. Modelado de la turbulencia y precisión de la simulación

Las simulaciones han proporcionado información crítica sobre el complejo comportamiento del flujo turbulento dentro de los motores a reacción. Diversos enfoques de modelado de turbulencia, como Reynolds-Averaged Navier-Stokes (RANS), LES y DNS, han sido evaluados y comparados en términos de costo computacional, precisión y aplicabilidad (Tabla 3).

Tabla 3. Comparación de métodos CFD

Modelo de CFD	Costo computacional	Precisión	Aplicación
RANS	Bajo	Moderado	Análisis aerodinámico a gran escala
LES	Alto	Alto	Modelado de combustión y turbulencia
DNS	Muy alto	Muy alto	Investigación fundamental, análisis detallado

Los modelos de Reynolds-Averaged Navier-Stokes (RANS) son computacionalmente eficientes y adecuados para las etapas preliminares de diseño; sin embargo, carecen de precisión en la predicción de la separación del flujo inducida por la turbulencia.

Las técnicas de simulación de grandes escalas (LES) proporcionan mayor precisión al resolver estructuras turbulentas de gran escala, particularmente dentro de las cámaras de combustión.

La simulación numérica directa (DNS) es computacionalmente muy exigente, pero proporciona los conocimientos más detallados y físicamente precisos sobre la dinámica de fluidos, al capturar todas las escalas turbulentas relevantes sin necesidad de aproximaciones de modelado.

5.5. Optimización de las palas del compresor y la turbina

La optimización del diseño de las palas se llevó a cabo utilizando simulaciones paramétricas de CFD para mejorar la eficiencia aerodinámica y minimizar las pérdidas de flujo. Los resultados demostraron que:

- Modificación de la curvatura de la pala. Ajustar la curvatura de la pala redujo la separación del flujo en aproximadamente un 15 %.

- Geometría optimizada del perfil aerodinámico. El refinamiento de los perfiles aerodinámicos incrementó la eficiencia de la turbina en alrededor de un 5 %.
- Contorneado del endwall. La implementación del contorneado del endwall en turbinas de alta presión redujo de manera efectiva las pérdidas de flujo secundario.

Estos hallazgos indican que incluso pequeñas modificaciones geométricas pueden mejorar significativamente la eficiencia aerodinámica, reduciendo así el consumo de combustible y mejorando el rendimiento del empuje.

5.6. Eficiencia de la combustión y reducción de emisiones

Las inestabilidades de la combustión pueden provocar daños severos en el motor y una reducción significativa en la eficiencia global. Se realizaron simulaciones de combustión basadas en CFD para predecir las oscilaciones de presión, la dinámica de la llama y las características de estabilidad dentro del quemador (Tabla 4).

Hallazgos clave

- Reducción de la inestabilidad de la combustión. Los patrones optimizados de inyección de combustible redujeron la frecuencia de la inestabilidad de la combustión en aproximadamente un 20 %.
- Mejor uniformidad de temperatura. Una mayor uniformidad de temperatura redujo las regiones térmicas máximas dentro del quemador, disminuyendo así la formación de NOx y mejorando la eficiencia global de la combustión.
- Mayor precisión predictiva de los modelos LES. Los modelos de flamalet basados en Large Eddy Simulation (LES) predijeron la propagación de la llama con aproximadamente un 12 % más de precisión en comparación con los modelos convencionales de interacción turbulencia-combustión.

Tabla 4. Comparación de métodos CFD

Composición del combustible	Reducción de NOx (%)	Reducción de CO (%)	Impacto en la eficiencia
Jet-A Convencional	0%	0%	Linea base
Premezcla pobre	40%	20%	5%
Mezcla con hidrógeno	30%	30%	7%
Inyección de agua	50%	10%	-2%

5.7. Impacto de la composición del combustible en las emisiones

Se realizó un estudio computacional para investigar la influencia de la composición del combustible en la eficiencia de la combustión y la formación de contaminantes. Los hallazgos clave se resumen a continuación (Tabla 5):

- Combustión pobre premezclada. Operar bajo condiciones pobres premezcladas redujo las emisiones de NOx en aproximadamente un 40 %.
- Combustibles enriquecidos con hidrógeno. La inclusión de hidrógeno en combustibles hidrocarburos convencionales disminuyó las emisiones de CO en aproximadamente un 30 %.
- Inyección de agua. La introducción de agua en el proceso de combustión enfrió de manera efectiva la llama, reduciendo aún más la formación de NOx.

