

Sistema predictivo basado en lógica difusa para la prevención del sobrecalentamiento en motores de combustión interna.

Predictive system using fuzzy logic for overheating prevention in internal combustion engines.

Juan Ríos Hernández (1).
Estudiante Colegio de Formación Educativa TENAM. de Tuxtla Gutiérrez.
juan-rios@utem.edu.mx.

Christian Roberto Ibáñez Nangüelú* (2). Universidad Politécnica de Chiapas,
cribn@ib.upchiapas.edu.mx.

Joaquín Eduardo Domínguez Zenteno (3). Tecnológico Nacional de México/Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez, joaquin.dz@tuxtla.tecnm.mx.

Vicente Leon Orozco (4). Tecnológico Nacional de México/Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez,
vicente.lo@tuxtla.tecnm.mx.

Manuel Ramos Ponce (5), Universidad Tecnológica de Manzanillo UTeM, manuel-ramos@utem.edu.mx.

Fredy Martínez Cortez (6), Universidad Tecnológica de Manzanillo UTeM, fredy-cortez@utem.edu.mx.

Rigoberto Jiménez Jonapá (7), Tecnológico Nacional de México/Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez,
rigoberto.jj@tuxtla.tecnm.mx.

Roberto Ibáñez Córdova (8), Tecnológico Nacional de México/Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez,
roberto.ic@tuxtla.tecnm.mx.

Dorian Alberto Ibáñez Nangüelú (9). Estudiante de la Maestría en Ciencias en Ingeniería Mecatrónica en el Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez, M25270414@tuxtla.tecnm.mx.

Georgina Hernández Santiz (10). Egresada de la Universidad Politécnica de Chiapas, 203340@ib.upchiapas.edu.mx.

*corresponding author.

Artículo recibido en septiembre 06, 2025; aceptado en octubre 16, 2025.

Resumen.

El presente proyecto se centra en el desarrollo de un sistema inteligente para la prevención del sobrecalentamiento en motores de combustión interna. Utilizando sensores de temperatura y flujo de aire, junto con un sistema basado en lógica difusa, se busca predecir condiciones de riesgo antes de que ocurran fallos críticos. Los sistemas de monitoreo actuales suelen ser reactivos, alertando al conductor cuando el sobrecalentamiento ya es un hecho, lo que limita la capacidad de prevenir daños mayores. Este sistema enviará alertas predictivas a un dispositivo móvil, optimizando así los costos de mantenimiento y mejorando la seguridad del operador.



Palabras claves: Lógica difusa, mantenimiento predictivo, sensores, sistema embebido, sobrecalentamiento del motor.

Abstract.

This project focuses on the development of an intelligent system for preventing overheating in internal combustion engines. Using temperature and air flow sensors, along with a system based on fuzzy logic, the goal is to predict risk conditions before critical failures occur. Current monitoring systems are often reactive, alerting the driver only after overheating has already occurred, which limits the ability to prevent significant damage. This system will send predictive alerts to a mobile device, thereby optimizing maintenance costs and improving operator safety.

Keywords: Embedded system, engine overheating, fuzzy logic, predictive maintenance, sensors.

1. Introducción.

El sistema de enfriamiento es un componente vital en los motores de combustión interna, encargado de mantener una temperatura de operación óptima y prevenir el sobrecalentamiento, una de las principales causas de fallas catastróficas (Ghafouri et al., 2021). La falla en este sistema no solo puede resultar en reparaciones costosas, sino que también compromete la seguridad del vehículo y sus ocupantes. Los sistemas de monitoreo tradicionales suelen ser reactivos, es decir, alertan al conductor únicamente cuando la temperatura ya ha superado el umbral crítico, dejando un margen de maniobra muy limitado (Sánchez et al., 2018). Esta deficiencia ha impulsado el desarrollo de sistemas inteligentes enfocados en el monitoreo y control de variables críticas del motor en tiempo real (Ay-ad & Abd-El-Tawwab, 2020; Jaiganesh et al., 2023).

En este contexto, la lógica difusa emerge como una herramienta de la inteligencia artificial ideal para manejar la incertidumbre y la imprecisión inherentes a las mediciones de sensores en un entorno tan dinámico como el de un automóvil (Saleh et al., 2022). A diferencia de los modelos matemáticos tradicionales, un sistema de inferencia difuso puede tomar decisiones basadas en reglas lingüísticas (ej. “si la temperatura es alta y el flujo de aire es bajo, entonces el riesgo es alto”), emulando el razonamiento humano.

Este proyecto aborda el diseño y la implementación de un prototipo de bajo costo para el monitoreo predictivo del sobrecalentamiento en un motor de combustión interna, utilizando sensores de temperatura y flujo de aire. El núcleo del sistema es un modelo de inferencia Takagi-Sugeno implementado en un microcontrolador NodeMCU, el cual procesa los datos y transmite alertas a una aplicación móvil desarrollada en App Inventor. Se busca demostrar que es factible crear un sistema proactivo que no solo informe sobre una falla inminente, sino que anticipe el riesgo, mejorando la seguridad y optimizando los costos de mantenimiento asociados a fallas por sobrecalentamiento.

2. Métodos.

Plataforma Experimental.

El estudio se realizó utilizando un vehículo Chevrolet Corsa modelo 2004, equipado con un motor de combustión interna de 1.8 litros. Este modelo fue seleccionado por su prevalencia en el mercado y por poseer un sistema de enfriamiento convencional, lo que lo convierte en un sujeto de prueba ideal para evaluar la eficacia del sistema propuesto.

