UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS APLICADAS

CARRERA DE INGENIERÍA AUTOMOTRÍZ

TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR

TEMA:

"DESARROLLO Y VALIDACIÓN DE UN GEMELO DIGITAL PARA OPTIMIZACIÓN DE LA COMBUSTIÓN EN MOTORES DE GASOLINA"

Trabajo de titulación previo a la obtención del título en Ingeniero Automotriz

Línea de investigación: Producción industrial y tecnología sostenible

AUTOR:

Amaguaña Guatimal Alina Mayte

Tabango Serrano Evelyn Dayana

DIRECTOR:

Ing. Hernández Rueda Erik Paúl MSc

ASESOR:

Ing. Mafla Yépez Carlos Nolasco PhD

Ibarra – Ecuador (2026)

UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

DIRECCIÓN DE BIBLIOTECA

AUTORIZACIÓN DE USO Y PUBLICACIÓN A FAVOR DE LA

UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

1. IDENTIFICACIÓN DE LA OBRA

En cumplimiento del Art. 144 de la Ley de Educación Superior, hago la entrega del presente trabajo a la Universidad Técnica del Norte para que sea publicado en el Repositorio Digital Institucional, para lo cual pongo a disposición la siguiente información:

DATOS DE CONTACTO	
APELLIDOS Y NOMBRES:	Amaguaña Guatimal Alina Mayte
DATOS DE CONTACTO	
APELLIDOS Y NOMBRES:	Tabango Serrano Evelyn Dayana

DATOS DE LA OBRA	
TÍTULO:	Desarrollo y validación de un gemelo digital para optimización de la combustión en motores de gasolina
AUTOR (ES):	Amaguaña Mayte, Tabango Dayana
FECHA: DD/MM/AAAA	01/06/2026
SOLO PARA TRABAJOS DE GRADO	
PROGRAMA:	■ **PREGRADO** □ **POSGRADO**
TITULO POR EL QUE OPTA:	Ingeniería Automotriz
DIRECTOR /ASESOR:	Ing. Hernandéz Paúl MSc. / Ing. Mafla Carlos PhD.

2. CONSTANCIAS

El autor (es) manifiesta (n) que la obra objeto de la presente autorización es original y se la desarrolló, sin violar derechos de autor de terceros, por lo tanto la obra es original y que es (son) el (los) titular (es) de los derechos patrimoniales, por lo que asume (n) la responsabilidad sobre el contenido de la misma y saldrá (n) en defensa de la Universidad en caso de reclamación por parte de terceros.

Ibarra, a los 1 días del mes de junio de 2026

EL AUTOR:

(Firma)……

Validar únicamente en FirmaEC.
Firmado electrónicamente por:
ALINA MAYTE
AMAGUAÑA GUATIMAL

Nombre: Amaguaña Guatimal Alina Mayte

(Firma)……

Validar únicamente en FirmaEC.
Firmado electrónicamente por:
EVELYN DAYANA
TABANGO SERRANO

Nombre: Tabango Serrano Evelyn Dayana

CERTIFICACIÓN DEL DIRECTOR DEL TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR

Ibarra, 01 de junio de 2026

Ing. Erik Paúl Hernández Rueda, MSc.

DIRECTOR DEL TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR

CERTIFICA:

Haber revisado el presente informe final del trabajo de Integración Curricular, el mismo que se ajusta a las normas vigentes de la Universidad Técnica del Norte; en consecuencia, autorizo su presentación para los fines legales pertinentes.

Validar únicamente en FirmaEC.
Firmado electrónicamente por:
ERIK PAUL HERNANDEZ RUEDA

Firma……

Ing. Erik Paúl Hernández Rueda MSc.

C.C.: 1002978060

APROBACIÓN DEL COMITÉ CALIFICADOR

El Comité Calificador del trabajo de Integración Curricular " Desarrollo y validación de un gemelo digital para optimización de la combustión en motores de gasolina" elaborado por Amaguaña Guatimal Alina Mayte y Tabango Serrano Evelyn Dayana, previo a la obtención del título de INGENIERO AUTOMOTRIZ, aprueba el presente informe de investigación en nombre de la Universidad Técnica del Norte:

Validar únicamente en FirmaEC.
Firmado electrónicamente por:
ERIK PAUL HERNANDEZ RUEDA

(f): ……

Ing. Hernández Rueda Erik Paúl

C.C: 1002978060

Validar únicamente en FirmaEC.
Firmado electrónicamente por:
CARLOS NOLASCO MAFLA YEPEZ

(f)……..

Ing. Mafla Yépez Carlos Nolasco

C.C: 0401447826

DEDICATORIA

Dedico este trabajo, en primer lugar, a mi madre, Damaríz Guatimal, y a mi hermana, Ema Borja, quienes, a pesar de la distancia, supieron brindarme el aliento, el amor y las palabras necesarias para no rendirme en cada etapa de este camino. Durante todos estos años de estudio, su apoyo incondicional fue mi mayor fortaleza y la motivación que necesitaba para seguir adelante y no ceder ante las dificultades.

También dedico este logro a mis amigos, quienes estuvieron presentes en una ciudad donde comencé desde cero. Gracias por cada gesto de apoyo, ayuda y compañía a lo largo de este proceso. Junto a ustedes fue posible enfrentar cada obstáculo que se presentó en el camino. Más que amigos, los considero mi familia, porque fueron parte fundamental de este sueño y de cada paso dado para hacerlo realidad.

Mayte Amaguaña.

DEDICATORIA

Dedico este trabajo, en primer lugar, a mis padres, quienes han sido el motor más importante de mi vida.

A mi madre, María Serrano, por ser mi refugio en los momentos más difíciles, por cada abrazo que me devolvió la fuerza cuando sentía que no podía más, por sus palabras llenas de amor y por enseñarme que rendirse nunca fue una opción. Gracias por estar siempre a mi lado, guiándome con tus consejos, tu paciencia y tu inmenso corazón.

A mi padre, Jaime Tabango, quien desde pequeña me enseñó el valor del esfuerzo, la disciplina y la perseverancia. Gracias por impulsarme a dar siempre lo mejor de mí, aun cuando las circunstancias parecían estar en contra.

A mis hermanos, Fernando y Rúben.
A Fernando, por ser un ejemplo y guiarme siempre por el buen camino.
A Rúben, porque con sus ocurrencias y locuras logró sacarme una sonrisa incluso en los días más agotadores.

A mi tía Belén y mi primito Maikel, quien estuvo presente en cada momento difícil, brindándome apoyo, cariño y comprensión incondicional.

A mis mascotas, Luka y Peluche, quienes me acompañaron durante largas madrugadas de estudio y trabajo, esperando siempre despiertos hasta verme descansar.

A mi mejor amiga Jessica, quien desde los años de colegio ha estado presente en cada una de mis locuras, apoyándome y sosteniéndome cuando sentía que iba a desmoronarme. Gracias por nunca dejarme sola y por creer siempre en mí.

A todos los amigos que conocí a lo largo de esta maravillosa carrera, porque cada experiencia, cada risa y cada momento compartido quedarán siempre en mi corazón. Una parte de este esfuerzo también les pertenece a ustedes.

Y, de manera muy especial, dedico este trabajo a mi ahora colega Mayte. Gracias por recorrer este camino a mi lado, por cada desvelo, cada dificultad superada y cada momento compartido. Este logro también lleva tu esfuerzo y tu dedicación. Hoy podemos decir con orgullo que cumplimos este sueño juntas.

Dayana Tabango.

AGRADECIMIENTO

Agradezco profundamente a Dios por brindarme la fortaleza, la salud y la perseverancia necesarias para culminar esta importante etapa de mi vida. Su guía y bendición fueron fundamentales para no rendirme y continuar adelante en los momentos más difíciles.

Agradezco de manera especial a mi madre, Damaríz Guatimal, por escucharme, comprenderme y darme siempre los consejos necesarios cuando sentía que quería rendirme. Gracias por ser mi apoyo incondicional y por enseñarme a seguir adelante aun en medio de las dificultades. A mi hermana menor, Ema Borja, por convertirse en un pilar fundamental en mi vida, motivándome a mantenerme firme y segura en cada paso que doy.

Expreso mi sincero agradecimiento a mi tutor de tesis, Ing. Erik Hernández MSc., por su guía, paciencia y consejos durante el desarrollo de este trabajo y en la culminación de mi vida universitaria. Cada enseñanza, conversación, risa y anécdota compartida permanecerán siempre en mi corazón. Asimismo, agradezco a mi asesor, Ing. Carlos Mafla PhD., por su orientación y apoyo académico para desarrollar y culminar exitosamente este trabajo de integración curricular.

Agradezco también a mi compañera tesista, Dayana Tabango, quien durante estos cuatro años de carrera fue mi soporte en los días de estudio, las noches de desvelo y las tardes llenas de anécdotas y aprendizajes. Sin su compañía y amistad, mi etapa universitaria no habría sido la misma. Hoy agradezco profundamente poder culminar este camino junto a una gran amiga.

Finalmente, agradezco a todas las personas que fueron parte de este proceso y que me permitieron formar parte de sus vidas y de sus familias. Gracias a cada madre de familia que me abrió las puertas de su hogar, haciéndome sentir bienvenida, querida e incluida en una ciudad que no era la mía. Cada gesto de cariño y apoyo quedará guardado siempre en mi corazón.

Mayte Amaguaña.

AGRADECIMIENTO

Agradezco a mis padres por ser el pilar que me ayudo con la culminación de este proyecto de titulación, sobre todo a mi madre quien fue la persona que nunca dejo que me rindiera, que con sus consejos me motivaba a seguir adelante a pesar de todos los problemas y adversidades que se presentaron, gracias por creer en mí aun cuando yo dudaba de mis propias capacidades, a mi padre que a pesar de los errores no me dejo sola y me apoyo hasta el final, a mis hermanos que siempre con su comprensión y consejos me ayudaron a perseguir mis sueños, a mis dos perritos luka y peluche que estuvieron conmigo todas las madrugadas mientras hacía mis trabajos, a mi tía que fue mi segunda madre y quien siempre me brindo su comprensión y apoyo, a mi mejor amiga Jessica que a pesar de la distancia siempre estaba ahí para escucharme, a toda mi familia y amigos que siempre se impresionaban por seguir una carrera tan difícil pero que para mí fue increíble.

Mi más profundo agradecimiento a mi tutor de tesis Ing. Erik Hernandéz, que como siempre nos decía, él fue quien más confío en nosotras a pesar de las negativas de los demás, siempre nos brindó una mano en los momentos complicados, gracias su conocimiento y sabiduría nos guio por los mejores caminos para culminar de mejor manera este proyecto, él con su guía y apoyo logro que ahora podamos llamarnos también Ingenieras, él fue uno de los pilares que ayudo en la construcción de este sueño, agradezco también a nuestro asesor Ing. Carlos Mafla por su guía en este arduo camino.

Doy gracias a Mayte mi compañera tesista que por coincidencias de la vida nos hicimos amigas y culminamos juntas este camino, tuvimos muchos altos y bajos a lo largo de este camino, hubo días en los que pensamos en rendirnos, pero gracias al apoyo mutuo ninguna desistió, juntas logramos lo que muchos pensaron imposible y eso fue gracias a la perseverancia que presentamos, juntas afrontamos momentos difíciles, peleas, reconciliaciones pero sobre todo momentos que se quedaron en nuestra memoria y que harán que ahora podamos orgullosamente llamarnos Ingenieras.

Dayana Tabango.

RESUMEN EJECUTIVO

El presente trabajo de integración curricular detalla el desarrollo y validación técnica de un gemelo digital diseñado para optimizar el proceso de combustión y facilitar el diagnóstico predictivo en una maqueta estacionaria de un motor Chevrolet F16D3 de 1.6 litros. La instrumentación empleó una tarjeta DAQ NI USB-6008, extrayendo parámetros físicos en tiempo real para consolidar una matriz experimental de 12,000 muestras monitorizadas mediante LabVIEW™™™. Para la estructuración computacional de este gemelo digital, se descartaron los modelos matemáticos físicos tradicionales. En su lugar, la arquitectura se fundamentó en el procesamiento de señales mediante la Transformada de Fourier y el entrenamiento de Redes Neuronales Artificiales (ANN) en MATLAB®. ®. Es imperativo destacar que el gemelo digital definitivo se materializó emulando exclusivamente un único actuador, el inyector, cuyo comportamiento dinámico fue replicado íntegramente mediante algoritmos de regresión. La evaluación técnica evidencia una fiabilidad excepcional: la validación del modelo de regresión del inyector alcanzó un coeficiente de determinación ROC de 0.99 y un error relativo (MAPE) inferior al 1.7%, replicando con exactitud los transitorios de presión. Simultáneamente, el modelo computacional complementario de clasificación logró una exactitud del 99.99% en la identificación de fallas inducidas, descartando falsos positivos.

Palabras clave: Gemelo digital, aprendizaje automático, redes neuronales, mantenimiento predictivo, adquisición de datos, motor de combustión interna.

ABSTRACT

This curricular integration project details the development and technical validation of a digital twin designed to optimize the combustion process and facilitate predictive diagnostics in a stationary model of a 1.6-liter Chevrolet F16D3 engine. The instrumentation employed an NI USB-6008 DAQ card, extracting physical parameters in real time to consolidate an experimental matrix of 12,000 samples monitored using LabVIEW™™™. Traditional physical mathematical models were discarded for the computational structuring of this digital twin. Instead, architecture was based on signal processing using Fourier Transform and the training of Artificial Neural Networks (ANNs) in MATLAB®. ®. It is imperative to highlight that the final digital twin was implemented by emulating only a single actuator, the injector, whose dynamic behavior was fully replicated using regression algorithms. The technical evaluation demonstrates exceptional reliability: the injector regression model validation achieved a ROC coefficient of determination of 0.99 and a relative error (MAPE) of less than 1.7%, accurately replicating pressure transients. Simultaneously, the complementary computational classification model achieved 99.99% accuracy in identifying induced faults, eliminating false positives.

Keywords: Digital twin, machine learning, neural networks, predictive maintenance, data acquisition, internal combustion engine.