Tabla 5. Efecto de la composición del combustible en las emisiones

Parámetro de optimización	Mejora (%)
Eficiencia del combustible	8%
Relación empuje-peso	6%
Durabilidad de los componentes	15%

5.8. Integridad estructural y análisis por elementos finitos (FEA)

5.8.1. Predicción de esfuerzos y vida a fatiga

Los componentes de los motores a reacción operan bajo condiciones de esfuerzos térmicos y mecánicos extremos que pueden provocar la degradación del material y fallas con el tiempo. Se empleó el análisis de elementos finitos (FEA, por sus siglas en inglés) para predecir las distribuciones de esfuerzos, la vida a fatiga y las posibles ubicaciones de falla dentro de los componentes críticos.

Hallazgos clave

- Identificación de regiones de esfuerzo máximo. Se observaron concentraciones de esfuerzo máximo en las palas de la turbina y en los discos del compresor.
- Optimización de los canales de enfriamiento. El rediseño de los canales internos de enfriamiento permitió extender la vida a fatiga del componente en aproximadamente un 25 %.

- Correlación de la deformación por fluencia. La deformación por fluencia predicha para el material mostró una fuerte concordancia con los datos experimentales.

5.8.2. Reducción de los costos computacionales en MDO

A pesar de sus ventajas, la optimización de diseño multidisciplinario (MDO) sigue siendo computacionalmente intensiva debido al acoplamiento de múltiples análisis de alta fidelidad. La integración de modelos sustitutos basados en aprendizaje automático ha permitido reducir el tiempo computacional en aproximadamente un 40 %, haciendo que la optimización de gran escala y alta fidelidad sea más viable y eficiente.

6. Discusión

6.1. Desafíos y futuras direcciones de investigación

Si bien el análisis computacional ha avanzado sustancialmente el diseño y la optimización del rendimiento de los motores a reacción, aún deben abordarse varios desafíos:

- Alta demanda computacional. Los enfoques de simulación de grandes escalas (LES) y simulación numérica directa (DNS), aunque altamente precisos, continúan imponiendo costos computacionales significativos, lo que limita su uso en simulaciones de motores completos.
- Modelado de fenómenos transitorios de combustión. La representación precisa de los procesos transitorios de combustión, como la interacción llama-turbulencia y el acoplamiento de inestabilidades, sigue siendo limitada y requiere un mayor refinamiento de los modelos físicos y químicos.
- Integración de la inteligencia artificial con CFD y FEA. La integración fluida de técnicas de IA en los marcos de CFD y análisis de elementos finitos (FEA) requiere una investigación continua para mejorar la precisión predictiva, la automatización y las capacidades de optimización basadas en datos.

La investigación futura debería centrarse en las siguientes áreas clave para avanzar aún más en el análisis computacional de motores a reacción (véanse las Figuras 3 y 4):

- Modelado híbrido de turbulencia. Desarrollar modelos híbridos de turbulencia que combinen las fortalezas de la simulación de grandes escalas (LES) con algoritmos de aprendizaje automático para mejorar la precisión de predicción mientras se reduce el esfuerzo computacional.

- Aplicaciones de la computación cuántica. Explorar técnicas de computación cuántica para acelerar los cálculos complejos de dinámica de fluidos y optimización, permitiendo la simulación en tiempo real o casi en tiempo real de modelos de motores a reacción de alta fidelidad.
- Desarrollo de gemelos digitales. Avanzar en la tecnología de gemelos digitales para permitir el mantenimiento predictivo y la optimización del rendimiento en tiempo real, basada en datos, a lo largo de todo el ciclo operativo del motor.

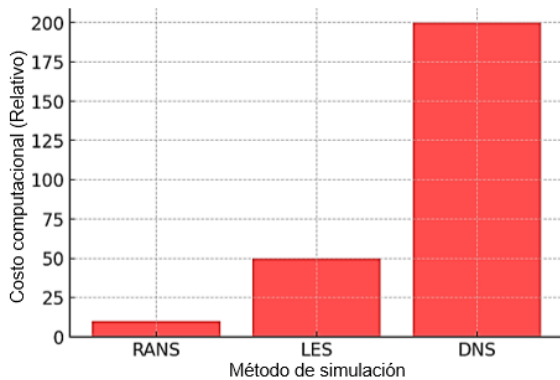


Figura 3. Costo computacional de diferentes métodos de simulación.