Instrumentación y Adquisición de Datos.

Para monitorear las variables físicas clave, se seleccionó e implementó el siguiente hardware (ver Figura 1):

- Sensor de Temperatura: Se utilizó un sensor digital DS18B20, encapsulado en acero inoxidable y resistente al agua. Este sensor se eligió por su alta precisión ($\pm 0.5^{\circ}\text{C}$) y su amplio rango de operación (-55°C a $+125^{\circ}\text{C}$).
- Sensor de Flujo de Aire: Se empleó un anemómetro de tipo copa, modelo HWFS-1, para medir la velocidad del aire que incide sobre el radiador. Este sensor genera una salida de voltaje analógica (0-5 V) proporcional a la velocidad del viento (0-30 m/s).
- Unidad Central de Procesamiento: Un microcontrolador NodeMCU ESP8266 sirvió como el cerebro del sistema. Fue seleccionado por su bajo costo, capacidad de procesamiento y, fundamentalmente, por su módulo Wi-Fi integrado. Esta elección se alinea con el enfoque de Internet de las Cosas (IoT), que ha demostrado ser efectivo para el monitoreo remoto de la temperatura de motores en tiempo real (Patil & Yawalkar, 2020).



Figura 1. Hardware utilizado.

Diseño y Simulación del Sistema de Lógica Difusa.

Se implementó un modelo de inferencia de tipo Takagi-Sugeno de orden cero. Se eligió este modelo por su eficiencia computacional, ya que la consecuencia (la parte "THEN") de cada regla es un valor numérico nítido (constante), en lugar de un conjunto difuso. Esto simplifica el proceso de defusificación y lo hace ideal para su implementación en microcontroladores, especialmente en aplicaciones de control (Kumar & Hazarika, 2014).

La salida final del sistema se calcula como el promedio ponderado de las salidas de todas las reglas activadas, según la Ecuación 1:

$$Riesgo = \frac{\sum_{i=1}^n w_i z_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad \dots\dots\dots \text{Ecuación 1}$$

Donde:

- n es el número de reglas.
- w_i es el peso o "fuerza de disparo" de la regla i , calculado con el operador min entre los grados de pertenencia de las entradas.
- z_i es la salida constante de la regla i .

Basado en el código de simulación, se definieron dos variables de entrada y sus correspondientes funciones de membresía (ver Figura 2):

Temperatura ($^{\circ}\text{C}$):

- Fría (trapezoidal): [70, 80, 85, 90]
- Media (triangular): [88, 93, 98]
- Caliente (trapezoidal): [95, 98, 100, 105]

Flujo de Aire (Unidades relativas):

- Bajo (trapezoidal): [0, 2, 4, 6]
- Regular (triangular): [5, 10, 15]
- Óptimo (trapezoidal): [14, 18, 22, 27]

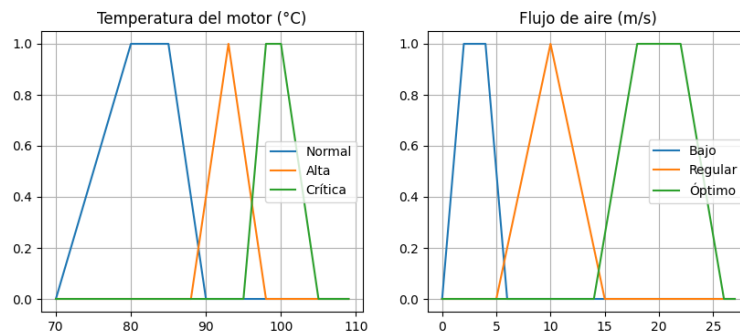


Figura 2. Funciones de membresía para la temperatura del motor y flujo de aire.

Se estableció una base de 9 reglas que conectan las condiciones de entrada con una salida de riesgo constante (0 para bajo, 0.5 para medio, 1 para alto):

- IF (Temperatura is Fría) AND (Flujo is Bajo) THEN (Riesgo is 0.5)
- IF (Temperatura is Fría) AND (Flujo is Regular) THEN (Riesgo is 0.5)
- IF (Temperatura is Fría) AND (Flujo is Óptimo) THEN (Riesgo is 0)
- IF (Temperatura is Media) AND (Flujo is Bajo) THEN (Riesgo is 1)
- IF (Temperatura is Media) AND (Flujo is Regular) THEN (Riesgo is 0.5)
- IF (Temperatura is Media) AND (Flujo is Óptimo) THEN (Riesgo is 0)
- IF (Temperatura is Caliente) AND (Flujo is Bajo) THEN (Riesgo is 1)
- IF (Temperatura is Caliente) AND (Flujo is Regular) THEN (Riesgo is 1)
- IF (Temperatura is Caliente) AND (Flujo is Óptimo) THEN (Riesgo is 0.5)

Para validar el modelo de manera interactiva, se desarrolló una interfaz gráfica de usuario (GUI) en Python con la librería Tkinter. Esta herramienta permitió simular escenarios en tiempo real, ajustando los valores de temperatura y flujo de aire mediante controles deslizantes y observando la respuesta del sistema (ver Figura 3).