LISTA DE SIGLAS

ADC. conversión a digital
ANN. Redes Neuronales Artificiales
CKP. Posición cigüeñal
CMP. Posicion arbol de levas
DT. Digital Twins
EADE. Asociación de empresas automotrices del Ecuador
ECT. Temperatura del refrigerante
ECU. Unidad de Control, Electronic Control Unit
GPR. Gaussian Process Regression
IAT. Temperatura del aire
IoT. Internet of Things
MAE. • Dinámica del Error Absoluto Medio
MAP. Sensor de presión absoluta del múltiple
MAPE. Mean Absolute Percentage Error
MATLAB®. . Matrix Laboratory, Matrix Laboratory
MCI. Motores de Combustión Interna
MECU. Main Electronic Control Unit
MEP. Motores de Encendido Provocado
ML. machine Learning
MPFI. Inyección Multipunto, Inyección multipunto
MVEM. Mean Value Engine
NTC. Negative Temperature Cieffucient
ODS. Objetivos de Desarrollo Sostenible
OTA. Over the Air
PFI0. Programmable Function Interface
PMI. Punto muerto inferior
PMS. Punto Muerto Superior
PTC. Positive Temperature Coeficiente
PWM. modulación por ancho de pulso
RBF. funciones de base radial
RMSE. • Error Cuadrático Medio Raíz
SGD. Descenso de Gradiente Estocástico
SVM. máquinas de soporte vectorial, máquinas de soporte vectorial
SVR. Support Vector Regression
TPS. posición de la mariposa
VCO. la gestión de energía y par
VTM. control de gestión térmica

ÍNDICE DE CONTENIDOS

CAPITULO I 19

1. INTRODUCCIÓN 19

1.1 Planteamiento del problema 19

1.2 Objetivos 20

1.3 Alcance 20

1.4 Justificación 21

CAPÍTULO II 22

2. MARCO TEÓRICO 22

2.1 Industria 4.0 22

2.2 Modelado Matemático 23

2.3 Variables y Maquina física 34

2.4 Gemelos Digitales. 35

2.5 Motores 38

2.6 Sensores 40

2.7 Unidad de control. 45

2.8 Actuadores 49

CAPÍTULO III 56

3. MATERIALES Y MÉTODOS 56

3.1 Materiales 56

3.2 Metodología 64

CAPITULO IV 83

4. RESULTADOS Y ANÁLISIS 83

CAPITULO V 98

5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES 98

5.1 CONCLUSIONES 98

5.2 RECOMENDACIONES 99

Anexos 113

LISTA DE TABLAS

Tabla 1: Tipos de modelos matemáticos 24

Tabla 2: Especificaciones F16D3. 56

Tabla 3: Especificaciones DAQ 6008 62

Tabla 4: Entradas de sensores y actuadores 66

Tabla 5: Salidas de sensores y actuadores 66

Tabla 6: Módulo A de la ECU 67

Tabla 7: Módulo B de la ECU 68

Tabla 8: Summary aplicación Clasificación. 76

Tabla 9: Summary de la aplicación de REGRESION LEARNER. 82

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Aplicación de Industria 4.0 23

Figura 2: Técnicas utilizadas por machine Learning. 27

Figura 3: Seleccionar el algoritmo adecuado 27

Figura 4: Flujo de trabajo para construir el DT 36

Figura 5: Concepto de Simulink 38

Figura 6: Diagrama ciclo completo de trabajo 39

Figura 7: Señal sensor 41

Figura 8: Circuito sensor de posición TPS 43

Figura 9: Señal del sensor CKP inductivo y efecto Hall 44

Figura 10: Flujo de trabajo de la ECU 47

Figura 11: Procesamiento de señal de la ECU 47

Figura 12: Señal de inyector 50

Figura 13: Tiempo de inyección. 51

Figura 14: Procesamiento de señales en la ECU 52

Figura 15: Medir resistencia del inyector 53

Figura 16: Bobina Dis 53

Figura 17: Chispa en el electrodo de una bujía 55

Figura 18: Motor F16D3 56

Figura 19: Sensor CKP efecto Hall 57

Figura 20: Sensor MAP. 58

Figura 21: Sensor de posición del árbol de levas 58

Figura 22: Sensor IAT 59

Figura 23: Sensor ECT 59

Figura 24: Sensor TPS 60

Figura 25: Inyector 61

Figura 26: DAQ 6008 61

Figura 27: Software LabVIEW™ 63

Figura 28: Software MATLAB®. 64

Figura 29: Diagrama de flujo de actividades 64

Figura 30: DAQ 6008 Pinout 69

Figura 31: Pinout conextados DAQ con entras digitales y analógicas. 70

Figura 32: Restauración del cableado 71

Figura 33: Módulo de relé 72

Figura 34: *Conexión DAQ con relés.* 72

Figura 35: diagrama eléctrico de los relés con la DAQ 73

Figura 36: Diagrama de bloques 73

Figura 37: Señales de los sensores 74

Figura 38: Motor 1.6 en Software LabVIEW™™ 74

Figura 39: Inicio de toma de datos con Buen Estado (BE) 75

Figura 40: Modelo Neural Network en App del Software MATLAB®. 76

Figura 41: Subir la matriz 78

Figura 42: Selección de variables 79

Figura 43: Seleccionar modelo para trabajar 79

Figura 44: Exportar los modelos ya entrenados 80

Figura 45: Matriz de Confusión Validación del GD 83

Figura 46: Gráfico de dispersión de predicciones (Red Neuronal Ancha) 85

Figura 47: Validación modelo IAT 86

Figura 48: Validación del modelo CMP 87

Figura 49: Validación del Modelo CKP 89

Figura 50: Validación del Modelo MAPS 90

Figura 51: Validación sensor MAPV 91

Figura 52: Validación del Modelo inyector 93

Figura 53: Validación sensor ECT 95

Figura 54: Validación del Modelo TPS 96

Figura 55: Validación de Gemelo Digital del Inyector 97

CAPITULO I

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Planteamiento del problema

En los últimos años, la globalización ha ido de la mano con la digitalización, lo que implica el uso de tecnología y comunicación moderna. La revolución en la industria comenzó con la producción mecanizada, incorporando máquinas a vapor, evolucionó hacia la manufactura en masa y el uso de la electricidad, y posteriormente dio paso a las tecnologías digitales. Ahora, se encuentra en el inicio de la cuarta revolución industrial, conocida como Industria 4.0, dicha revolución [1] se caracteriza por la completa digitalización y automatización de los procesos de producción. Este avance tiene como objetivo innovar los procesos, reducir las probabilidades de error y mejorar la seguridad laboral.

La incorporación de la Industria 4.0 ofrece grandes ventajas, como el aumento de la productividad y la calidad, la reducción del tiempo de producción y de la huella ambiental, lo que permite alcanzar una mayor rentabilidad y sostenibilidad [2].

Una de las tecnologías relacionadas con la Industria 4.0 son los gemelos digitales, esto solo es un clon virtual de un objeto físico que permite un seguimiento, una evaluación y una simulación continua, por lo que se conoce el funcionamiento presente y el comportamiento futuro en tiempo real.

Un ejemplo de la digitalización es en la división aeroespacial de Rolls Royce fabrica motores y utiliza gemelos digitales para realizar mantenimiento predictivo, permitiendo

anticipar cuándo una pieza podría fallar y repararla antes de que el problema empeore o se convierta en una pérdida [3]. La integración de datos y la simulación permiten generar una representación digital dinámica de un motor, lo que facilita el diagnóstico en tiempo real, la optimización del rendimiento y el mantenimiento predictivo [4].

La implementación de gemelos digitales, basados en modelos matemáticos, permite crear una plataforma integral para el análisis y mejora de motores.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo general

Desarrollar y validar un gemelo digital de alta precisión para optimizar el proceso de combustión en motores de gasolina mediante simulación y análisis en tiempo real de parámetros específicos.

1.2.2 Objetivos específicos

- Adquirir datos experimentales del motor real (sensores y actuadores) y procesarlos para que sean compatibles con el modelo virtual.
- Crear un modelo detallado del motor, incluyendo todos los componentes relevantes y las ecuaciones que describen su comportamiento.
- Ajustar los parámetros del modelo en función de la precisión y exactitud sistema real.
- Analizar los resultados obtenidos para la propuesta de mantenimiento preventivo usando el gemelo digital.

1.3 Alcance

El presente proyecto se enfoca en la recolección de datos obtenidos de un motor de combustión interna ¨F16D3¨ para la creación de un gemelo digital. Este gemelo digital integrará diversas entradas sensores tales como: posición del cigüeñal (CKP), posición del

árbol de levas (CMP), Control o vacío dentro del múltiple de admisión (MAP), Temperatura del aire (IAT), Temperatura del refrigerante (ECT), posición de la mariposa (TPS) y salidas que son actuadores tales como: Inyectores de combustible, bobinas de encendido, con el fin de identificar la configuración óptima del motor.

1.4 Justificación

En los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) existen dos objetivos que se relacionan con el tema propuesto. Uno de ellos es el Objetivo N° 7, el cual busca garantizar el acceso a una energía segura, sostenible y moderna. Para ello, se empleará un gemelo digital, que permitirá analizar simulaciones mediante un clon virtual, sin necesidad de utilizar el objeto físico.

El Objetivo N° 9, el desarrollo de una industria sostenible y el fomento de la innovación. En relación con el tema propuesto, se innovará con la aplicación de la Industria 4.0, utilizando tecnologías de información y la integración de la automatización industrial, lo que permitirá digitalizar simulaciones en el clon virtual del motor F16D3.

CAPÍTULO II

2. MARCO TEÓRICO

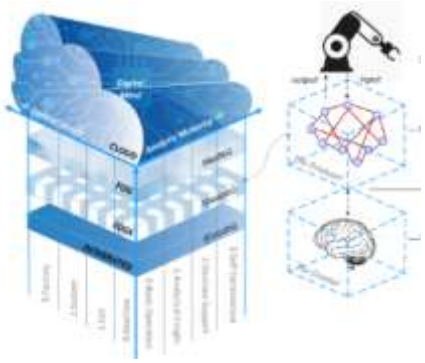
2.1 Industria 4.0

La presente investigación explora la importancia de las revoluciones en la industria manufacturera. A través de un análisis previo, se busca comprender el impacto y la evolución de estas transformaciones, dentro de este contexto, es fundamental estudiar la Industria 4.0, ya que entender esta revolución implica desentrañar los procesos que han llevado a las actuales prácticas de fabricación y producción.

La industria manufacturera se enfrenta a desafíos como ciclo de vida de productos más cortos, aumenta la exigencia en cuanto a la calidad, sostenibilidad, personalización masiva de los productos [5], no obstante, la implementación de máquinas inteligentes para las líneas de fabricación y distribución es cada vez más indispensable, en la Figura 1 se observa como aplica la aplicación de inteligencia artificial y distintas tecnologías informáticas en un punto determinado para crear un sistema de fábrica inteligente [6].

Actualmente, las personas se han adaptado a una década donde se implementó valores digitales en su vida cotidiana, caracterizando este periodo como la cuarta revolución industrial, donde la digitalización se ha vuelto esencial para la competitividad en el sector manufacturero, por lo que, la eficiencia y eficacia en la producción son impulsadas por la agilidad técnica, lo que permite a las empresas responder rápidamente a las demandas del mercado y adaptarse constantemente a los cambios [7].

Figura 1: Aplicación de Industria 4.0



Tomado de: Morgan et al, Optimal sensor placement for permanent magnet synchronous motor condition monitoring using a digital twin-assisted fault diagnosis approach, 2021 [8].

2.2 Modelado Matemático

La modelación matemática es una herramienta esencial para comprender el comportamiento dinámico de un sistema y optimizar sus procesos. En la presente investigación un modelo matemático bien diseñado puede facilitar el análisis de un sistema, permitiendo predecir su desempeño, identificar fallos y mejorar las estrategias de control.

Un modelo matemático es una representación abstracta de un sistema real, construida con expresiones matemáticas como ecuaciones o algoritmos [9]. Su propósito principal es describir, analizar y predecir el comportamiento de un fenómeno o proceso, permitiendo comprender las relaciones entre las variables involucradas, son esenciales para replicar virtualmente los sistemas físicos, simulando su comportamiento bajo distintas condiciones para optimizar su rendimiento y prever posibles fallos [10].

El proceso para crear un modelo matemático inicia con un sistema a modelar, que implica la comprensión de variables que afecten el comportamiento e interacción entre las mismas [11]. Una vez determinadas las relaciones fundamentales para el modelo, se formulan ecuaciones matemáticas que describan leyes que regirán el sistema y obteniendo las ecuaciones, que se obtienen por métodos analíticos, numéricos o algoritmos matemáticos [12].

Los modelos matemáticos representan simbólica y cuantitativamente un sistema real, utilizando ecuaciones o relaciones matemáticas para describir su comportamiento. Su proceso de modelado consiste en traducir fenómenos físicos, químicos o biológicos en expresiones matemáticas que permitan predecir, analizar o controlar el sistema [13]. En la tabla 1 se detalla la clasificación de los distintos modelos matemáticos según sus distintos criterios:

Tabla 1: Tipos de modelos matemáticos

Categoría	Tipo de modelo	Criterio de clasificación
I	Mecanístico (o de principios)	Basado en los mecanismos físicos o leyes fundamentales del sistema (por ejemplo, ecuaciones de conservación).
	Empírico	Basado en datos experimentales y relaciones estadísticas sin considerar la estructura interna del sistema.
II	Determinístico	Describe relaciones causa-efecto fijas; para las mismas condiciones iniciales siempre se obtiene el mismo resultado.
	Estocástico	Incluye incertidumbre o variabilidad mediante el uso de probabilidades o ruido aleatorio.
III	Parámetros concentrados	Las variables dependen solo del tiempo (no del espacio); ejemplo: modelos térmicos simples.

	Parámetros distribuidos	Las variables dependen del tiempo y del espacio; se representan con ecuaciones diferenciales parciales.
IV	Lineal	Cumple el principio de superposición; las ecuaciones son proporcionales a las variables.
	No lineal	No cumple superposición; presenta comportamientos complejos como saturación o resonancia.
V	Continuo	El sistema evoluciona en un dominio de tiempo y espacio continuo.
	Discreto	El sistema se analiza en instantes o posiciones discretas.
	Híbrido	Combina elementos continuos y discretos (muy común en sistemas de control digital).

Tomado de: Chidambaram, 2018 [14].

Para el desarrollo de un DT para un motor de combustión interna orientado a simulación en tiempo real. El DT se definió como una réplica virtual que reprodujo dinámicamente el comportamiento físico del motor, para evaluar desempeño, control y consumo sin intervenir el sistema físico. Para la creación de este se utilizó un modelo matemático no lineal, basado en leyes de conservación de masa y energía, termodinámica, dinámica de gases y transferencia de calor. Este modelo se estructuró bajo el enfoque de "Mean Value Engine Model (MVEM)", el cual permitió ejecutar las ecuaciones en tiempo real [15].

El estudio concluyó que los modelos físicos tradicionales eran insuficientes cuando el motor operaba en condiciones complejas o variables, por lo que se propuso un modelo matemático híbrido no lineal, donde se basó en modelos físicos 0-D de combustión (primeras leyes termodinámicas y relaciones presión-volumen-calor liberado), y sobre este se aplicaron correcciones basadas en datos reales. Esta combinación aumentó la precisión y permitió que el gemelo digital mantuviera exactitud en distintos regímenes del motor [16].

Por lo tanto, la investigación demostró que un gemelo digital de motor requería el uso de un modelo no lineal con la posibilidad de integrar elementos híbridos, no empíricos, para garantizar capacidad de predicción, estabilidad y precisión en control.

2.2.1 MATLAB®.

MATLAB®. representa una plataforma de computación numérica de alto rendimiento que integra el análisis de matrices, la visualización de datos y un lenguaje de Software especializado para resolver problemas complejos mediante algoritmos optimizados; este entorno permite a los investigadores procesar grandes volúmenes de información técnica, desarrollar modelos matemáticos y simular sistemas dinámicos con una precisión superior a los lenguajes convencionales, facilitando la transición desde la teoría de ingeniería hasta la implementación de prototipos funcionales mediante el uso de cajas de herramientas (toolboxes) específicas para cada área del conocimiento [17].

Dentro del entorno de MATLAB®. , la implementación del aprendizaje automático (machine Learning, ML) permite que los sistemas computacionales emulen capacidades cognitivas humanas mediante el procesamiento directo de datos, prescindiendo de modelos matemáticos rígidos o ecuaciones predefinidas. Esta metodología se distingue por su naturaleza adaptativa, donde la precisión del algoritmo se optimiza proporcionalmente al volumen de información procesada [18]. Generalmente, el aprendizaje automático se divide en dos tipos (figura 2): el aprendizaje supervisado, orientado a la construcción de modelos predictivos mediante la correlación de entradas y salidas conocidas, empleando la clasificación para variables categóricas y la regresión para respuestas continuas; y el aprendizaje no supervisado, el cual se especializa en la detección de estructuras intrínsecas

o patrones latentes en conjuntos de datos no etiquetados, siendo el agrupamiento (*clustering*) su técnica más representativa para el análisis exploratorio en áreas de alta complejidad técnica [19].

Figura 2: Técnicas utilizadas por machine Learning.



En este caso se utilizó el aprendizaje supervisado, este desarrolla un modelo predictivo basado tanto entrada como de salida (figura 3), existen dos subdivisiones llamada Clasificación y Regresión.

Figura 3: Seleccionar el algoritmo adecuado



Para el trabajo de integración curricular se requiere una propuesta de mantenimiento predictivo usando el gemelo digital, por lo que se usó dos aplicaciones para entrenar modelos como son Classification learner y regression learner.