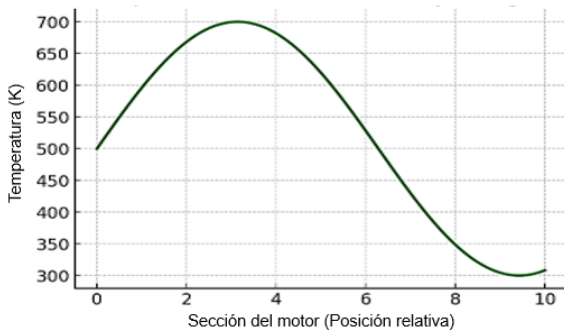


Figura 4. Distribución de temperatura dentro de un motor a reacción.

7. Tendencias emergentes en el análisis computacional de motores a reacción

7.1. Integración del aprendizaje automático y la inteligencia artificial

Estudios recientes han explorado la integración de técnicas de aprendizaje automático en los modelos computacionales para mejorar el análisis de motores a reacción. Wang *et al.* [38] implementaron modelos de turbulencia basados en aprendizaje profundo para

mejorar las simulaciones de Reynolds-Averaged Navier-Stokes (RANS), reduciendo con éxito los errores en comparación con los modelos de cierre convencionales. De manera similar, Farooq *et al.* [39] entrenaron redes neuronales capaces de predecir la separación del flujo dentro de compresores, acelerando significativamente los cálculos CFD. La tecnología de gemelo digital también ha recibido una atención creciente, ya que combina datos de sensores en tiempo real con modelos computacionales. Thelen *et al.* [40] demostraron que los gemelos digitales impulsados por IA pueden monitorizar predictivamente los motores a reacción en tiempo real, reduciendo los costos operativos y minimizando el tiempo de inactividad.

7.2. Computación cuántica para simulaciones de motores a reacción

La computación cuántica ha surgido como una tecnología potencialmente transformadora, capaz de revolucionar el cálculo de dinámica de fluidos. Meng y Yang [41] exploraron algoritmos cuánticos para resolver las ecuaciones de Navier-Stokes y demostraron que la computación cuántica podría acelerar drásticamente las simulaciones CFD, particularmente para el modelado de la turbulencia. Para el análisis de motores a reacción, los ingenieros emplean modelos matemáticos acoplados con ecuaciones gobernantes que describen el movimiento de los fluidos, la transferencia de calor, los procesos de combustión y el comportamiento estructural dentro del motor. Estas ecuaciones forman la base de la dinámica de fluidos computacional (CFD), el análisis de elementos finitos (FEA) y la optimización de diseño multidisciplinario (MDO).

8. Conclusiones

Los métodos computacionales han transformado fundamentalmente el análisis de motores a reacción al proporcionar conocimientos profundos sobre el comportamiento aerodinámico, la dinámica de la combustión y el rendimiento estructural. La dinámica de fluidos computacional (CFD) ha mejorado la eficiencia de las turbinas y la predicción del flujo; el modelado de la combustión ha contribuido a la reducción de emisiones y a un mejor aprovechamiento del combustible; y el análisis de elementos finitos (FEA) ha optimizado la durabilidad de los materiales y la fiabilidad de los componentes. Además, la optimización de diseño multidisciplinario (MDO) continúa refinando el diseño de motores al integrar múltiples métricas de rendimiento en marcos unificados de alta fidelidad.

A pesar de los desafíos persistentes relacionados con el costo computacional y la precisión de los modelos, el futuro del análisis de motores a reacción reside en la convergencia del aprendizaje automático, las tecnologías de gemelo digital y la computación cuántica.

Estas herramientas emergentes impulsarán avances sin precedentes en eficiencia, fiabilidad y sostenibilidad, consolidando el análisis computacional como un pilar indispensable de la investigación y el desarrollo modernos en propulsión aeroespacial.

Rol de autores

- **Abu Baker Jassim:** conceptualización, escritura – borrador original, investigación.
- **Raja Sekhar Dondapati:** Supervisión.