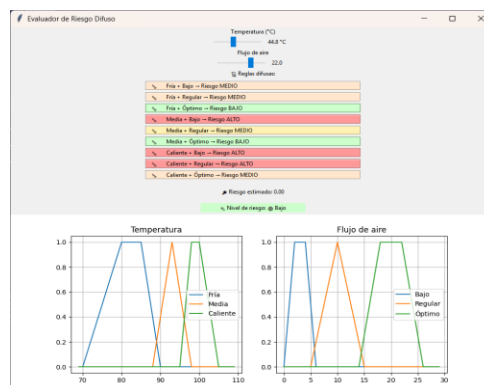


Figura 3. Interfaz gráfica en python.



El Algoritmo 1 muestra la función central de esta simulación. Este fragmento de código implementa la lógica de inferencia Takagi-Sugeno de orden cero, detallando cómo se combinan los grados de pertenencia de las entradas y las reglas difusas para calcular el valor final de riesgo. Esta función fue la base que se tradujo posteriormente al firmware del microcontrolador.

Algoritmo 1. Simulación del Sistema de Control Difuso en Python.

```
def calcular_riesgo_difuso(temperatura_in, flujo_in):
    # 1. Fuzzificación: Obtener grados de pertenencia para las entradas
    grados_temp = {
        'fria': temperatura_fria(temperatura_in),
        'media': temperatura_media(temperatura_in),
        'caliente': temperatura_caliente(temperatura_in)
    }
    grados_flujo = {
        'bajo': flujo_bajo(flujo_in),
        'regular': flujo_regular(flujo_in),
        'optimo': flujo_optimo(flujo_in)
    }

    # 2. Base de Reglas: Salidas constantes (0=bajo, 0.5=medio, 1=alto)
    reglas = [
        (grados_temp['fria'], grados_flujo['bajo'], 0.5),
        (grados_temp['fria'], grados_flujo['regular'], 0.5),
        (grados_temp['fria'], grados_flujo['optimo'], 0),
        (grados_temp['media'], grados_flujo['bajo'], 1),
        (grados_temp['media'], grados_flujo['regular'], 0.5),
        (grados_temp['media'], grados_flujo['optimo'], 0),
        (grados_temp['caliente'], grados_flujo['bajo'], 1),
        (grados_temp['caliente'], grados_flujo['regular'], 1),
        (grados_temp['caliente'], grados_flujo['optimo'], 0.5),
    ]

    # 3. Inferencia: Calcular el promedio ponderado según la Ecuación 1
    numerador = 0
    denominador = 0
    for grado_t, grado_f, salida_z in reglas:
        fuerza = min(grado_t, grado_f) # Operador AND para la fuerza de la regla
        numerador += fuerza * salida_z
        denominador += fuerza

    # Evitar división por cero si ninguna regla se activa
    if denominador == 0:
        return 0

    return numerador / denominador
```

3. Desarrollo.

Caracterización de Datos y Comportamiento del Sistema.

En esta sección se presentan los datos obtenidos en las pruebas experimentales y simulaciones del motor de combustión interna. Se caracterizaron dos variables principales: la temperatura del refrigerante y la velocidad del flujo de aire incidente en el radiador.

La variable temperatura se midió con el sensor digital DS18B20, colocado en la entrada del refrigerante al monoblock. Los registros muestran un comportamiento cíclico típico:

- La temperatura inicial corresponde al arranque en frío, con valores cercanos a la temperatura ambiente (~25–30 °C).
- Conforme avanza el tiempo, la temperatura aumenta progresivamente hasta alcanzar valores de operación normales (~90–95 °C).
- Posteriormente, al apagarse el vehículo, la temperatura desciende de forma gradual hasta estabilizarse nuevamente en ambiente.

En las mediciones realizadas se obtuvieron los siguientes parámetros estadísticos:

- Temperatura mínima: 27.19 °C
- Temperatura máxima: 93.25 °C
- Temperatura promedio: 62.1 °C
- Desviación estándar: 20.9 °C

La Figura 4 muestra la evolución de la temperatura del motor en distintos ciclos de operación. Se observa un incremento progresivo hasta los valores recomendados por el fabricante (~90 °C), seguido de una disminución abrupta al apagarse el motor.