2.2.2 Classification Learner

La herramienta Classification Learner de MATLAB®. facilita la implementación del aprendizaje automático supervisado mediante una interfaz que gestiona el flujo completo de desarrollo de modelos, desde la exploración inicial de datos hasta la optimización de hiperparámetros [20].

Esta aplicación permite al investigador evaluar diversas arquitecturas algorítmicas, tales como árboles de decisión, máquinas de soporte vectorial (SVM) y redes neuronales, comparando su desempeño mediante métricas de validación y gráficas de resultados [21].

El proceso se fundamenta en el entrenamiento de un modelo a partir de observaciones etiquetadas, cuya capacidad predictiva es verificada posteriormente con conjuntos de prueba y analizada mediante herramientas de interpretación.

Una vez validado, el sistema ofrece flexibilidad operativa al permitir la exportación del modelo hacia entornos de producción, la integración en Simulink o la generación de código fuente para la automatización de experimentos y personalizaciones programáticas avanzadas [22], la aplicación de clasificación está compuesta de varias familias para el análisis de datos que se explica a continuación.

- **Estructuras de Árboles de Decisión (Decision Trees)**

Esta metodología se fundamenta en un esquema de ramificación lógica que descompone las variables de entrada en decisiones binarias consecutivas. En la gestión electrónica de motores, permiten establecer jerarquías críticas basadas en señales de sensores, facilitando la interpretación de estados operativos mediante reglas de control explícitas [23], [24]. Su arquitectura jerárquica es particularmente resiliente ante la presencia de datos ruidosos en la telemetría del vehículo.

- **Modelos de Análisis Discriminante (Discriminant Analysis)**

El análisis discriminante se especializa en la segregación de categorías. Al asumir una distribución normal en las señales de los transductores, este método permite trazar fronteras cuadráticas o lineales que separan con precisión regímenes como el ralentí de las fases de plena carga [25], [26]. Es un pilar en la clasificación paramétrica de eventos dinámicos en la combustión interna.

- **Algoritmo de Regresión Logística (Logistic Regression)**

A pesar de su nomenclatura, se emplea como un clasificador probabilístico que utiliza la función sigmoide, transforma cualquier número real en un valor dentro de un rango específico, típicamente entre 0 y 1 [27]. para determinar la viabilidad de un estado. En el sector automotor, su implementación es vital para el diagnóstico de fallas (OBD-II), donde se requiere calcular la probabilidad de avería en un inyector basándose en el ancho de pulso y la presión del riel [28], [29].

- **Clasificadores Bayesianos (Naive Bayes)**

Este enfoque probabilístico descansa en la premisa de independencia entre los predictores. Su eficiencia computacional es una ventaja crítica para sistemas embebidos, permitiendo que la ECU clasifique condiciones ambientales y de carga de manera instantánea sin comprometer los ciclos de procesamiento del procesador principal [30], [31].

- **Máquinas de Soporte Vectorial (SVM)**

Las SVM operan mediante la construcción de hiperplanos de separación óptima en espacios multidimensionales. Mediante el uso de funciones de base radial (RBF), son capaces de transformar señales no lineales de los sensores de oxígeno y detonación en representaciones lineales, logrando una clasificación de alta fidelidad en condiciones de operación severas [32], [33].

- **Clasificación por Vecindad (K-Nearest Neighbors - KNN)**

La lógica de KNN se basa en la proximidad geométrica dentro del espacio de características. En el mantenimiento predictivo del motor Aveo 1.6, este algoritmo permite asociar patrones actuales de vibración y temperatura con fallas históricas conocidas, facilitando la identificación de desgastes mecánicos prematuros [34], [35].

- **Estrategias de Conjunto (Ensemble Classifiers)**

Los métodos de ensamble, tales como *Random Forest* o *Boosted Trees*, integran múltiples estimadores para consolidar una predicción robusta. Al combinar diversos árboles de decisión, se mitiga el riesgo de sobreajuste, resultando en un sistema de diagnóstico capaz de operar bajo el ruido térmico y electromagnético del vano motor [36], [37].

- **Redes Neuronales Artificiales (Neural Networks)**

Estas arquitecturas emulan la plasticidad sináptica para resolver correlaciones no lineales complejas. Su aplicación en motores MPFI permite modelar fenómenos de propagación de llama y eficiencia volumétrica, superando las limitaciones de los mapas de inyección estáticos convencionales [38], [39].

- **Aproximación de Núcleos (Kernel Approximation)**

Este paradigma optimiza el uso de memoria mediante transformaciones aleatorias que proyectan los datos hacia dimensiones superiores. Es una solución técnica esencial para procesar bases de datos masivas de telemetría sin requerir estaciones de trabajo de alto rendimiento, permitiendo un análisis fluido en entornos de laboratorio [40], [41].

- **Clasificación Lineal de Alta Eficiencia (Efficiently Trained Linear)**

Los modelos de clasificación lineal de alta eficiencia se caracterizan por su estructura simplificada, lo que reduce drásticamente el consumo de memoria y procesamiento. Esta ligereza técnica los convierte en la opción ideal para ser instalados en microprocesadores de bajo costo dentro del vehículo. Su función principal es garantizar respuestas inmediatas en sistemas críticos de seguridad activa y en el monitoreo en tiempo real de los parámetros de emisiones contaminantes [42],

2.2.3 Regression Learner

La aplicación Regression Learner constituye un entorno especializado para el desarrollo de modelos predictivos de respuestas continuas mediante aprendizaje supervisado [19]. Esta herramienta permite gestionar íntegramente el ciclo de diseño algorítmico, abarcando desde la depuración de variables y la selección de características

hasta el ajuste fino de hiperparámetros y la validación de resultados. El sistema facilita la comparación sistemática de diversas arquitecturas, entre las que destacan la regresión lineal, procesos gaussianos, máquinas de soporte vectorial (SVM) y redes neuronales, utilizando métricas de desempeño y herramientas de interpretabilidad para cuantificar la influencia de los predictores [43].

- **Modelos de Regresión Lineal (Linear Regression Models)**

Esta familia fundamenta la predicción en relaciones proporcionales entre las variables de entrada y la respuesta. En el estudio de motores MPFI, se emplean variantes lineales y robustas para filtrar el ruido electrónico de sensores como el MAP o TPS, estableciendo una línea de base matemática que permite identificar tendencias generales de consumo o presión sin una carga computacional elevada [44], [45].

- **Árboles de Regresión (Regression Trees)**

Los modelos basados en árboles segmentan el espacio de datos en regiones rectangulares donde se predice un valor constante. Para la gestión térmica y de inyección, los árboles resultan útiles al capturar cambios discretos en el funcionamiento del motor, como la activación de estrategias de enriquecimiento de mezcla durante la fase de calentamiento [46], [47].

- **Máquinas de Soporte Vectorial (Support Vector Machines - SVM)**

La SVR (Support Vector Regression) proyecta los datos a un espacio de mayor dimensión para hallar un hiperplano que contenga la mayor cantidad de puntos dentro de un margen de error específico ε.[48], [49].

- **Modelos de Regresión por Proceso Gaussiano (Gaussian Process Regression - GPR)**

Considerados modelos no paramétricos de base probabilística, los GPR sobresalen en la cuantificación de la incertidumbre. La implementación de funciones de núcleo o *kernels* otorga al gemelo digital una flexibilidad matemática superior para ajustarse a los cambios irregulares y complejos de la combustión. Al utilizar esta técnica, el modelo no solo memoriza datos, sino que comprende las variaciones aleatorias y el ruido natural de los sensores del motor Aveo. Esta familia de algoritmos logra la mayor precisión de ajuste, reflejada en el error cuadrático medio más bajo de todas las pruebas realizadas [50], [51].

- **Modelos de Conjunto (Ensemble of Trees)**

Mediante la integración de múltiples estimadores bajo estrategias de ensamble, se logra superar las deficiencias individuales de los árboles de decisión convencionales. Esta unión de modelos es clave para el gemelo digital del Aveo, ya que los algoritmos de refuerzo aprenden de los errores previos para ajustar la predicción. Esto resulta en una respuesta virtual mucho más fiel a la realidad durante los regímenes transitorios, donde la inyección de combustible varía de forma acelerada. [52], [53].

- **Redes Neuronales (Neural Networks)**

Estas arquitecturas se componen de capas de neuronas artificiales que procesan información de forma no lineal. Son capaces de identificar correlaciones profundas entre variables aparentemente distantes, como el efecto de la temperatura ambiental (IAT) sobre el tiempo de apertura de los inyectores bajo condiciones de carga variable [54], [55].

- **Modelos de Aproximación de Núcleo (Kernel Approximation)**

Esta familia facilita el entrenamiento de modelos no lineales en conjuntos de datos masivos mediante transformaciones de características aleatorias. Reduce la complejidad computacional, permitiendo un análisis de telemetría de alta velocidad sin demandar recursos de hardware prohibitivos [56], [57].

- **Regresión Lineal de Entrenamiento Eficiente (Efficiently Trained Linear Regression)**

  Esta categoría se especializa en la optimización de modelos lineales para conjuntos de datos de gran escala, utilizando algoritmos como el Descenso de Gradiente Estocástico (SGD). Su implementación es fundamental para sistemas de diagnóstico vehicular en tiempo real, donde se requiere una actualización constante de los parámetros del modelo con un consumo mínimo de memoria y procesador [58], [59].

2.3 Variables y Maquina física

Una variable es un elemento que representa las características que describen el comportamiento de un sistema físico [69]. En el contexto de máquinas físicas, las variables pueden ser tanto de entrada como de salida, y suelen representar magnitudes como la velocidad, la aceleración, la fuerza, la temperatura, o la presión. Es crucial definir adecuadamente estas variables, ya que su correcta interpretación y medición son esenciales para garantizar que el modelo matemático sea una representación fiel del sistema real [70]. Las variables deben tener unidades de medida bien establecidas y seleccionarse según los parámetros que se quieren estudiar o controlar dentro del sistema. Además, las relaciones entre estas variables deben ser descritas con precisión para que el modelo matemático sea útil en la simulación, análisis o control del sistema físico[71].

2.4 Gemelos Digitales.

Actualmente, es fundamental comprender la relevancia de los gemelos digitales en la implementación industrial. A continuación, se explicará su definición y su funcionamiento.

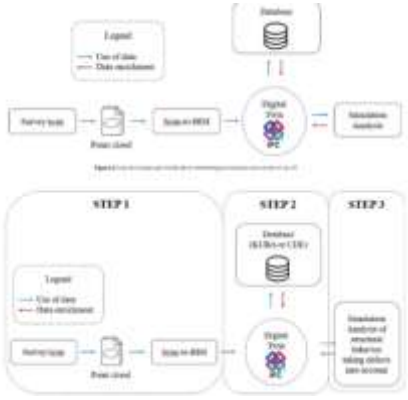
La tecnología de los Gemelos Digitales, Digital twins o DT en sus siglas en inglés tiene sus raíces con el Software Apolo de la Nasa durante las décadas de 1960 y 1970, cuando los ingenieros comenzaron a utilizar sistemas reflejados de las naves espaciales con el propósito de simular su comportamiento y resolver problemas en tiempo real [72].

Entre 2000 y 2010, la tecnología de gemelos digitales (DT) se expandió más allá de la aeroespacial, impulsada por IoT por sus siglas en ingles Internet of Things, traduciendo a él internet de las cosas, computación en la nube, aprendizaje automático e IA. Estas innovaciones superaron las limitaciones de las primeras simulaciones, limitadas por capacidad computacional y datos en tiempo real. Así, emergieron múltiples paradigmas arquitectónicos de DT adaptados a diversas industrias, afirmándose como una herramienta esencial para la digitalización y la optimización de procesos complejos [73].

En la actualidad, los gemelos digitales están transformando la atención médica mediante la creación de modelos dinámicos personalizados que evolucionan junto con el estado del paciente. Estos modelos integran de forma continua datos provenientes de diversas fuentes, generando representaciones digitales precisas del organismo capaces de detectar variaciones patológicas sutiles, especialmente útiles en áreas como la oncología personalizada [74].

Los DT son representaciones virtuales de contrapartes físicas que integran y reflejan las características esenciales de la entidad en una única plataforma digital, ya que sirve como base de datos precisa que almacena información detallada sobre la composición, estructura y comportamiento del activo físico, y facilita una reutilización eficiente de sus componentes, permiten a los usuarios simular, analizar y predecir el rendimiento del activo en diferentes escenarios como la optimización de la toma de decisiones, ya que permite a los equipos de trabajo compartir conocimiento y datos en tiempo real [75]. Así, como se observa en la figura 4 se ve de manera gráfica los gemelos digitales donde se convierten en herramientas clave para impulsar la productividad y la eficiencia en diversas industrias, promoviendo una transformación digital que hace posible la creación de entornos de trabajo más inteligentes y adaptativos.

Figura 4: Flujo de trabajo para construir el DT



Tomado de: Franciosi M, 2024 [75].

Los DT se consideran una tecnología clave para el proceso de inteligencia, proporcionan fusión de datos, análisis y optimización iterativa de decisiones, lo que permite un control óptimo, monitoreo de seguridad y análisis de datos, donde se pueden clasificar

en cinco componentes fundamentales: la capacidad de simulación a lo largo del ciclo de vida del producto, la sincronización del sistema cibernético con los activos físicos, la integración de datos en tiempo real, el modelado del comportamiento del espacio físico, y los servicios proporcionados por el sistema virtual [76].

La tecnología de los DT ha emergido como un eje fundamental en la transformación hacia la manufactura inteligente, al integrar modelado físico, censado en tiempo real e interacción ciberfísica. Según la definición de Grieves, un gemelo digital está compuesto por tres elementos esenciales: el objeto físico, su representación virtual y las conexiones bidireccionales de datos que permiten sincronización continua entre ambos. Esta integración posibilita que el modelo virtual refleje el estado real del sistema, facilitando la optimización dinámica y el control predictivo [77].

La industria automotriz ha adoptado progresivamente la tecnología de los DT como parte fundamental de su transformación digital, estos modelos virtuales replican en tiempo real los vehículos, sus sistemas y procesos, permitiendo una conexión continua entre el mundo físico y el digital, donde recopilan información en tiempo real mediante sensores e IoT, lo que posibilita un mantenimiento predictivo, fabricantes como Tesla aplican esta tecnología para detectar y resolver fallas mecánicas remotamente mediante actualizaciones OTA por sus siglas en inglés Over the Air se refiere a la capacidad de vehículos modernos para recibir actualizaciones de software, mejorando la seguridad y la confiabilidad de sus vehículos [78].

En el contexto del trabajo de integración para un gemelo digital se utilizó el Software de MATLAB®. con Simulink se diseñó un sistema con diagrama de bloques para simular

antes de implementar en cualquier hardware, donde se implementa un modelo virtual para simular y probar el sistema frecuentemente desde las primeras etapas de desarrollo (figura 5) [79].

Figura 5: Concepto de Simulink



2.5 Motores

Los Motores de Combustión Interna (MCI) han sido fundamentales para la evolución de la sociedad, a pesar de ello de los avances tecnológicos siguen siendo esenciales en diversas aplicaciones debido a su confiabilidad y adaptabilidad a diferentes entornos. Por esa razón en esta investigación los MCI son esenciales ya que al integrar gemelos digitales en el estudio se mejorará la comprensión de su funcionamiento y desempeño.

Los MCI resaltan como una innovación que revoluciono la movilidad en el siglo XX, dado como una respuesta a las limitaciones de las maquinas a vapor del siglo XIX, como resultado en 1876 Nikolaus Otto desarrollo y perfecciono un motor de ciclo Otto de cuatro tiempos que se convertiría en la base para los MCI [80].