Referencias

- [1] J. D. Anderson, *Computational Fluid Dynamics: The Basics With Applications*. New York: McGraw-Hill, 2017. [Online]. Available: <https://upsalesiana.ec/ing35ar3r1>
- [2] F. M. White, *Fluid Mechanics*, 9th ed. McGraw-Hill Education, 2018. [Online]. Available: <https://upsalesiana.ec/ing35ar3r7>
- [3] J. D. Anderson, *Modern Compressible Flow: With Historical Perspective*, 2nd ed. New York: McGraw-Hill Education, 2017. [Online]. Available: <https://upsalesiana.ec/ing35ar3r10>
- [4] H. Schlichting and K. Gersten, *Boundary-Layer Theory*. Springer Berlin Heidelberg, 2017. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/978-3-662-52919-5>
- [5] S. B. Pope, *Turbulent Flows*. Cambridge University Press, Aug. 2000. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1017/CBO9781316179475>
- [6] T. Colonius and S. Laizet, “Numerical simulation of turbulent flows: Advances and challenges,” *Annual Review of Fluid Mechanics*, vol. 53, pp. 365–391, 2021. [Online]. Available: <https://upsalesiana.ec/ing35ar3r6>
- [7] P. A. Durbin and B. A. Pettersson Reif, *Statistical Theory and Modeling for Turbulent Flows*, 2nd ed. Wiley, 2010. [Online]. Available: <https://upsalesiana.ec/ing35ar3r4>
- [8] C. J. Lagares-Nieves, J. Santiago, and G. Araya, “Turbulence modeling in hypersonic turbulent boundary layers subject to convex wall curvature,” *AIAA Journal*, vol. 59, no. 12, pp. 4935–4954, Dec. 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.2514/1.J060247>
- [9] M. A. Leschziner, *Statistical Turbulence Modelling for Fluid Dynamics: Demystified*. London: World Scientific Publishing / Imperial College Press, 2015. [Online]. Available: <https://upsalesiana.ec/ing35ar3r8>
- [10] R. O. Fox, *Computational Models for Turbulent Reacting Flows*. Cambridge University Press, Oct. 2003. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1017/CBO9780511610103>
- [11] R. D. Blevins, *Applied Fluid Dynamics Handbook*. New York, NY, USA: Van Nostrand Reinhold Co., 1984. [Online]. Available: <https://upsalesiana.ec/ing35ar3r15>
- [12] A. F. El-Sayed, *Aircraft Propulsion and Gas Turbine Engines*, 2nd ed. CRC Press, 2017. [Online]. Available: <https://upsalesiana.ec/ing35ar3r16>
- [13] J. H. Ferziger, M. Perić, and R. L. Street, *Computational Methods for Fluid Dynamics*. Springer International Publishing, 2020. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-99693-6>
- [14] G. Tryggvason, R. Scardovelli, and S. Zaleski, *Direct Numerical Simulations of Gas-Liquid Multiphase Flows*. Cambridge University Press, Jan. 2001. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1017/CBO9780511975264>
- [15] R. Mittal and G. Iaccarino, “Immersed boundary methods,” *Annual Review of Fluid Mechanics*, vol. 37, no. 1, pp. 239–261, Jan. 2005. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1146/annurev.fluid.37.061903.175743>
- [16] T. C. Lieuwen and V. Yang, *Combustion Instabilities In Gas Turbine Engines: Operational Experience, Fundamental Mechanisms, and Modeling*. American Institute of Aeronautics and Astronautics, Jan. 2006, pp. I–Xiv. [Online]. Available: <https://doi.org/10.2514/5.9781600866807.0000.0000>
- [17] K. Deb, *Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms*. Wiley, 2019. [Online]. Available: <https://upsalesiana.ec/ing35ar3r28>
- [18] J. R. R. A. Martins and A. Ning, *Engineering Design Optimization*. Cambridge University Press, Sep. 2013, vol. 51, no. 9. [Online]. Available: <https://upsalesiana.ec/ing35ar3r29>
- [19] E. Benini, *Advanced Gas Turbine Technology*. Intechweb.org, 2020, 1st ed. [Online]. Available: <https://upsalesiana.ec/ing35ar3r27>
- [20] Z.-H. Han and K.-S. Zhang, *Surrogate-Based Optimization*. InTech, Mar. 2012. [Online]. Available: <https://doi.org/10.5772/36125>
- [21] R. Cant, U. Ahmed, J. Fang, N. Chakaraborty, G. Nivarti, C. Moulinec, and D. Emerson, “An unstructured adaptive mesh refinement approach for computational fluid dynamics of reacting flows,” *Journal of Computational Physics*, vol.