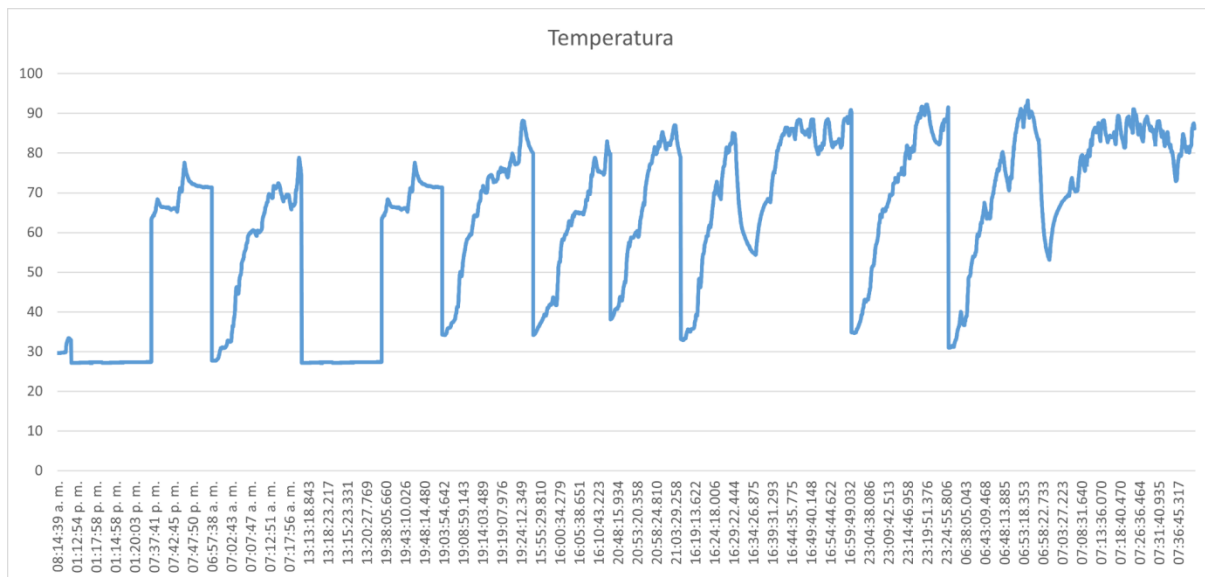


Figura 4. Gráfica de temperatura durante varios ciclos de operación.

Flujo de aire.

La variable flujo de aire se midió con un anemómetro HWFS-1 calibrado, y complementariamente mediante simulación CFD en el software *SimScale* debido a limitaciones iniciales en la instrumentación.

Los resultados indican:

- Velocidad mínima registrada: 0–3 m/s
- Velocidad máxima: 30 m/s
- Velocidad promedio: entre 12–15 m/s

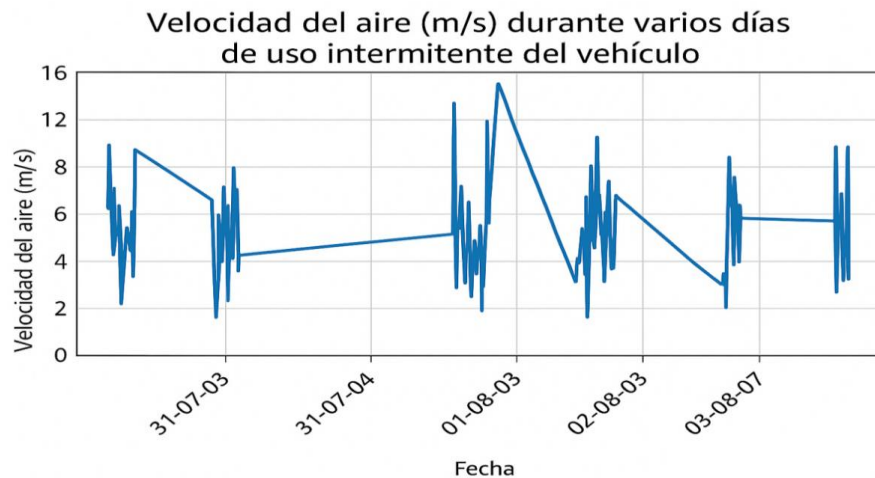


Figura 5. Comportamiento del flujo de aire en diferentes días de operación.

La Figura 5. Presenta el comportamiento real del flujo de aire en diferentes días de operación, mientras que la Figura 6 muestra la distribución simulada en la carrocería a 20 m/s. Se aprecia que en zonas frontales predomina mayor presión y velocidad, mientras que en la zona de estela la velocidad disminuye considerablemente.

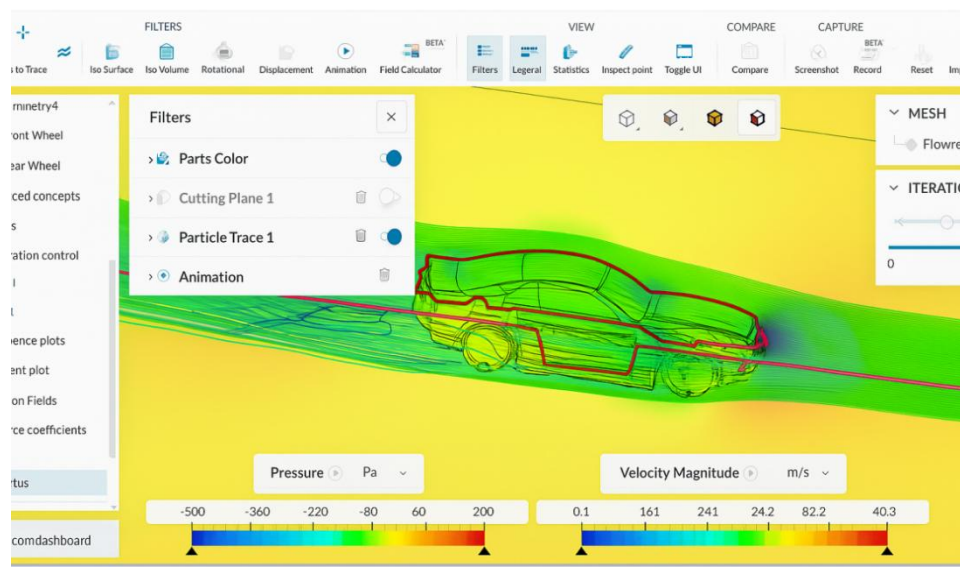


Figura 6. Simulación en Software SimScale con una velocidad constante de 20 m/s.

Análisis conjunto de temperatura y flujo de aire.

La Figura 7 ilustra de manera combinada la evolución de la temperatura del motor y la velocidad del flujo de aire. Esta gráfica permite identificar la interacción dinámica de ambas variables:

- Temperatura alta + flujo bajo → Riesgo de sobrecalentamiento.
- Temperatura media + flujo regular → Operación estable.
- Temperatura normal + flujo óptimo → Riesgo bajo.