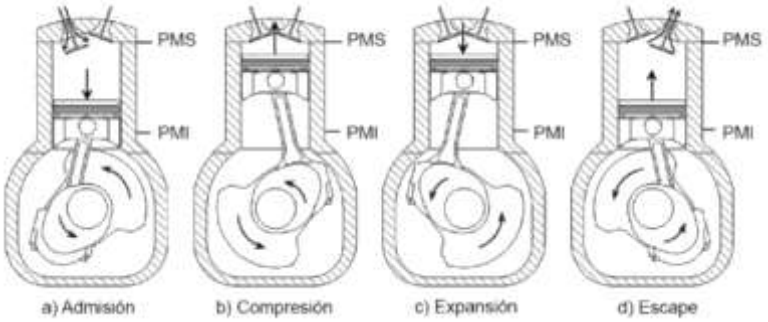
Este avance marco un hito en la ingeniería, permitiendo cambiar la energía química de los combustibles en energía mecánica mediante la combustión [81]. Rovira dice que, durante el funcionamiento del MCI se realiza un ciclo de trabajo que se repite periódicamente y genera un ciclo termodinámico, dentro de este ciclo termodinámico existen cinco procesos básicos que son [82]:

- Admisión: proceso en que se da lugar la entrada de fluido.
- Compresión: proceso que incrementa el rendimiento térmico.
- Combustión: reacciones exotérmicas que determinan la temperatura del fluido.
- Expansión: responsable del trabajo
- Escape: elimina los gases producidos.

El proceso de admisión escape contribuyen en a la renovación de carga del motor, mientras que la compresión, combustión y expansión contribuyen al ciclo termodinámico del motor.

Rovira menciona que, los MCI requieren un ciclo de trabajo compuesto por cuatro movimientos del pistón (equivalentes a dos giros del cigüeñal) para completar un ciclo operativo, el proceso que realiza cada una de las carreras que se muestran en Figura 6 [82]:

Figura 6: Diagrama ciclo completo de trabajo



Tomado de: Rovira de Antonio, 2015 [82].

1° tiempo (admisión): el pistón desciende por el cilindro, generando una depresión en este y permitiendo si llenado. Las válvulas de admisión se encuentran abiertas, mientras que las válvulas de escape se encuentran cerradas.

2° tiempo (Compresión): se mueve desde el Punto Muerto Inferior (PMI) hasta el Punto Muerto Superior (PMS) con las válvulas de admisión y escape cerradas.

3° tiempo (Expansión): el pistón desciende, en la segunda revolución del cigüeñal la combustión finaliza y comienza la expansión, válvulas cerradas.

4° tiempo (escape): el pistón se desplaza de PMI hasta PMS, válvulas de escape abiertas, generando la expulsión de gases quemados.

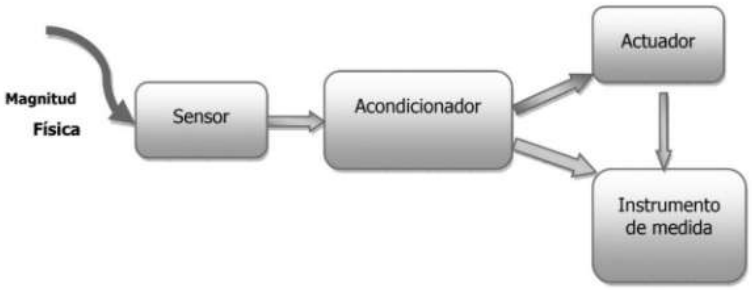
2.6 Sensores

El avance de nuevas tecnologías en motores gasolina o MCI ha impulsado a mejorar la eficiencia energética, reducir emisiones contaminantes y cuidar el medio ambiente. Con este contexto, la presente investigación determinara como los sistemas de sensores y actuadores juegan un papel fundamental al monitorear y controlar parámetros clave del motor, garantizando un funcionamiento optimo en diversas condiciones operativas.

La historia de los sensores se remonta a los avances iniciales en la medición y automatización, que comenzaron a mediados del siglo XIX con el desarrollo de instrumentos básicos como los termómetros y manómetros. Con el surgimiento de la electrónica en el siglo XX, los sensores evolucionaron rápidamente gracias a la integración de tecnologías como los semiconductores, que permitieron la creación de dispositivos más pequeños, precisos y versátiles [83]. En la actualidad, los sensores son fundamentales en sistemas avanzados como los vehículos eléctricos y autónomos, gracias a su capacidad para recopilar y procesar información en tiempo real, lo que permite optimizar el desempeño y la seguridad de estos sistemas [84].

Los sensores replican la capacidad de percepción de las personas, por esta característica se pueden encontrar sensores relacionados con los sentidos que reaccionan a distintos entornos, por tanto, un sensor es un dispositivo electrónico que facilita la interacción con el entorno al captar información sobre determinadas variables, permitiendo su procesamiento para desarrollar distintos procesos, detecta cambios en un entorno físico y convierte esa información en una señal que será interpretada y procesada a partir de la energía del medio de donde se toma la medida, esta señal se encarga de convertir una magnitud física en una eléctrica, además puede ocurrir una señal de salida que no depende de factores operativos como la temperatura y el voltaje de alimentación, por lo que puede considerarse un circuito de acondicionamiento que garantiza la validez de la señal de los sensores a través de equipos de instrumentación [85], como se muestra en la Figura 7.

Figura 7: Señal sensor



Tomado de: Corona Ramírez, 2020 [85].

Serna menciona que, existen diferentes tipos de sensores que para clasificarlos dependen de su naturaleza y funcionamiento, dentro de los cuales están [85]. Sensores que dependen del funcionamiento Activos: que requieren una fuente de energía que les suministre corriente para operar. Pasivos: que operan sin necesidad de una fuente de energía externa, ya que aprovechan las condiciones del entorno para su funcionamiento.

Señal proporcionada

- Analógicos: la información es proporcionada a través de una señal analógica (tensión, corriente), toma valores mínimos y máximos.
- Digitales: la señal proporcionada es por una señal digital de “0” o “1”, también puede ser un código de bits.

Naturaleza de su funcionamiento

- Posición: experimentan variables dependiendo de la posición en que están los elementos en diferentes instantes.
- Temperatura: experimentan variaciones de temperatura dependiendo del lugar donde se encuentre.
- Presión: experimentan variaciones dependiendo de la presión a la que sean presentados.

- Movimiento: experimentan variaciones dependiendo del movimiento al que estén expuestos.

2.6.1 Sensores de temperatura

Chafuel A, nos dice que, son los más comunes para en medir la temperatura del motor, cambia su resistencia a medida que la temperatura cambia, permitiendo enviar información a la Unidad de Control. Existen termistores tipo NTC (Negative Temperature Cieffucient) que aumenta su temperatura mediante la disminución de la resistencia y PTC (Positive Temperature Coeficiente) que aumenta uniformemente la temperatura conforme a la resistencia [86] usan en:

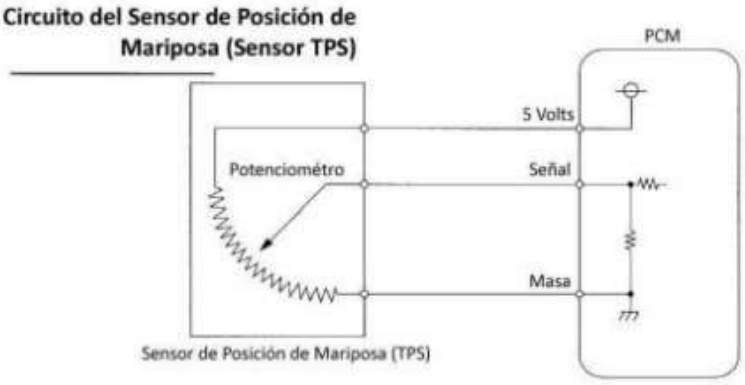
Se usan en:

- ECT (Sensor de temperatura de refrigerante)
- IAT (Sensor de temperatura de aire de admisión)

2.6.2 Sensor TPS (Posición de la mariposa)

Encargado de controlar la apertura de la mariposa en motores MEP (Motores de Encendido Provocado), informando a la Unidad de Control y permite que la PCM identifique la potencia requerida, ayudando a mejorar el tiempo de inyección, su circuito trabaja variando la salida de voltaje en relación con el movimiento [86], como se muestra en la Figura 8.

Figura 8: Circuito sensor de posición TPS

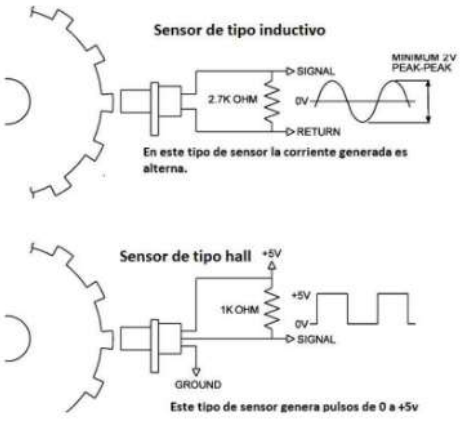


Tomado de: Chafuel A, 2022 [86].

2.6.3 Sensor CKP (Posición del cigüeñal)

Registra e informa la posición del cilindro uno, tomando registro de la aceleración y desaceleración del cigüeñal, enviando todos los datos a la Unidad de Control. Detecta la velocidad y posición del cigüeñal mediante una rueda dentada, funciona usando un sensor inductivo o efecto hall, como se muestra en la Figura 9, generando una señal eléctrica [87].

Figura 9: Señal del sensor CKP inductivo y efecto Hall



Tomado de: Chafuel A, 2022 [86].

2.6.4 Sensor CMP (Posición del árbol de levas)

Está en contacto con el eje de levas, el sensor CMP (Camshaft Position Sensor) es un dispositivo que detecta la posición y velocidad de giro del árbol de levas en un motor de combustión interna. Su función principal es enviar señales a la ECU para sincronizar la inyección de combustible y la activación de las válvulas [88].

Este sensor trabaja en conjunto con el sensor CKP para garantizar una correcta sincronización del motor. Existen diferentes tipos de sensores CMP, como los de efecto Hall y los inductivos, que generan una señal eléctrica al detectar el paso de las levas o un disco dentado en el árbol de levas. Su correcto funcionamiento es esencial para la eficiencia y el desempeño del motor, ya que un fallo en este sensor puede provocar problemas como fallos de encendido, pérdida de potencia y aumento en el consumo de combustible [89].

2.7 Unidad de control.

La presente investigación implica el conocer cuál es la función de la Unidad de Control, Electronic Control Unit o ECU por sus siglas en inglés, siendo así, es un componente crucial en la operación y el rendimiento de un vehículo, ya que coordina y gestiona diversas funciones vitales, permitiendo el funcionamiento eficiente de elementos como el acelerador, el freno y el sistema de encendido, además de activar estos componentes, supervisa su rendimiento en tiempo real, ajustando las operaciones según las condiciones de conducción y las necesidades del conductor, y asegura la integración de los diversos sistemas electrónicos para que trabajen de manera armoniosa; un aspecto fundamental de la ECU es su capacidad para proteger el circuito eléctrico, salvaguardando el sistema de posibles daños ocasionados por sobrecargas o cortocircuitos mediante la

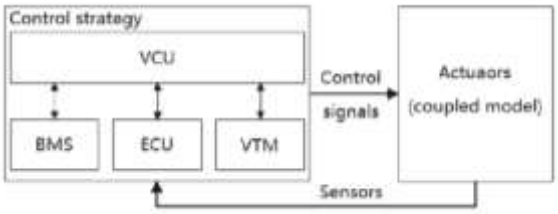
monitorización constante de las señales eléctricas y la implementación de medidas de seguridad [90].

Así, la ECU no solo facilita la operatividad de los componentes del vehículo, sino que también garantiza la estabilidad y seguridad del sistema eléctrico en su conjunto, siendo un elemento indispensable para el adecuado desempeño del vehículo en diversas condiciones de funcionamiento.

Se puede entender el funcionamiento mediante los siguientes ejemplos, una de las funciones esenciales de la ECU es la gestión del sistema de inyección de combustible, controlando tanto el tiempo de inyección como la tasa de inyección en función de las variaciones de carga y velocidad del motor, puede recopilar y analizar datos en tiempo real, utilizando información de varios sensores, permite una optimización constante del proceso de inyección [91], mejorando así el rendimiento general del vehículo y contribuyendo a la sostenibilidad al reducir las emisiones nocivas y aumentar la eficiencia del consumo de combustible, convirtiéndola en un componente vital en los sistemas modernos de gestión del motor.

Otro ejemplo para entender el funcionamiento de la ECU es relacionarlo con la gestión de energía térmica donde se observa el flujo de trabajo, en la figura 10 donde contiene la estrategia VCO se refiere a la gestión de energía y par, el BMS controla la batería de potencia, la ECU se refiere al control del motor y el VTM es el control de gestión térmica del vehículo con respecto al circuito de refrigeración del vehículo [92], pero lo principal es comprender como los sensores envían señales a la ECU para luego enviar dicha información a los actuadores.

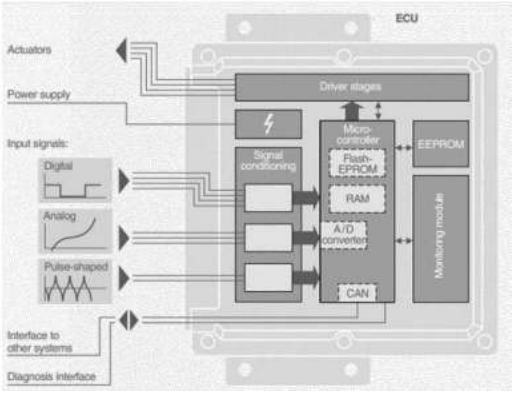
Figura 10: Flujo de trabajo de la ECU



Tomado de: Zhu F, 2024 [92].

Castro R menciona que, el procesamiento de señales que se desarrolla por la ECU, como se muestra en la Figura 11 tiene el siguiente orden [93]. Señales de entrada Acondicionamiento de señal Procesamiento de la señal Señales de salida Comunicación interna en la unidad de control.

Figura 11: Procesamiento de señal de la ECU



Tomado de: Castro, 2023 [93].

Las señales de entrada provienen de los sensores a través de un mazo de cables y pueden ser digitales, analógicas o de tipo pulso. Las señales digitales, como las de sensores de velocidad, tienen valores de 1 y 0 lógicos y son procesadas directamente por el microcontrolador. Las señales analógicas, como las de sensores de masa de aire o

temperatura, requieren conversión a digital mediante un conversor ADC. Las señales de pulso se filtran y convierten en digitales. Luego, en el acondicionamiento de señal, se ajustan los voltajes y se eliminan interferencias. Finalmente, en el procesamiento, la unidad de control electrónico usa estas señales para gestionar las funciones del motor en lazo abierto y cerrado [93].

Existe distintas Unidades de Control, como la Unidad de Control Principal, Main Electronic Control Unit o MECU por sus siglas en inglés, la MECU actúa como un sistema central que integra y gestiona la información proveniente de diversos sensores que monitorean distintas variables del motor y otros sistemas del vehículo, en la entrada, recibe señales de sensores, mientras que en la salida, transmite señales procesadas a sistemas y dispositivos del vehículo, la MECU es responsable de suministrar la energía necesaria para el funcionamiento de todos sus componentes, incluyendo módulos y actuadores, mientras que también amplifica y convierte electrónicamente las señales recibidas para garantizar la precisión y la fiabilidad de las mediciones, a nivel de software [94].

2.7.1 Microcontroladores

Los microcontroladores se utilizan para crear aplicaciones en sistemas integrados y se les define comúnmente como pequeñas computadoras dentro de un solo chip que incluye el microprocesador, la memoria y otros elementos, estos dispositivos son más compactos y económicos que otros componentes destinados al control de sistemas integrados, aunque algunos sistemas integrados pueden ser muy complejos, muchos tienen requisitos reducidos en cuanto a memoria y longitud de Software, no utilizan un sistema operativo y poseen una complejidad de software baja, además, los microcontroladores suelen incluir diversos

periféricos como convertidores analógicos a digitales, convertidores digitales a analógicos, temporizadores, contadores programables y generadores PWM para la modulación por ancho de pulso [95].