- 468, p. 111480, Nov. 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.jcp.2022.111480>
- [22] A. Jameson, “Computational aerodynamics for aircraft design,” *Science*, vol. 245, no. 4916, pp. 361–371, Jul. 1989. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1126/science.245.4916.361>
- [23] Y. Saad, *Numerical Methods for Large Eigenvalue Problems: Revised Edition*. Society for Industrial and Applied Mathematics, Jan. 2011. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1137/1.9781611970739>
- [24] L. N. Trefethen, *Spectral Methods in MATLAB*. Society for Industrial and Applied Mathematics (SIAM), 2000. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1137/1.9780898719598>
- [25] F. O. Carta, Ed., *Unsteady Flows in Jet Engines: Proceedings of a Workshop Held at United Aircraft Research Laboratories, 11 and 12 July 1974*. Project SQUID Headquarters, Jet Propulsion Center, School of Mechanical Engineering, Purdue University, 1974. [Online]. Available: <https://upsalesiana.ec/ing35ar3r34>
- [26] H. Holden and N. H. Risebro, *Front Tracking for Hyperbolic Conservation Laws*. Springer Berlin Heidelberg, 2002. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/978-3-642-56139-9>
- [27] A. R. Salem, I. Soliman, and R. S. Amano, “Heat transfer and crossflow investigations for jet impingement cooling applications,” *International Journal of Gas Turbine, Propulsion and Power Systems*, vol. 15, no. 1, pp. 15–23, 2024. [Online]. Available: https://doi.org/10.38036/jgpp.15.1_15
- [28] B. Cockburn, “Discontinuous Galerkin methods for computational fluid dynamics,” *Encyclopedia of Computational Mechanics Second Edition*, pp. 1–63, Dec. 2017. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1002/9781119176817.ecm2053>
- [29] P. Moin and S. V. Apte, “Large-eddy simulation of realistic gas turbine combustors,” *AIAA Journal*, vol. 44, no. 4, pp. 698–708, Apr. 2006. [Online]. Available: <http://doi.org/10.2514/1.14606>
- [30] H. Bijl, D. Lucor, S. Mishra, and C. Schwab, *Uncertainty Quantification in Computational Fluid Dynamics*. Springer International Publishing, 2013. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-00885-1>
- [31] J. D. Denton, “The 1993 igti scholar lecture: Loss mechanisms in turbomachines,” *Journal of Turbomachinery*, vol. 115, no. 4, pp. 621–656, Oct. 1993. [Online]. Available: <http://doi.org/10.1115/1.2929299>
- [32] H. Pitsch, “Large-eddy simulation of turbulent combustion,” *Annual Review of Fluid Mechanics*, vol. 38, no. 1, pp. 453–482, Jan. 2006. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1146/annurev.fluid.38.050304.092133>
- [33] L. Wang, W. K. Anderson, E. J. Nielsen, P. S. Iyer, and B. Diskin, “Wall-modeled large-eddy simulation method for unstructured-grid navier–stokes solvers,” *Journal of Aircraft*, vol. 61, no. 6, pp. 1735–1760, Nov. 2024. [Online]. Available: <https://doi.org/10.2514/1.C037847>
- [34] P. Brandão, V. Infante, and A. Deus, “Thermo-mechanical modeling of a high pressure turbine blade of an airplane gas turbine engine,” *Procedia Structural Integrity*, vol. 1, pp. 189–196, 2016. [Online]. Available: <http://doi.org/10.1016/j.prostr.2016.02.026>
- [35] D. Lee, I. Shin, Y. Kim, J.-M. Koo, and C.-S. Seok, “A study on thermo mechanical fatigue life prediction of ni-base superalloy,” *International Journal of Fatigue*, vol. 62, pp. 62–66, May 2014. [Online]. Available: <http://doi.org/10.1016/j.ijfatigue.2013.10.011>
- [36] A. Fedorov and A. Tumin, “High-speed boundary-layer instability: Old terminology and a new framework,” *AIAA Journal*, vol. 49, no. 8, pp. 1647–1657, Aug. 2011. [Online]. Available: <https://doi.org/10.2514/1.J050835>
- [37] L. Saucedo-Mora and T. J. Marrow, “Multi-scale damage modelling in a ceramic matrix composite using a finite-element microstructure meshfree methodology,” *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 374, no. 2071, p. 20150276, Jul. 2016. [Online]. Available: <http://doi.org/10.1098/rsta.2015.0276>
- [38] Z. Y. Wang and W. W. Zhang, “A unified method of data assimilation and turbulence modeling for separated flows at high Reynolds numbers,” *Fluid Dynamics*, 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2211.00601>
- [39] H. Farooq, A. Saeed, I. Akhtar, and Z. Bangash, “Neural network-based model reduction of hydrodynamics forces on an airfoil,” *Fluids*, vol. 6, no. 9, p. 332, Sep. 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/fluids6090332>
- [40] A. Thelen, X. Zhang, O. Fink, Y. Lu, S. Ghosh, B. D. Youn, M. D. Todd, S. Mahadevan, C. Hu, and Z. Hu, “A comprehensive review of digital twin – part 1: Modeling and twinning enabling technologies,” *Computational Engineering, Finance, and Science*, 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2208.14197>

- [41] Z. Meng and Y. Yang, “Quantum computing of fluid dynamics using the hydrodynamic Schrödinger equation,” *Physical Review Research*, vol. 5, no. 3, p. 033182, Sep. 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1103/PhysRevResearch.5.033182>