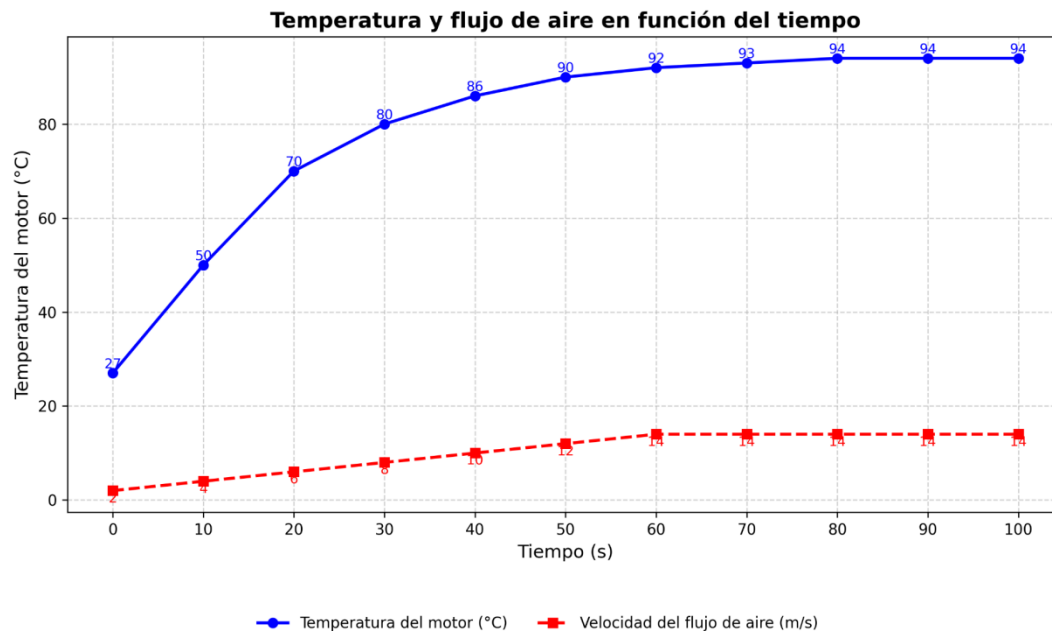


Figura 7. Gráfica de temperatura y flujo de aire del vehículo en operación.

Los datos muestran que el sistema térmico del motor no se mantiene constante, sino que responde a variaciones en la operación y en las condiciones ambientales.

El análisis de los datos evidencia que las condiciones de operación presentan **alta variabilidad y comportamientos críticos en ciertos escenarios**, especialmente cuando coinciden temperaturas elevadas con bajo flujo de aire.

Este comportamiento dinámico valida la necesidad de un **sistema inteligente basado en lógica difusa**, capaz de interpretar estas condiciones cambiantes y anticipar el riesgo de sobrecalentamiento.

Visualización y Comportamiento del Modelo de Inferencia Difusa.

Para estimar el nivel de riesgo térmico en motores de combustión interna, se implementó un sistema de inferencia difusa tipo Takagi-Sugeno, considerando dos variables de entrada:

- Temperatura del motor (°C): en el rango de 34°C a 110°C
- Flujo de aire (m/s): en el rango de 0 a 30 m/s

Utilizando la ecuación 1 y utilizando 9 reglas que conectan las condiciones de entrada con una salida de riesgo constante (0 para bajo, 0.5 para medio, 1 para alto). Esta fórmula refleja que el riesgo aumenta proporcionalmente con la temperatura y disminuye inversamente con el flujo de aire. El resultado está normalizado en un rango de 0 (riesgo mínimo) a 1 (riesgo máximo). La figura 8 contiene el nivel de riesgo para cada combinación de temperatura y flujo de aire, calculado con el modelo TS.

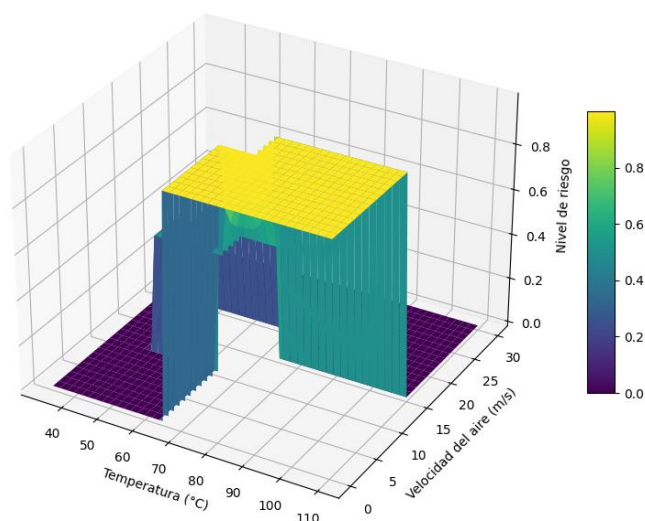


Figura 8. Gráfica 3D del TS de superficie de nivel de riesgo.

Análisis de Sensibilidad del Modelo Difuso.