2.8 Actuadores

La presente investigación, los actuadores son dispositivos fundamentales para el control, ya que transforman señales de entrada, en movimiento mecánico, su interfaz permite la interacción entre sistemas electrónicos y el entorno físico, facilitando la ejecución y tareas específicas como el movimiento de piezas, control de válvulas o la generación de fuerza.

Un actuador es un dispositivo capaz de producir una fuerza que provoca un cambio en la posición, velocidad o estado de un componente mecánico, mediante la conversión de energía [96].

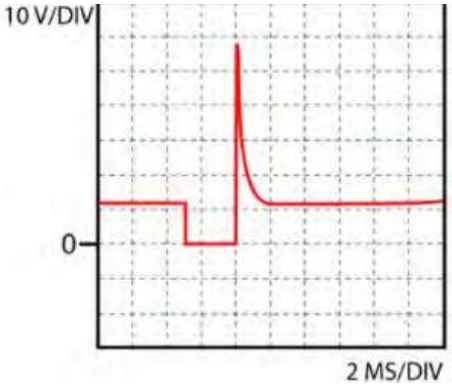
2.8.1 Inyectores

Se encuentran localizados en el sistema de inyección, seguidos de las válvulas de admisión. Los inyectores son válvulas electromagnéticas que se encuentran cerradas y controladas por la ECU [97].

El inyector es un componente esencial en los sistemas de inyección de combustible, encargado de pulverizar el combustible en el ciclo de admisión del motor, funcionando como una electroválvula que se activa y desactiva mediante un pulso eléctrico, con un rango de tiempos de inyección que oscila entre 2 ms y 300 ms dependiendo de diversos factores como la carga del motor y las condiciones de operación, el tiempo de inyección y el ancho de pulso es procesada por la ECU.

Ajusta el funcionamiento del inyector para lograr una atomización óptima y asegurar que la mezcla de aire y combustible sea adecuada para una combustión eficiente, lo que no solo potencia el rendimiento del motor, sino que también ayuda a cumplir con las normativas de emisiones, en la figura 12 se observa la señal generada por el inyector, donde se detalla el impulso eléctrico enviado desde la ECU, el cual activa la bobina del inyector, permitiendo el flujo de combustible hacia la cámara de admisión, donde se atomiza en partículas finas para mejorar la mezcla con el aire que ingresa al motor, generándose durante este proceso una señal que incluye un rebote inductivo, lo que es una característica natural del funcionamiento de las electroválvulas y afecta el comportamiento del inyector en términos de respuesta y precisión de inyección .

Figura 12: Señal de inyector



Tomado de: Lerroy D, 2020 [96]

El tiempo de inyección es un parámetro crucial que establece el volumen exacto de combustible que se suministra a los inyectores cada vez que la ECU envía una señal eléctrica hacia ellos, este tiempo se cuantifica en milisegundos y es fundamental para garantizar una mezcla adecuada de aire y combustible lo que influye directamente en el

rendimiento del motor además de su eficiencia y emisiones contaminantes, en la figura 13 se pueden observar las variaciones del tiempo de inyección bajo diferentes condiciones operativas como puede ser en situaciones de carga pesada y en estado de ralentí, estas diferencias permiten entender cómo se ajusta el sistema de inyección para satisfacer las demandas del motor en diversos escenarios de operación asegurando un control preciso del proceso de combustión para optimizar la potencia y la economía de combustible en función de las necesidades del vehículo [97].

Figura 13: Tiempo de inyección.

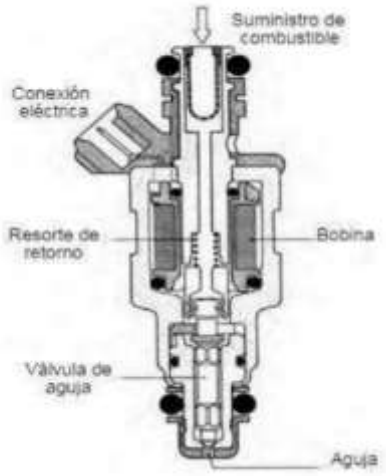


Tomado de: Padilla C, 2017 [97].

En la figura 14 se presenta un actuador de solenoide que ilustra el proceso de energización de los devanados que generan un campo magnético, provocando la compresión del resorte de retorno y permitiendo un desplazamiento preciso de 0,1 mm que resulta esencial para el funcionamiento del sistema, es relevante señalar que el tiempo

durante el cual el inyector permanece en estado abierto puede variar entre 1,5 ms y 10 ms lo cual es fundamental para el control del flujo de combustible y para asegurar una atomización adecuada, esta acción de apertura y cierre del inyector influye directamente en la cantidad de combustible que se inyecta en la cámara de combustión y tiene un impacto significativo en la eficiencia del motor y en la optimización de la mezcla de aire y combustible, garantizando un rendimiento óptimo en diversas condiciones de operación [98] .

Figura 14: Procesamiento de señales en la ECU

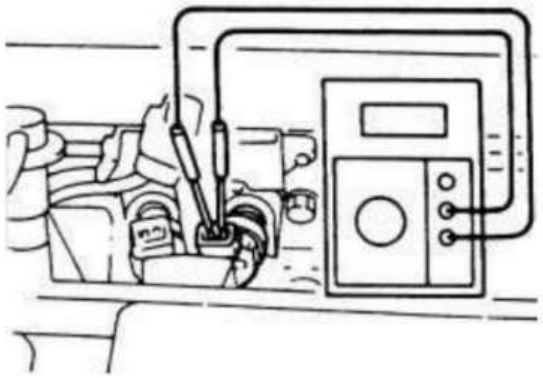


Tomado de: Mecánica F, 2023 [98].

Para llevar a cabo la verificación del estado de un inyector es fundamental contar con un estetoscopio automotriz o un medidor de resistencia, siendo necesario consultar las especificaciones técnicas proporcionadas por el fabricante, generalmente la resistencia de los inyectores se encuentra dentro del rango de 13 a 16 ohmios a una temperatura de 20 °C, en la figura 15 se ilustra el procedimiento de medición de la resistencia, que se realiza a

través de los terminales del inyector desconectando previamente el arnés eléctrico del inyector de combustible. [99].

Figura 15: Medir resistencia del inyector

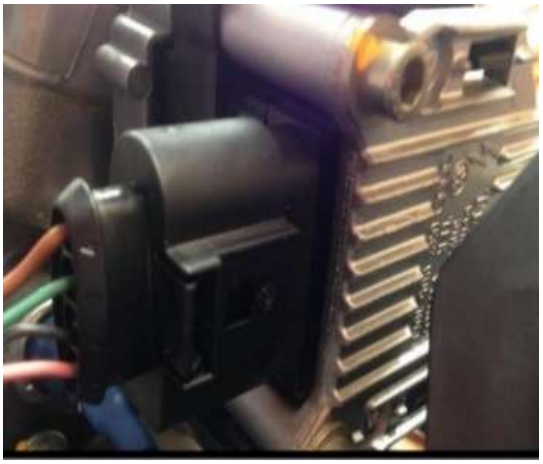


Tomado de: Generador, 2024 [99].

2.8.2 Bobinas de encendido

Las bobinas de encendido son dispositivos actuadores que desempeñan un papel crítico en el proceso de ignición al aumentar la intensidad del voltaje para generar una chispa en las bujías que inicia la combustión de la mezcla de aire y combustible, estos componentes tienen una entrada de voltaje de 12 V que circula a través de un bobinado primario donde se produce un campo magnético, posteriormente este campo se induce en un bobinado secundario y al interrumpir las líneas de campo magnético se logra un incremento significativo en el voltaje de salida, este voltaje elevado es suficiente para superar la brecha entre los electrodos de la bujía permitiendo así la ignición de la mezcla, en la figura 16 se ilustra un ejemplo de una bobina de encendido de tipo DIS [100].

Figura 16: Bobina Dis

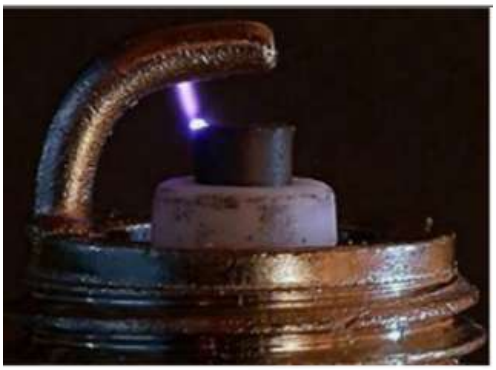


Tomado de: Mejía A, 2015 [99]

La explosión en el cilindro requiere una chispa generada por la bujía figura 17, la cual recibe energía de la bobina de encendido. Esta bobina tiene un bobinado primario y otro secundario, donde una tensión de 12V en el primario induce más de 10,000V en el secundario. Debido a la baja impedancia del primario, el consumo es alto y la conmutación debe durar aproximadamente 3 milisegundos para generar una chispa efectiva. Existen diferentes configuraciones de encendido: los motores antiguos usan un distribuidor con una sola bobina, mientras que los modernos pueden emplear bobinas individuales o de doble salida.

En esta última, dos cilindros generan chispas simultáneamente, pero solo uno enciende la mezcla, mientras que el otro realiza un "encendido de chispa perdida". La sincronización del sistema es clave para la eficiencia del motor [101].

Figura 17: Chispa en el electrodo de una bujía



Tomado de: Muñoz E [101].

CAPÍTULO III
3. MATERIALES Y MÉTODOS

Los materiales de campo, materiales de laboratorio, equipos y software que se emplearán en el desarrollo de la investigación están descritos a continuación.

3.1 Materiales

3.1.1 Banco de pruebas.

Para la adquisición de datos se trabajó con un motor F16D3 (figura 18) es un motor de 1.6 litros utilizado en varios modelos de Chevrolet, como el Aveo, siendo un motor de encendido provocado, en la tabla 2 se especifica sus características [102].

Figura 18: Motor F16D3



Tabla 2: Especificaciones F16D3.

Motor F16D3	
Cilindrada	1.6 litros
Cilindros	4 cilindros
Configuración	En línea

Válvulas	16 válvulas (DOHC)
Potencia	Hasta 109 CV
Par	150 Nm
Tipo de inyección	Distribuida
Relación de compresión	9.5

Tomado de: Motor F16D3 [103].

3.1.2 Sensores para pruebas.

El sensor de posición del cigüeñal (CKP) (Figura 19) seleccionado opera bajo el principio de efecto Hall. A diferencia de las variantes inductivas, este dispositivo requiere una alimentación externa constante (típicamente de 5V o 12V suministrada por la unidad de control) para activar su circuito integrado. Su acoplamiento consta de un conector sellado de tres terminales, destinados a la alimentación, masa y línea de datos [104].

Figura 19: Sensor CKP efecto Hall



Tomando de: Betsu, Estados Unidos.

El sensor de presión absoluta del colector (MAP) (Figura 20) empleado en el motor de 1.6 litros, consta de tres terminales, los cuales distribuyen las líneas de alimentación, masa y la señal de retorno.

La salida es de tipo analógica, el sensor emite una señal de voltaje reducida que oscila entre 1.0V y 1.8V DC; por el contrario, en escenarios de plena carga o con el

interruptor en encendido sin marcha (KOEO), la lectura asciende hasta un rango de 4.5V a 4.8V DC al registrar la presión atmosférica local [106].

Figura 20: Sensor MAP.



Tomado de: GM, Corea.

El sensor de posición del árbol de levas (CMP) (figura 21) utilizado en la arquitectura del motor 1.6 litros está diseñado bajo el principio de captación de efecto Hall. Este componente requiere una alimentación constante de 5V o 12V.

Consta con un conector estanco de tres terminales que completan el circuito de masa y la línea de transmisión de datos [104].

Figura 21: Sensor de posición del árbol de levas



Tomado de: GM, Corea.

El sensor de temperatura del aire de admisión (IAT)(figura 22) integrado en el sistema de gestión del motor 1.6 litros basa su funcionamiento en un termistor de coeficiente de temperatura negativo (NTC).

El dispositivo se conecta a la unidad de control (ECU) mediante una interfaz sellada de dos pines, estableciendo un circuito divisor de tensión alimentado con un voltaje de referencia regulado de 5V.

A medida que el aire térmico modifica la resistencia del sensor, la caída de tensión resultante es monitoreada por la ECU: temperaturas frías generan lecturas de voltaje elevadas (cercanas a 4.0V), mientras que condiciones de alta temperatura provocan un descenso en la señal analógica (aproximándose a 1.0V o menos) [109].

Figura 22: Sensor IAT



Tomado de: GM, Corea.

El sensor de temperatura del refrigerante del motor (ECT) (figura 23) diseñado para la plataforma de 1.6 litros opera como un transductor térmico basado en una resistencia de coeficiente de temperatura negativo (NTC).

Esta variación de potencial eléctrico permite al módulo de control ajustar dinámicamente la riqueza de la mezcla de combustible, corregir el tiempo de encendido y comandar de forma precisa la activación del sistema de enfriamiento forzado [109].

Figura 23: Sensor ECT



Tomado de: GM, Corea

El sensor de posición del acelerador (TPS) (figura 24) integrado en el cuerpo de aceleración del motor 1.6 litros funciona como un potenciómetro rotativo de precisión acoplado directamente al eje de la mariposa de admisión.

Alimentado por la unidad de control (ECU) con un voltaje de referencia estabilizado de 5V a través de un conector sellado de tres terminales (alimentación, masa y señal).

Cuando la mariposa se encuentra en posición de ralentí o completamente cerrada, la señal de retorno analógica registra un valor mínimo que oscila comúnmente entre 0.4V y 0.7V DC; a medida que el conductor presiona el acelerador y la válvula se abre por completo (WOT), el voltaje de salida se eleva de manera lineal hasta alcanzar un rango aproximado de 4.2V a 4.8V DC [112].

Figura 24: Sensor TPS



Tomado de: DLB, Corea

El inyector (figura 25) de combustible utilizado en el sistema de inyección electrónica multipunto (MPFI) del motor 1.6 litros opera como una electroválvula de precisión controlada magnéticamente por la unidad de gestión del motor. El dispositivo recibe combustible a una presión regulada constante a través del riel de alimentación y lo dosifica mediante micro orificios de descarga ubicados en su extremo inferior, los cuales

fragmentan el fluido en un patrón de pulverización fina y atomizada directamente sobre la válvula de admisión [114].

Figura 25: Inyector



Tomado de: HENKO, Corea.

3.1.3 Instrumento de adquisición.

- Especificaciones Técnicas de la Tarjeta DAQ NI USB-6008

El módulo de adquisición de datos por hardware NI USB-6008 (figura 26), diseñado para aplicaciones de instrumentación y control en baja frecuencia. Su estructura física integra terminales de tornillo de paso fino distribuidos en dos bloques de conexión principales (pines 1 al 16 y pines 17 al 32), facilitando el acoplamiento directo de señales analógicas y digitales sin necesidad de tarjetas de acondicionamiento externas (Tabla 3) [116].

Figura 26: DAQ 6008



Tomado de: National Instruments [117].

Tabla 3: Especificaciones DAQ 6008

Parámetro Funcional	Especificación Técnica / Características
Arquitectura de Entradas Analógicas (AI)	8 terminales independientes en configuración monofila (*Single-Ended*) o 4 canales en configuración diferencial (*Diferencial*).
Resolución del Convertidor ADC	12 bits en modo diferencial / 11 bits en modo monofila.
Frecuencia Máxima de Muestreo	Hasta 10 kS/s (kilosamples por segundo) en modo de captura continuo.
Líneas de Entrada/Salida Digital (DIO)	12 canales configurables por software (P0.0 a P0.7 y P1.0 a P1.3) compatibles con lógica TTL/CMOS.
Temporizador / Contador Integrado	1 canal con resolución de 32 bits, entrada asignada al pin PFI 0, frecuencia máxima de conteo de 5 MHz.

Tomado de: User Manual USB- 6008 [118].

3.1.4 LabVIEW™

LabVIEW 2012, NI (National Instruments), Austin, Estados Unidos, es una plataforma de desarrollo y entorno de Software gráfica basada en el lenguaje G, concebida para el diseño automatizado de sistemas de adquisición de datos, control e instrumentación mediante una arquitectura orientada al flujo de datos.

Su entorno operativo se estructura en dos interfaces interconectadas: el panel frontal, que actúa como la interfaz de usuario para la manipulación y visualización de variables a través de

controles e indicadores, y el diagrama de bloques, donde se codifica la lógica del algoritmo conectando nodos funcionales y estructuras de control por medio de cables virtuales.

Esta metodología visual elimina las restricciones sintácticas de los lenguajes de texto convencionales y permite la ejecución paralela nativa de procesos, consolidando al software como una herramienta estándar para la integración simplificada de hardware de medición y el procesamiento de señales físicas en tiempo real (figura 27) [119].

Figura 27: Software LabVIEW™



3.1.5 MATLAB®.

MATLAB®. (*Matrix Laboratory*), R2025a, MathWorks, Natick, Estados Unidos a diferencia de los lenguajes de propósito general, este software opera nativamente bajo una arquitectura orientada a matrices y arreglos, lo que permite ejecutar operaciones de álgebra lineal y cálculo complejo con una alta eficiencia computacional y sin necesidad de recurrir a bucles iterativos manuales.

Su entorno unifica un lenguaje de Software de alto nivel con herramientas de visualización gráfica bidimensional y tridimensional, facilitando la interpretación de grandes volúmenes de datos. Además, el Software destaca por su modularidad mediante cajas de herramientas especializadas (*Toolboxes*) destinadas al aprendizaje automático, procesamiento de señales y visión por computadora [121].

Figura 28: Software MATLAB®.



Tomado de: MATLAB®. logo [122].

3.2 Metodología

Este capítulo establece la metodología de investigación que se seguirá. Se incluye un diagrama de flujo (Figura 29) que visualiza las actividades principales y su secuencia. A continuación, se detallan los instrumentos, las herramientas tecnológicas y el software seleccionados, junto con los criterios técnicos que justifican su uso. Además, se describe la campaña experimental planificada (objetivos, alcance y calendario), y el procedimiento para la recolección y análisis de datos, garantizando la coherencia, validez y fiabilidad de los resultados.

Figura 29: Diagrama de flujo de actividades



3.2.1 Definición del objetivo de evaluación

El objetivo de evaluación se centra en cuantificar el rendimiento y la respuesta del motor una vez que ha sido instrumentado con las conexiones adecuadas para la adquisición y envío de señales a sus entradas y salidas en condiciones de operación reales. Para lograr una comprensión completa del plan de trabajo de integración curricular, el proceso de evaluación seguirá pasos minuciosamente explicados, lo que permitirá observar la evolución de la integración desde la fase inicial hasta el análisis final y la presentación de resultados.

3.2.1.1 Selección del motor

A la hora de justificar la selección del motor F16D3, se ha considerado la evolución de las estadísticas de compra y venta recogidas en el anuario EADE del Ecuador, abarcando el periodo 2006–2017.

- 2006: Las exportaciones del modelo corsa ocupó el segundo lugar con un 20,5%, y ventas de 4170 unidades [123].
- 2007: Modelo corsa y Aveo posee un porcentaje de 74,9% [124].
- 2008: Modelo más vendido en segmento pasajeros fue el modelo Aveo con 12,139% [125].
- 2010: Automóviles de marca Chevrolet Aveo Activo considerando el más vendido con un 10,844% [126].
- 2015: La marca Chevrolet vendió 4030 unidades con su modelo Aveo emotion [127].
- En el año 2017 tuvo un total de ventas de 2637 unidades [128].

Este registro ha permitido identificar tendencias clave en la demanda de soluciones de potencia, niveles de inversión y comportamiento del mercado, así como la disponibilidad de componentes y servicios de soporte. En particular, la consistencia de la demanda a lo largo de los años, junto con la tasa de reposición de repuestos y la fiabilidad de proveedores,

respalda la elección del F16D3 por su equilibrio entre rendimiento, costo total de propiedad y capacidad de mantenimiento.

3.2.1.2 Definición de sensores y actuadores

Para elegir los sensores y actuadores, se especifica cual es el tipo de señal, el rango y tipo de entrada que se especifica en la tabla 4.

Tabla 4: Entradas de sensores y actuadores

Sensor	**Tipo de Señal**	**Rango de Señal (aproximado)**	**Tipo de Entrada**
CKP (Posición del cigüeñal)	Digital (tren de pulsos)	-	Digital
CMP (Posición del árbol de levas)	Digital (tren de pulsos)	Salida de 2.5 V	Digital
IAT (Temperatura del aire)	Analógica (voltaje)	40 °C a 110 °C	Analógica
ECT (Temperatura del refrigerante)	Analógica (voltaje)	-40°C a 215°C	Analógica
TPS (Posición de la mariposa)	Analógica (voltaje)	reposo (0.4 a 0.6 V) acelerado (4.0 a 4.8 V)	Analógica

Tabla 5: Salidas de sensores y actuadores

Actuador	Tipo de Señal	Rango de Señal (aproximado)	Tipo de Salida
Inyectores de combustible	Digital (PWM)	1.5 a 3.0 ms (ancho de pulso)	Digital

3.2.2 ECU

La Unidad de Control Electrónico (ECU) del Chevrolet Aveo está compuesta por dos conectores o módulos, denominados Módulo A (tabla 6) y Módulo B, cada uno con una capacidad de 32 pines.

Módulo A (Sensores)

El Módulo A se considera el conector principal, ya que gestiona y alberga la totalidad de las señales provenientes de los sensores del vehículo.

Tabla 6: Módulo A de la ECU

Terminal	Color de Cable	Funciones
1	BK/WH	Tierra
3	L-BU	Señal del sensor de golpes (KS)
4-5		Sin uso
6	YE-BK	Señal del sensor de posición del cigüeñal (CKP)
7	WH	Señal del sensor de posición del acelerador (TPS)
8	L-GN	Control de inyector 3
9	BN/BK	Control de inyector de combustible
10	L-BU	Retorno del sensor de posición del árbol de levas (CMP)
11	L-GN	Temperatura del refrigerante del motor (ECT)
12	D-BU/BK	Referencia baja del sensor de oxígeno (O2)
13	L-GN	Control alto B de control de aire a ralentí (IAC)
14		Sin uso
15	PU	Referencia 5-V
16	BN	Control del solenoide de venteo del canister (EVAPA)
17	BK/WH	Tierra
18	DG	Control 2 y 3 de la bobina de ignición
19	WH	Control 1 y 4 de la bobina de ignición
20	WH	Control del solenoide de la válvula de purga del depósito (EVAPA)
21	D-BU/WH	Baja referencia
22	L-GN	Control 2 del inyecto de combustible
23	L-BU	Señal del sensor de temperatura del aire de admisión (IAT)
24	L-BU	Señal del sensor de presión absoluta del distribuidor (MAP)
25	L-BU/BK	Señal del sensor de posición del árbol de levas (CMP)
26	YE	Control del inyector 4
27	WH	Señal del sensor de oxígeno (O2)
28	L-GN	Control alto A de control de aire a ralentí (IAC)
29	D-GN	Control bajo B de control de aire a ralentí (IAC)
30	WH-BU	Control bajo B de control de aire a ralentí (IAC)
31	L-BU	Referencia de 5 voltios
32	D-BU/WH	Baja referencia

El Módulo B (Actuadores y Accesorios) mantiene la misma configuración de 32 pines, pero su función principal se enfoca en la gestión de los actuadores y los accesorios eléctricos del vehículo.

Según se observa en la Tabla 7 (Módulo B), este conector sigue el mismo esquema de identificación: la primera imagen detalla el cableado principal, y la segunda indica la ubicación del Pin 1 para guiar la secuencia de conteo hasta el Pin 32.

Tabla 7: Módulo B de la ECU

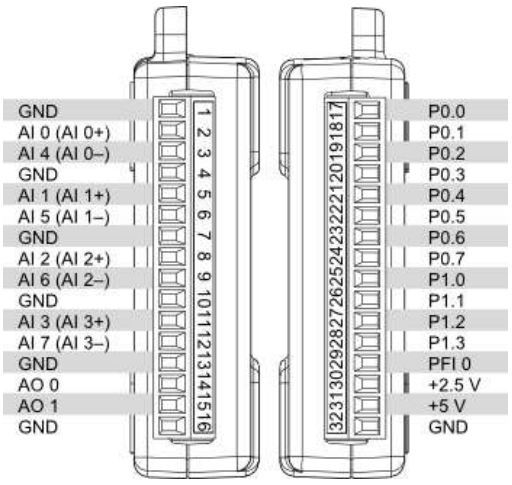
Terminal	Color de Cable	Función
1	L-BU	Baja referencia
2	OG	Voltaje positivo de la batería
3	PK	Voltaje de ignición 1
4-5		Sin uso
6	L-BU	Señal del sensor de presión de A/C
7	GY	Interruptor de selección de octanos
8	L-GN	Señal de velocidad del motor
9	D-GN/WH	Señal de solicitud de A/C
10	BN/BK	Señal de advertencia de sobre velocidad
11	GY	Control del ventilador de enfriamiento de alta velocidad
12		Sin uso
13	PU	Datos seriales altos de CAN
14	BK/WH	Datos seriales de palabra clave
15		Sin uso
16-17		Sin uso
18	OG	Voltaje positivo de la batería
19	GY	Señal de sensor del nivel de combustible
20		Sin uso
21	L-GN/OG	Baja referencia
22	PU	Interruptor de selección de octanos
23	D-GN	Señal del sensor de velocidad del vehículo (VSS) (Transmisión manual)
24	WH	Control de la válvula de temperatura del refrigerante del motor (ECT)
25		Sin uso
26	YE/D-BU	Control de relevador de la bomba de combustible
27	GY	Control del ventilador de enfriamiento de baja velocidad
28	L-BU	Control del relevador del embrague del A/C
29		Sin uso
30	YE	Datos seriales bajos de CAN (Transmisión automática)
31	WH	Control de indicador de combustible
32	BN	Control mil

3.2.3 Entradas y salidas de la DAQ

La adquisición de datos (DAQ) es el proceso de medir fenómenos eléctricos o físicos (como voltaje, corriente, temperatura, presión o sonido) con un ordenador o un registrador de datos [129].

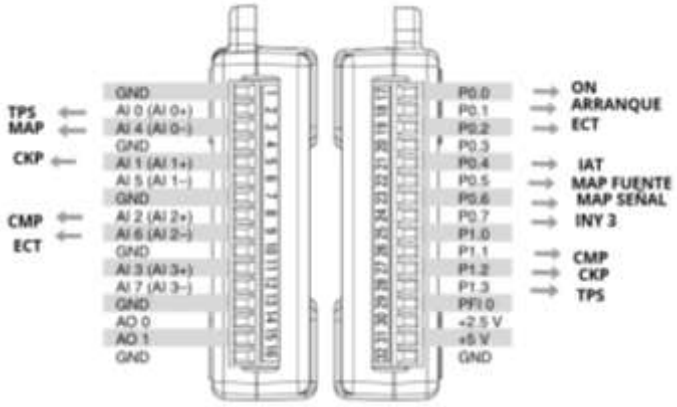
El NI USB-6008 (figura 30, figura 31) ofrece especificaciones técnicas que abarcan desde entradas y salidas analógicas y digitales, reloj y precisión, hasta seguridad eléctrica y EMC, con soporte para 4 entradas analógicas diferenciales (o 8 entradas de solo extremo) de 12 bits, 2 salidas analógicas de 0–5 V a 12 bits y 5 mA por canal, y 8 líneas en el puerto 0 y 4 en el puerto 1 para E/S digitales configurables como entrada o salida, en este contexto, las E/S digitales se refieren a esas líneas configurables; la unidad permite un muestreo agregado de hasta 10 kS/s (kilo–muestras por segundo) con sincronización de reloj a 100 ppm (pulsaciones por minuto), y un contador de eventos de 32 bits en PFI0 (Programmable Function Interface 0), una línea versátil para señales como reloj, conteo o disparo, soportando hasta 5 MHz [130], En la figura 30 están los PINOUT conectados al motor .

Figura 30: DAQ 6008 Pinout



Tomado de: National Intruments [130].

Figura 31: Pinout conextados DAQ con entras digitales y analógicas.



3.2.4 Mantenimiento de motor Aveo 1.6

El motor se apoya sobre una estructura diseñada para su sujeción, que actúa como soporte y marcos de montaje. El trabajo de integración curricular previo, se realizaron verificaciones rigurosas para asegurar su correcto funcionamiento y mantenimiento preventivo y predictivo, incluyendo limpieza de componentes y verificación de sellos [131].

Para poner en marcha el sistema, se suministró energía mediante una batería proporcionada por el galpón de la carrera de Ingeniería Automotriz, complementada por la

adquisición de un galón de gasolina para las pruebas de funcionamiento. Tras la puesta en marcha, se llevó a cabo una inspección detallada del desempeño de todos los subsistemas y componentes, con especial atención a:

- Integridad eléctrica y conectores, verificación de polaridad.
- Condiciones de la fuente de alimentación y del suministro de combustible.
- Funcionamiento de elementos móviles, lubricación adecuada.
- Verificación de sensores, indicadores y sistemas de monitoreo para confirmar la fiabilidad de la lectura de parámetros operativos.

3.2.5 Cableado de sensores y actuadores

Tras validar el desempeño operativo de los sensores y actuadores, se procedió a la reconstrucción integral del cableado del motor (figura 32). Esta intervención garantiza la continuidad eléctrica y mitiga el riesgo de cortocircuitos, asegurando la fiabilidad del sistema bajo condiciones de trabajo.

Figura 32: Restauración del cableado



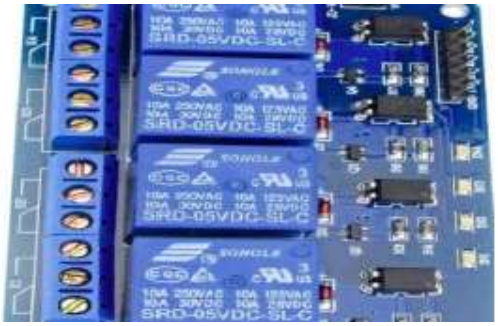
3.2.6 Módulo relé.

Los módulos relés son dispositivos para amplificar el amperaje (mA), puesto que la tarjeta de adquisición no abastece para activar un solo relé. Con este módulo se puede

amplificar los 200 mA, que brinda la DAQ a 20 mA que necesita el relé. En la figura 33, se muestra el módulo relés que se utiliza en el presente Proyecto. A continuación, se especifican algunas características propias de los módulos relés:

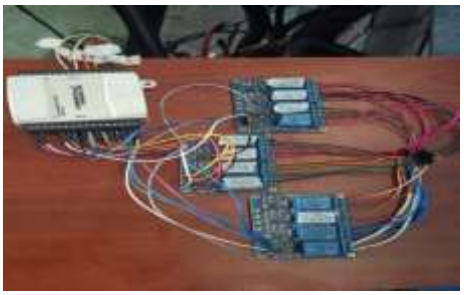
- Canales independientes protegidos con optoacopladores.
- El voltaje de la bobina del relé es de 5 V.
- Led indicador para cada canal (enciende cuando la bobina esta desactivada).
- Puede ser controlado directamente por circuitos lógicos.