Los resultados obtenidos mostraron que los parámetros asociados a la función “caliente” presentaron los valores de sensibilidad más elevados ($S_{abs} \approx 4.6$ para $T_{caliente_1}$ y 4.5 para $T_{caliente_0}$), lo que indica que pequeñas variaciones en los límites de temperatura comprendidos entre 95 °C y 105 °C generan los mayores cambios en la salida del modelo. En contraste, las funciones correspondientes al flujo de aire y a las zonas térmicas “fría” y “media” registraron sensibilidades considerablemente menores ($S_{abs} < 0.2$). Este comportamiento confirma que la *temperatura del motor* constituye la variable dominante dentro del proceso de inferencia difusa. Por otra parte, el análisis localizado realizado en condiciones críticas ($T = 95$ °C, $F = 8$ m/s) evidenció variaciones nulas en la salida ($\Delta Y \approx 0$), lo cual demuestra la estabilidad y suavidad del modelo en esa región operativa. En conjunto, estos resultados validan la robustez del sistema y justifican la necesidad de enfocar futuras mejoras en la *calibración* precisa de los puntos críticos de la función de membresía “caliente”.

Validación Funcional del Prototipo.

En esta etapa se demuestra que el prototipo, compuesto por sensores físicos, microcontrolador NodeMCU, modelo de inferencia difusa tipo Takagi-Sugeno y aplicación móvil desarrollada en App Inventor, opera de manera integrada y responde correctamente ante condiciones reales y simuladas.

En este punto se confirma que el sistema completo es capaz de:

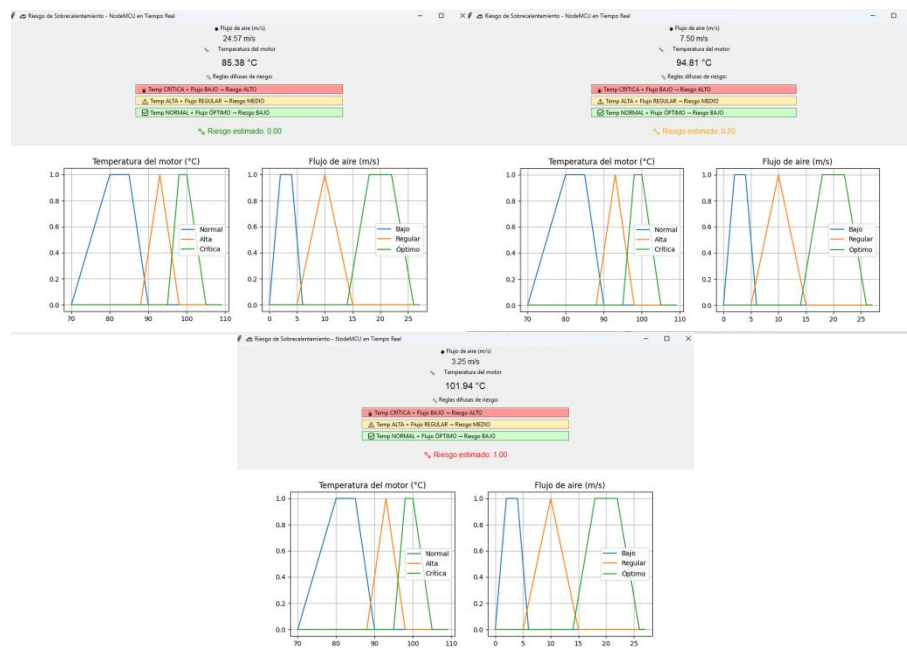
- Adquirir datos en tiempo real desde sensores de temperatura y flujo de aire.
- Procesar dichos datos mediante lógica difusa.
- Determinar el nivel de riesgo térmico.
- Transmitir alertas visuales al conductor a través de una aplicación móvil.

Se diseñaron escenarios controlados para evaluar el comportamiento del sistema ante distintas condiciones térmicas y de ventilación (ver Tabla 1).

Tabla 1. Resultados de pruebas controladas.

Escenario	Temperatura (°C)	Flujo de aire (m/s)	Nivel de riesgo	Alerta generada
Conducción en Carretera (alta velocidad)	85	25	0.0	Verde
Tráfico Lento	95	8	0.5	Naranja
Falla de Ventilador (Simulada)	102	3	1.00	Roja
Arranque en Frío	30	0	0.5	Naranja

La aplicación móvil, desarrollada en App Inventor, recibe los datos procesados por el NodeMCU vía WiFi y presenta el estado de riesgo al conductor de manera visual e intuitiva. La **Figura 9** muestra capturas de pantalla de la interfaz final, ilustrando las tres alertas principales generadas por el sistema: riesgo bajo, medio y alto.

**Figura 9.** Interfaz de la aplicación móvil mostrando las alertas de riesgo: Bajo, Medio y Alto.

Estas capturas evidencian que el sistema no solo realiza cálculos internos, sino que comunica de forma clara y útil el estado del motor al usuario final.

La Figura 10 muestra la integración física final del prototipo, donde los sensores se conectan al microcontrolador NodeMCU. Para validar el conjunto, se realizaron pruebas en condiciones reales de operación del vehículo, incluyendo arranque en frío y tráfico urbano. Los resultados demostraron un alto rendimiento: el sistema responde en menos de un segundo ante cambios térmicos, las alertas se actualizan en tiempo real en la aplicación móvil y, gracias a la lógica difusa, la transición entre los niveles de riesgo es suave, evitando eficazmente las falsas alarmas.



Figura 10. Integración del sensor de temperatura DS18B20 y el Anemómetro HWFS-1.

La validación final del sistema se realizó a través de la aplicación móvil. La **Figura 11** muestra las capturas de pantalla de la interfaz en App Inventor operando en tiempo real, donde se aprecian las distintas alertas generadas según las condiciones del motor.

Screen1	Screen1
Actualizar	Actualizar
Temperatura enviada 85,00	Temperatura enviada 95,00
flujo 25,00	flujo 8,00
Nivel de Riesgo 0,00	Nivel de Riesgo 0,50

Figura 11 Interfaz de la aplicación móvil mostrando las alertas de riesgo.

Conclusiones.

Se cumplió el objetivo principal de esta investigación al desarrollar e implementar con éxito un sistema inteligente, cuyo modelo de lógica difusa demostró traducir eficazmente las lecturas de los sensores en un índice de riesgo preciso. Este enfoque ofrece una solución proactiva, económica y más eficiente que los sistemas de alarma reactivos, permitiendo anticipar y prevenir fallas catastróficas. Para futuras investigaciones, se recomienda realizar pruebas del sistema en una mayor diversidad de vehículos y bajo distintas condiciones ambientales (altitud, temperatura y humedad), con el fin de evaluar la robustez y capacidad de generalización del modelo difuso en escenarios reales más amplios. No obstante, el prototipo presenta limitaciones importantes, como haber sido probado únicamente en un vehículo específico (Chevrolet Corsa 1.8 L), lo que restringe su aplicabilidad general. Además, no se consideraron variables relevantes como presión de aceite o temperatura ambiente. A partir de estas limitaciones, se propone ampliar el sistema con sensores adicionales, realizar pruebas en distintos tipos de vehículos y explorar algoritmos híbridos que combinen lógica difusa con redes neuronales para mejorar la precisión del diagnóstico térmico. También se propone integrar sensores como presión de aceite, temperatura ambiente y revoluciones por minuto (RPM), previamente no considerados, para complementar las variables actuales y aumentar la precisión del diagnóstico térmico y del modelo predictivo. Con el objetivo de fortalecer la replicabilidad y la transparencia científica, se ha publicado el código fuente del modelo de inferencia Takagi-Sugeno y los esquemáticos del hardware en un repositorio abierto (Ibáñez Nangüelú, 2025), con el propósito de facilitar su reproducción, validación y mejora por parte de la comunidad científica.



Agradecimientos.

Deseo expresar mi más sincero agradecimiento al *Dr. Christian Roberto Ibáñez Nangüelú* y al *Dr. Roberto Ibáñez Córdova* por su invaluable guía, sus acertadas observaciones y su constante apoyo técnico y motivacional a lo largo del desarrollo de este proyecto. Asimismo, extendo mi gratitud al *Colegio de Formación Educativa TENAM* por la oportunidad y las facilidades brindadas para la culminación de esta investigación, en el marco de la Maestría en Ingeniería Inteligente.

Créditos.

Los autores agradecen al Tecnológico Nacional de México por el financiamiento del proyecto a través de la convocatoria de fortalecimiento de cuerpos académicos PRODEP 2023.

Referencias bibliográficas.

- Ay-ad, M. N., & Abd-El-Tawwab, A. M. (2020).** Design and implementation of a smart monitoring and controlling system for engine temperature and oil level. *International Journal of Computer Applications*, 176(12), 40-45.
- Ghafouri, K., Taghavifar, H., & Montazeri-Gh, M. (2021).** Dynamic modeling and intelligent diagnosis of engine cooling system faults using signal processing and artificial neural network. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, 235(12), 3209–3222. <https://doi.org/10.1177/09544070211005515>
- Ibáñez Nangüelú, C. R. (2025).** Sistema predictivo basado en lógica difusa [Repositorio GitHub]. GitHub. <https://github.com/cribnez/sistema-predictivo-logica-difusa>
- Jaiganesh, S., El-Sayed, A. H., El-Ghamry, A., & El-Kenawy, E. S. M. (2023).** Predictive maintenance for early fault detection of engine failures in commercial trucks using machine learning. *IEEE Access*, 11, 95082–95094. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3311139>
- Kumar, P., & Hazarika, N. (2014).** Temperature control using fuzzy logic. arXiv preprint arXiv:1402.3654. <https://arxiv.org/abs/1402.3654>
- Patil, S. B., & Yawalkar, P. P. (2020).** Engine temperature monitoring system using IoT. *International Research Journal of Engineering and Technology*, 7(5), 7058-7061.
- Saleh, A. O., Younis, M. A., & Ali, A. F. (2022).** Design of an intelligent fault diagnosis system for an internal combustion engine using fuzzy logic. *Journal of Engineering*, 28(7), 1–13. <https://doi.org/10.31026/j.eng.2022.07.01>
- Sánchez, F. L., Mariño, P., & Santana, J. M. (2018).** A survey of intelligent vehicle thermal management systems. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 20(4), 1251–1265. <https://doi.org/10.1109/TITS.2018.2849925>

Información de los autores.



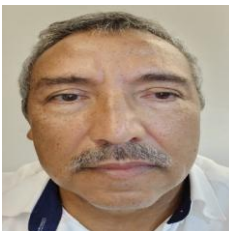
Juan Rios Hernández, Ingeniero Mecánico Electricista egresado de la Universidad de Colima y estudiante de la Maestría Ingeniería en Inteligente en Universidad TENAM. Sus áreas de interés incluyen la automatización de sistemas, el desarrollo de soluciones tecnológicas y la integración de herramientas inteligentes para optimizar procesos.