Figura 33: Módulo de relé



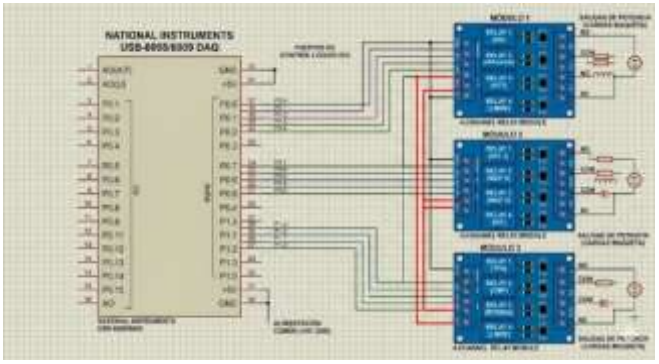
En la figura 34 muestra las conexiones de la DAQ con los relés de cada uno de los sensores y actuadores especificados anteriormente.

Figura 34: Conexión DAQ con relés.



En la figura 35 muestra el diagrama eléctrico de los relés con la DAQ.

Figura 35: diagrama eléctrico de los relés con la DAQ.

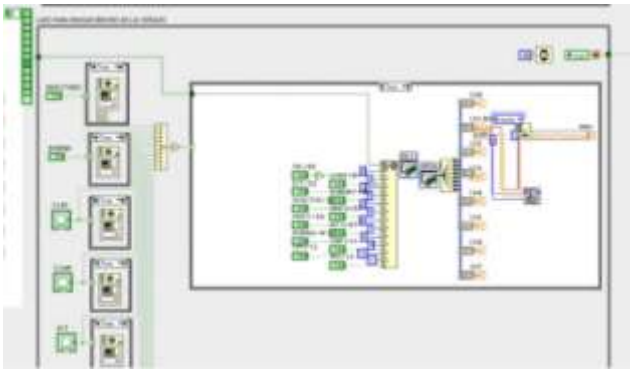


3.2.7 Instalación LabVIEW™™ y creación detallada del modelo.

LabVIEW™™ es un entorno de Software gráfica que ofrece aceleradores de productividad únicos para el desarrollo de sistemas de prueba, como un enfoque intuitivo para la Software, conectividad con cualquier instrumento, interfaces de usuario totalmente integradas [132].

Se realizó un diagrama de bloques con una ventana llamada “Graficas”, para verificar las ondas de funcionamiento de los sensores, como se muestra en la figura 36.

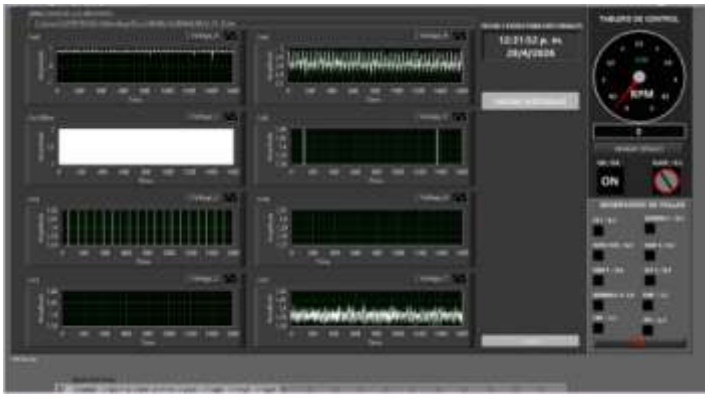
Figura 36: Diagrama de bloques



3.2.8 Pruebas experimentales

Una vez realizado el diagrama de bloques se podrá visualizará en el panel principal las señales que estos generen, como se muestra en la figura 37,

Figura 37: Señales de los sensores



En la figura 38 también se visualiza gráficas del motor en el Software con el fin de que el usuario sepa cual es el sensor/actuador defectuoso, es decir, las fallas creadas por el usuario varían en el panel principal, donde los cuadros blancos se oprimen para apagar/encender al sensor elegido.

Figura 38: Motor 1.6 en Software LabVIEW™™



3.2.9 Toma de datos.

A través del Software del LabVIEW™™ y varias pruebas experimentales se recolectó datos de los cuales se clasifican y verifican para proceder con la creación de la función en el Software de MATLAB®. .

3.2.10 Mediciones entradas y salidas de la máquina digital.

Con la adaptación de los conectores del motor a la DAQ se realiza la medición con la Software de esta en LabVIEW™™ se sacaron los siguientes datos y señales en la figura 39 el inicio de toma de datos, se utilizó distintas siglas para visualizar en cual estado se encuentra, donde Buen Estado (BE), Fallas en el sensor ECT (F/ECT), fallas en el Inyector 3 (F/INY), Fallas en el sensor Map 5 voltaje (F/MV), Fallas en el sensor TPS (F/TPS), Fallas en la señal del sensor MAP (F/MS).

Tomando en cuenta que se realizó pruebas para demostrar las fallas de cada sensor con una muestra de 3000 datos de cada una, donde se utilizó 2000 de cada una, debido a la capacidad del Excel, los datos experimentales del motor se consolidaron en una matriz de 12,000 muestras.

Previo a la importación, se realizó una búsqueda y reemplazo masivo de la coma (,) por el punto (.) para estandarizar los separadores decimales. El archivo se guardó bajo el formato CSV (delimitado por comas).

Figura 39: Inicio de toma de datos con Buen Estado (BE)

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	IAT	CMP	CKP	ECT	TPS	INY	MAPS	MAPV	ESTADO
2	0,012	0,731	0,021	0,571	0,372	0,603	0,037	1,4	BE
3	0,009	0,731	0,018	0,571	0,367	0,6	0,05	1,397	BE
4	0,012	0,723	0,023	0,569	0,372	0,605	0,05	1,4	BE
5	0,002	0,723	0,023	0,574	0,365	0,603	0,045	1,397	BE
6	0,009	0,723	0,026	0,569	0,36	0,6	0,058	1,395	BE
7	0,009	0,723	0,023	0,571	0,367	0,608	0,037	1,395	BE
8	0,019	0,731	0,015	0,564	0,365	0,616	0,045	1,395	BE
9	0,014	0,726	0,015	0,52	0,362	0,611	0,048	1,397	BE
10	0,007	0,726	-0,012	0,564	0,365	0,611	0,05	1,392	BE
11	0,009	0,739	0,026	0,569	0,365	0,6	0,037	1,397	BE
12	0,007	0,726	0,023	0,566	0,362	0,613	0,043	1,397	BE
13	0,012	0,731	0,023	0,566	0,365	0,595	0,045	1,397	BE
14	0,012	0,731	0,023	0,569	0,365	0,603	0,048	1,392	BE
15	0,012	0,731	0,021	0,566	0,365	0,6	0,048	1,392	BE
16	0,009	0,731	0,023	0,564	0,362	0,608	0,045	1,39	BE
17	0,009	0,731	0,023	0,569	0,365	0,611	0,048	1,39	BE
18	0,009	0,731	0,026	0,566	0,365	0,608	0,048	1,387	BE
19	0,009	0,723	0,023	0,559	0,367	0,611	0,048	1,39	BE
20	-0,014	0,731	0,015	0,561	0,37	0,608	0,045	1,392	BE
21	0,012	0,731	0,015	0,564	0,337	0,595	0,043	1,39	BE
22	0,007	0,736	0,026	0,513	0,367	0,613	0,05	1,392	BE
23	0,009	0,736	-0,002	0,564	0,367	0,613	0,048	1,392	BE
24	0,009	0,731	0,021	0,559	0,365	0,613	0,053	1,392	BE
25	0,017	0,736	0,023	0,561	0,365	0,613	0,048	1,39	BE
26	0,009	0,736	0,018	0,569	0,375	0,611	0,043	1,39	BE
27	0,012	0,731	0,018	0,566	0,37	0,605	0,048	1,39	BE

Tras la adquisición y extracción de la información en LabVIEW™™, los conjuntos de datos se importan a MATLAB®. .

3.2.11 Classification Learner

Este procedimiento permite emplear la herramienta Classification Learner para realizar un análisis avanzado y categorizar los resultados obtenidos, facilitando así la evaluación y el entrenamiento de modelos basados en la información capturada se observa el modelo elegido Neural Network, antes de elegir el modelo se toma en cuenta el summary ya que se observa distintos parámetros en la tabla 8:

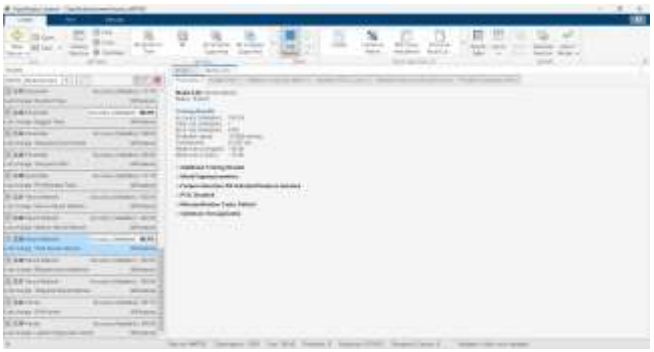
- Accuracy (Validation): 100.0% , el modelo clasificó correctamente el 100% de los datos del conjunto de validación. No se equivocó en una sola muestra [133].
- Total cost (Validation): El "costo" en clasificación depende de la matriz de costos configurada. Al tener una precisión perfecta, este valor suele representar el costo mínimo asociado al tamaño del dataset o penalizaciones base, confirmando que el rendimiento es óptimo bajo tus condiciones actuales [134].
- Error rate (Validation): 0.0%: Es el opuesto directo de la exactitud. Un 0.0% reafirma numéricamente que no existieron falsos positivos ni falsos negativos en la validación [135].

Tabla 8: Summary aplicación Clasificación.

Resultados Entrenamiento	
Accuracy	100.0%
Total cost	1
Error rate	0.0%
Training time	31.307 seg

Se eligió el modelo Neural Network (figura 40) ya que cumplió los parámetros explicados anteriormente.

Figura 40: Modelo Neural Network en App del Software MATLAB®.



El desarrollo de modelos computacionales basados en inteligencia artificial ha transformado los métodos convencionales de análisis en el área técnica. La bibliografía especializada señala que las Redes Neuronales Artificiales (ANN) han evolucionado de conceptos teóricos abstractos a herramientas fundamentales para resolver problemas no lineales en la ingeniería. De acuerdo con [136], la fortaleza principal de estas estructuras reside en su habilidad para identificar patrones dentro de conjuntos de datos donde los métodos estadísticos clásicos pierden eficacia debido a la complejidad inherente o a la presencia de ruido. Este enfoque sugiere que la IA no sustituye el cálculo numérico tradicional, sino que lo robustece a través del aprendizaje supervisado, logrando que el sistema asimile la dinámica del fenómeno estudiado sin requerir una Software explícita de cada variable involucrada.

Por otra parte, la literatura enfocada en la computación técnica resalta la eficiencia operativa de entornos como MATLAB®. para el tratamiento de ecuaciones diferenciales complejas mediante paradigmas inteligentes. Según se describe en [137], el uso de herramientas especializadas como el *Deep Learning Toolbox* no solo optimiza la interfaz de usuario, sino que integra algoritmos de entrenamiento de alta eficiencia, entre los que

destaca el de Levenberg-Marquardt. Este progreso tecnológico permite que el investigador concentre sus esfuerzos en el diseño de la arquitectura de la red definiendo capas y neuronas mientras el motor computacional asegura la convergencia matemática y la reducción del error cuadrático medio, alcanzando niveles de precisión que anteriormente demandaban tiempos de ejecución excesivos.

Luego en MATLAB®. , se guarda la aplicación ClassifscationlearnerSession_Matriz.mat, luego una vez entrenado se elige el modelo numérico y se exporta MATLAB®. _trainedmodel.mat.

3.2.12 Regression Learner

El proceso de modelado computacional para el gemelo digital del motor se ejecutó siguiendo una metodología sistemática de entrenamiento y validación, como se describe a continuación:

Paso 1: Importación y Preparación de la Matriz de Datos Se procedió a cargar el archivo de datos crudos (MATRIZ_1.csv) al entorno de MATLAB®. . Esta matriz contiene la telemetría de los sensores del motor en formato tabular (Figura 41).

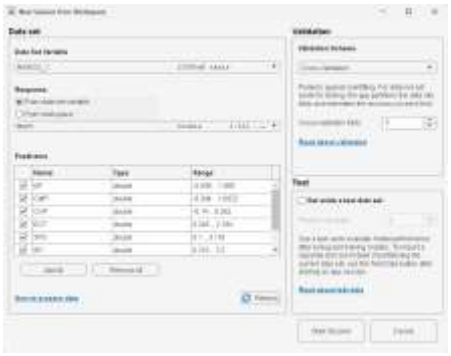
Figura 41: Subir la matriz



Paso 2: Configuración de la Sesión y Selección de Variables Dentro de la App *Regression Learner* (Figura 42), se inició una nueva sesión (New Session > From Workspace). En esta etapa, se seleccionó el sensor de interés (por ejemplo, el tiempo de

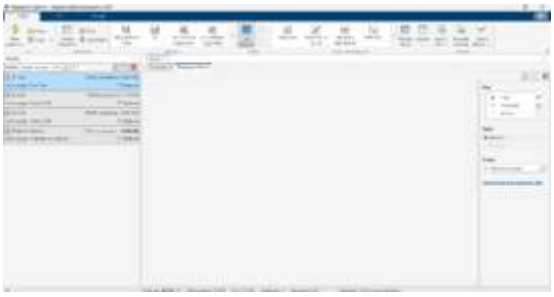
inyección) como la variable de respuesta, mientras que los demás parámetros se configuraron como predictores para establecer las correlaciones físicas del motor.

Figura 42: Selección de variables



Paso 3: Ejecución de Algoritmos y Entrenamiento Se seleccionaron las familias de modelos de regresión a evaluar (incluyendo GPR, SVM y Ensembles). Al iniciar el entrenamiento, la aplicación genera gráficas en tiempo real que permiten observar la convergencia de los modelos (figura 43). La gráfica de Predicted vs. Actual es la herramienta clave en este paso para identificar visualmente la precisión de cada algoritmo.

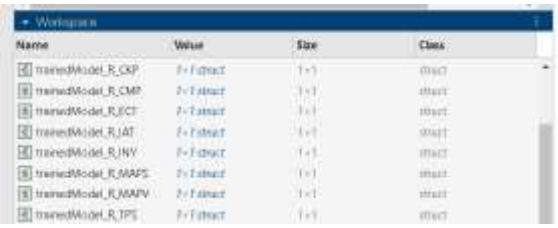
Figura 43: Seleccionar modelo para trabajar



Paso 4: Exportación de los Modelos Optimizados Una vez identificados los modelos con el menor RMSE y mayor R^2, se procedió a su exportación al *Workspace*. Este paso

(Figura 44) genera un objeto funcional que encapsula toda la inteligencia matemática del modelo para ser utilizada en scripts independientes.

Figura 44: Exportar los modelos ya entrenados



Paso 5: Generación de Datos Predichos (yfit) Con el modelo ya integrado en el entorno de comandos, se ejecutó la función de predicción sobre la matriz original de datos para generar los valores estimados por el algoritmo.

Este vector yfit representa la respuesta teórica del gemelo digital ante las entradas reales de los sensores.

Paso 6: Validación Final y Grafica de Comparativa Como fase final de la metodología, se implementó un script de grafica para superponer la respuesta real del motor frente a la respuesta predicha por el modelo de aprendizaje automático.

Como última etapa de la fase de experimentación y con el objetivo de maximizar la capacidad de generalización del sistema, se implementó una arquitectura de Redes Neuronales Artificiales (Neural Networks). Este enfoque resulta idóneo para el modelado de comportamiento térmico y de presiones del motor, dado que las capas ocultas poseen la propiedad matemática de actuar como aproximadores universales de funciones altamente no lineales.