Christian Roberto Ibáñez Nangüelú es Doctor en Ingeniería Aplicada por el Colegio de Formación Educativa TENAM. Se desempeña como Profesor-Investigador en la Universidad Politécnica de Chiapas y es miembro del Sistema Nacional de Investigadores (SNI) Nivel Candidato. Dentro de la institución, ejerce un doble liderazgo: es Líder del grupo de investigación "Dispositivos Biomédicos Inteligentes" y Líder de la Academia de Proyectos del programa de Ingeniería Biomédica. Cuenta con certificaciones en Estándares de Competencia (CONOCER) en áreas como el diseño e impartición de cursos y el desarrollo de formación en línea. Sus líneas de investigación se centran en el desarrollo de dispositivos biomédicos, los sistemas embebidos y la inteligencia artificial aplicada a la salud.



El **Dr. Joaquín Eduardo Domínguez Zenteno** estudió la carrera de Ingeniería Electrónica en Instrumentación en el Instituto Tecnológico de Nuevo León, obtuvo el grado de Maestro en Ciencias en el Instituto Tecnológico de Toluca y realizó estudios de doctorado en el Colegio de Formación Educativa TENAM. Su trabajo académico se ha enfocado en el desarrollo de soluciones tecnológicas en el ámbito de la electromovilidad, con especial interés en el dimensionamiento de baterías de ion-litio, el diseño de convertidores electrónicos para motores BLDC, y el desarrollo de estrategias de control aplicadas a robots móviles y vehículos autónomos. Algunos de sus trabajos abordan el control cooperativo en sistemas multiagente, la estabilización de plataformas dinámicas como el péndulo invertido, metodologías prácticas para el diseño energético de vehículos eléctricos y sistemas de diagnóstico para vehículos aéreos no tripulados. Su vocación está firmemente orientada a la investigación aplicada, al desarrollo tecnológico sostenible y a la formación de estudiantes comprometidos con el avance científico y el bienestar de nuestro entorno.





El **Ing. Vicente León Orozco**, egresado del Instituto Tecnológico de Ciudad Madero, Tamaulipas, se desempeña actualmente como docente y jefe de proyectos de vinculación en el Departamento de Ingeniería Eléctrica y Electrónica del Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez. Cuenta con certificaciones en los estándares de competencia EC0586.01 y EC1181, que respaldan su experiencia en formación y evaluación de capital humano. Es miembro activo del Colegio de Ingenieros Mecánicos y Electricistas (CIME), donde ha participado en diversos consejos directivos y ha contribuido al diseño e implementación de diplomados especializados en ahorro y uso eficiente de la energía, desarrollados en colaboración con CIME, ITTG y CFE. Asimismo, ha participado en la puesta en marcha del Premio Estatal de Ahorro y Uso Eficiente de la Energía, promoviendo la innovación y la sostenibilidad energética en el estado.



Manuel Ramos Ponce, recibió el grado de Ingeniero Mecánico Electricista en 2005 y el grado de Maestría en Ingeniería en 2013, ambos por la Universidad de Colima. En 2025 concluyó el Doctorado en Ingeniería Aplicada, con una investigación enfocada en medir el impacto del robo de combustible en tractocamiones en el puerto de Manzanillo. Desde 2017 se desempeña como Profesor de Tiempo Completo en la Universidad Tecnológica de Manzanillo, donde también funge como encargado de la Dirección de Carrera. Sus áreas de interés incluyen el diseño mecánico, la automatización y control, así como el desarrollo e implementación de proyectos de investigación aplicada en sistemas de monitoreo, mantenimiento industrial y formación temprana de talento en ingeniería.



Fredy Cortez Martínez, Ingeniero en Comunicaciones y Electrónica, egresado de la Universidad de Colima. Actualmente se desempeña como docente impartiendo asignaturas de Matemáticas y Electrónica.



Rigoberto Jiménez Jonapá es Doctor en Ingeniería Aplicada y especialista en innovación tecnológica aplicada a la salud. Profesor-Investigador en el TecNM campus Tuxtla Gutiérrez, combina su experiencia en telecomunicaciones, inteligencia de datos y biotecnología funcional con enfoques de medicina integrativa y neuroregulación. Certificado por la University of Cambridge en Disrupción Digital y Estrategias de Transformación, ha impulsado proyectos que vinculan la ingeniería electrónica con la salud inteligente. Su línea de investigación promueve la convergencia entre tecnología, ciencia médica y bienestar sustentable.



Roberto Ibáñez Córdova, Ingeniero Industrial en Eléctrica por el I.T. Tuxtla Gutiérrez, Maestro en Ciencias en Ingeniería Electrónica por el Instituto Tecnológico de Toluca, Doctor en Ingeniería Aplicada por el Colegio de Formación Educativa TENAM en Tuxtla Gutiérrez. Áreas de interés son: Automatización de procesos mediante el desarrollo de Sistemas embebidos inteligentes (Hardware-Software), Sistemas de Control remoto vía WEB.



El **Ing. Dorian Alberto Ibáñez Nangüelú** cursa la Maestría en Ciencias en Ingeniería Mecatrónica en el Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez. Su formación como Ingeniero en Desarrollo de Software por la Universidad Politécnica de Chiapas le permite integrar programación avanzada con sistemas mecatrónicos en proyectos de investigación aplicada.



La **Ing. Georgina Hernández Santiz** es egresada de la Universidad Politécnica de Chiapas, donde cursó la carrera de Ingeniería Biomédica. Sus intereses profesionales se enfocan en el desarrollo de tecnologías aplicadas a la salud, dispositivos médicos e innovación biomédica.