El comportamiento de la red neuronal durante la validación cruzada arrojó un desempeño sobresaliente (tabla 9), el cual se analiza a partir de los siguientes indicadores:

- **Coeficiente de Ajuste Curvilíneo (R^2= 0.99):** La arquitectura neuronal consolida un coeficiente de determinación del 99%. Esto demuestra que la combinación lineal de los pesos y las transformaciones de las funciones de activación logran mapear con precisión matemática la variabilidad del motor, absorbiendo perturbaciones complejas y ruidos en las lecturas de los sensores [138], indica la proporción de la variabilidad de los datos que el modelo es capaz de explicar. Un valor de 0.99 (99%) es excelente; significa que el modelo se ajusta de forma casi perfecta a la tendencia de los datos de validación.
- **Error Cuadrático Medio Raíz ($RMSE$):** Al evaluar el RMSE obtenido por la red, se evidencia una reducción drástica en la magnitud de los residuos en comparación con las aproximaciones paramétricas tradicionales. Es una medida de cuánto se desvían, en promedio, las predicciones del modelo respecto a los valores reales. Al ser un valor muy bajo (cercano a 0), indica que el error promedio es mínimo.[139].
- **Dinámica del Error Absoluto Medio (MAE):** El MAE ratifica la estabilidad del modelo. Al reflejar el promedio de las desviaciones absolutas sin ponderar los valores atípicos de forma cuadrática, este número demuestra que la red mantiene una precisión homogénea en la mayor parte de la curva de operación, tanto en regímenes estables como en transitorios de aceleración [140], Es el promedio directo de los errores en las mismas unidades que la variable que estás prediciendo. Nos dice que, en promedio, la predicción falla apenas por un diferencial de 0.016.

- El **MAPE (Mean Absolute Percentage Error)** es una métrica de validación estadística complementaria que mide el tamaño del error de predicción en términos porcentuales. A diferencia de indicadores absolutos como el MAE o el RMSE, que expresan sus desviaciones en las unidades físicas de las variables analizadas (como voltios, milisegundos o pascales), el MAPE normaliza los residuos dividiéndolos por los valores reales observados, lo que facilita la evaluación de la precisión global de un modelo de regresión independientemente de la escala de los datos [141], expresa el error como un porcentaje respecto a los valores reales, un MAPE menor al 5% es lo esperado para un buen modelo. Un 1.7% de error relativo es un rendimiento sobresaliente para un modelo físico o de ingeniería.

Tabla 9: Summary de la aplicación de REGRESION LEARNER.

Training Results	
RMSE	0.031446
R – Squared	0.99
MSE	0.000098885
MAE	0.015951
MAPE	1.5%

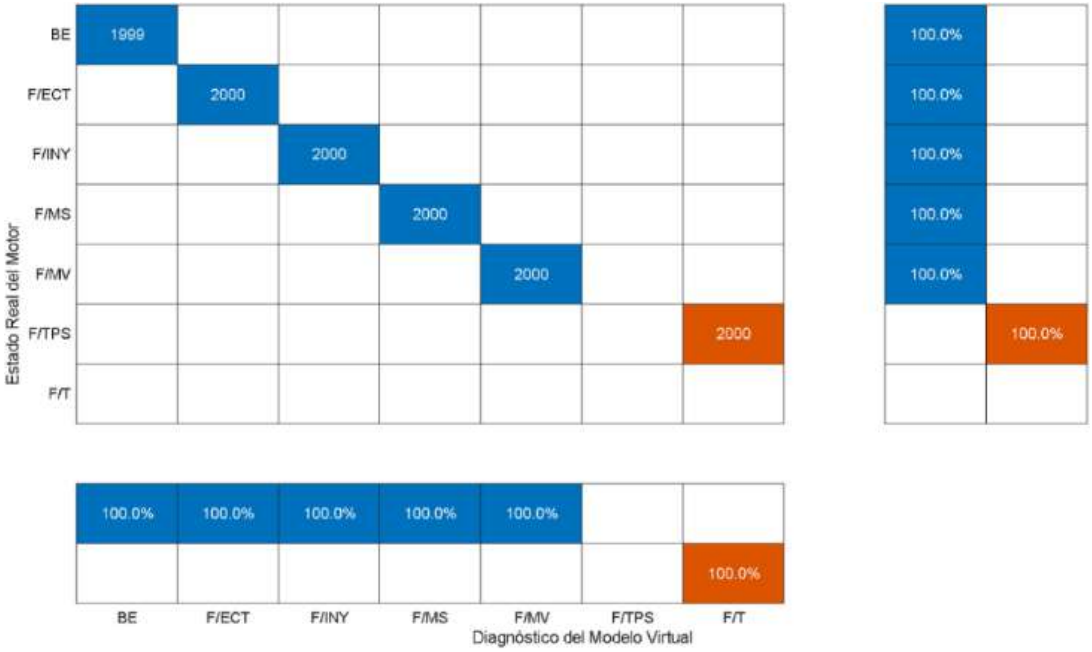
CAPITULO IV

4. RESULTADOS Y ANÁLISIS

4.1 CLASIFICACIÓN

La validación del Gemelo Digital mediante la herramienta Classification Learner de MATLAB®. permitió generar una matriz de confusión que sintetiza el desempeño del modelo Wide Neural Network frente a un conjunto de datos de validación de 12,000 muestras (figura 45).

Figura 45: Matriz de Confusión Validación del GD



Cualitativamente, se observa una diagonal principal robusta, donde los cuadros azules y el cuadro naranja concentran la totalidad de las muestras. Cuantitativamente, esto se traduce en una exactitud del 99.99%. El modelo clasificó correctamente 11,999 muestras, fallando únicamente en una unidad dentro de la clase "Buen Estado" (BE). Este resultado

demuestra que el Gemelo Digital ha logrado mapear con precisión quirúrgica las firmas de voltaje de los sensores IAT, MAP, TPS y ECT.

Espacio sin datos en "F/TPS" (Eje X): La aparente ausencia de datos bajo la columna etiquetada como "F/TPS" en el eje horizontal se debe a un desplazamiento de texto provocado por la longitud de los nombres de las clases. El software desplazó el contenido real a la columna siguiente (etiquetada como F/T). Técnicamente, no existe una pérdida de información, sino una reubicación visual de la categoría, manteniendo la integridad del diagnóstico con un 100.0% de precisión para dicho sensor.

Para el análisis de Métricas de Diagnóstico:

Sensibilidad: Los cuadros azules de la derecha muestran un 100.0% para todas las fallas inducidas. Esto indica que el sistema es capaz de detectar la totalidad de las averías reales sin omitir ninguna anomalía crítica.

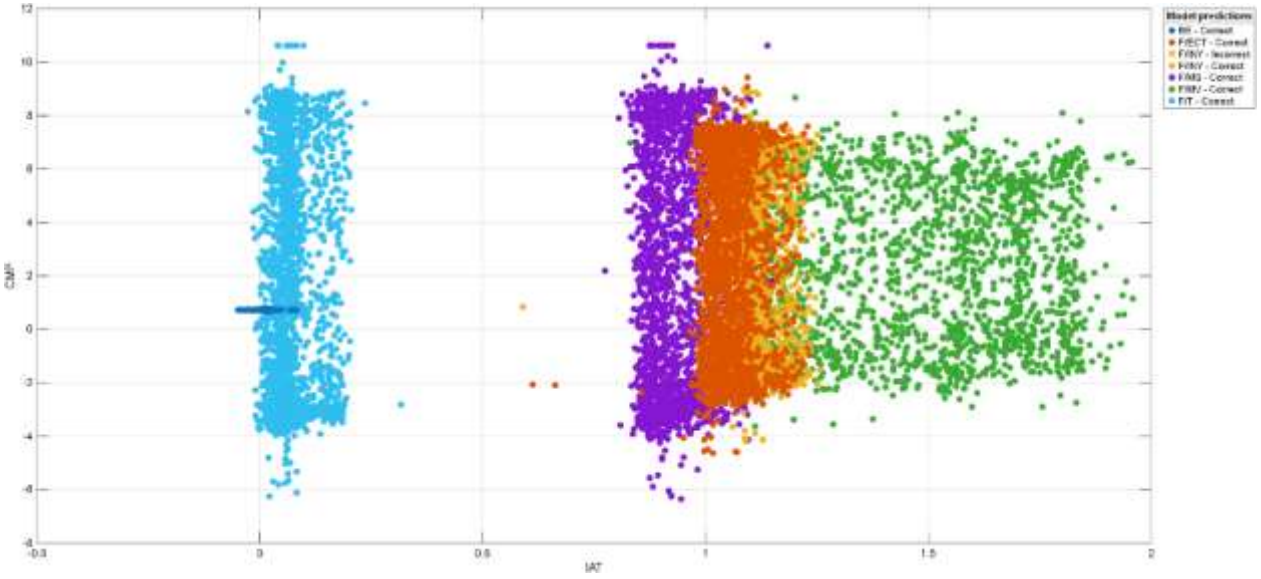
Precisión: Los indicadores de la parte inferior reflejan un 100.0% de confiabilidad diagnóstica. Esto asegura que cada alerta emitida por el software corresponde a una falla física real, eliminando el riesgo de diagnósticos erróneos y optimizando la toma de decisiones en el mantenimiento preventivo.

Con el propósito de evaluar la distribución espacial de las muestras y la naturaleza de las fronteras de decisión establecidas por el Modelo 2.29 (Red Neuronal Ancha), se generó el gráfico de dispersión de predicciones utilizando las variables predictoras IAT y CMP en los ejes horizontal y vertical, respectivamente (Figura 47).

Como se aprecia en la ilustración, el algoritmo logra una segmentación geométrica altamente eficiente, distribuyendo las categorías en regiones bien definidas. En el sector

izquierdo (valores de IAT cercanos a 0), se localiza una clara separación para las clases F/T y BE; esta última se caracteriza por una concentración lineal rígida en torno al valor de CMP 0.7 Por otro lado, en el sector derecho (valores de IAT superiores a 0.8), se observa un gradiente continuo de cuatro categorías (F/MS, F/ECT, F/INY y F/MV) que comparten rangos analógicos en la variable CMP, pero que son diferenciadas secuencialmente a través del incremento de la variable IAT.

Figura 46: Gráfico de dispersión de predicciones (Red Neuronal Ancha)



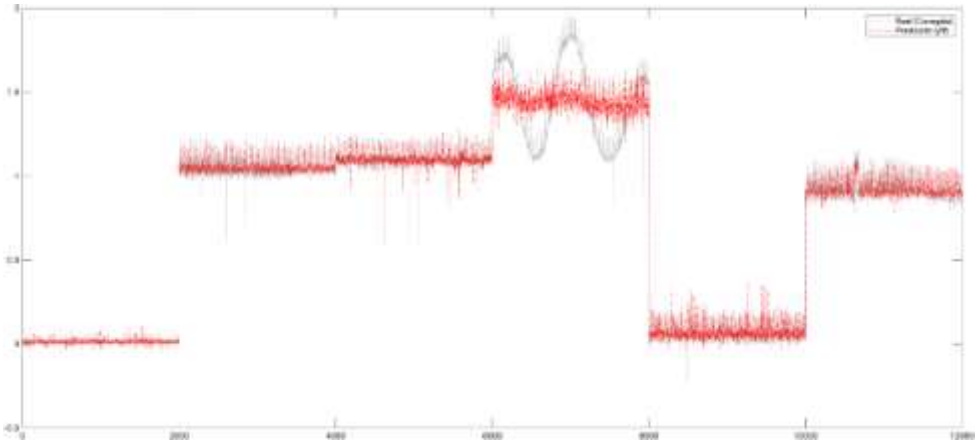
4.2 REGRESIÓN

La figura 48 muestra la comparación entre los datos experimentales reales (línea gris continua) y las predicciones generadas por yfit (línea roja discontinua) para un total de 12000 muestras. El eje de las abscisas representa el número de muestra secuencial, mientras que el eje de las ordenadas indica la magnitud de la señal, escalada en un rango de 0 a 2.

Se identifico cinco regímenes operativos los cuales son:

- Muestras de 0 – 2000: estado inicial.
- Muestras de 2000 – 6000: incrementación de señal escalonada con una visibilidad de ruido en 1.1.
- Muestras de 6000 – 8000: zona de alta dinámica oscilante sinusoidales en la señal real.
- Muestras de 8000 – 10000: retorno a niveles bajos de operación.
- Muestras de 10000 – 12000: régimen de carga media estabilizada.

Figura 47: Validación modelo IAT



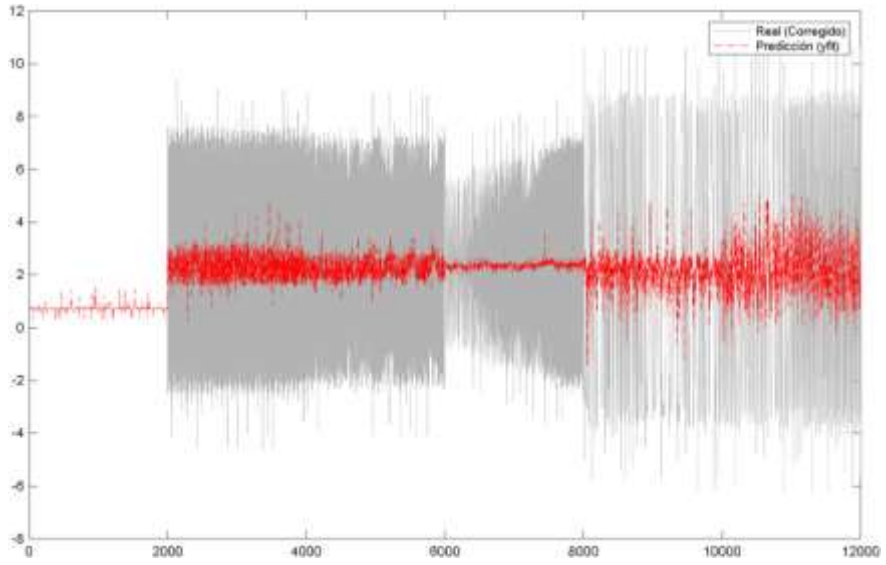
El análisis de la figura 48 demuestra que el modelo de regresión ha logrado una convergencia dinámica, lo que significa que el Gemelo Digital no solo “copia” valores, sino que entiende la relación entre los parámetros de entrada y salida térmica del sensor IAT.

Un punto crítico es la comparación del modelo entre las muestras 6000 y 8000, donde la señal real presenta oscilaciones sinusoidales marcadas que sugieren la falla creada, es decir, apagar y encender el sensor. Este comportamiento es superior para la gestión electrónica, ya que previene correcciones erráticas en el tiempo de inyección y asegura una convergencia dinámica ideal para el mantenimiento predictivo del sistema.

La figura 49 presenta la validación del modelo del CMP, esta grafica contrasta lo datos reales corregidos (línea gris) frente a las predicciones generadas (línea roja discontinua) en las 12000 muestras, donde se observan tres fases dinámicas que son:

- Muestras de 0 – 2000: estado de reposo.
- Muestras de 2000 – 8000: inicio de la fase operativa donde la señal real presenta una alta densidad de pulsos con amplitudes hasta las 8 unidades.
- Muestras de 8000 – 12000: incremento notable en la amplitud de la señal experimental, con picos que alcanzan valores cercanos a 11, el modelo predicho responde aumentando su variabilidad para seguir con la nueva tendencia.

Figura 48: Validación del modelo CMP



Los resultados obtenidos de la figura 49 revelan una señal experimental de naturaleza inductiva con una variabilidad extrema que fluctúa en un rango de -6 hasta 10V. Para este análisis se utilizó un modelo diferente al empleado en las demás pruebas, seleccionándose el modelo "Ensamble" debido a que presentó el mejor desempeño en los indicadores RMSE, R^2 y MAPE durante la comparación realizada en el Summary, demostrando su capacidad para actuar como un extractor de tendencias de alta frecuencia, logrado una predicción estable que se sitúa en una magnitud promedio de 2 unidades. Se identifica que, a partir de 8000 muestras, el modelo detecta un incremento significativo en la amplitud la cual permite al gemelo reconocer cambios dinámicos en régimen de carga.

Este algoritmo ignora el ruido electromagnético y los picos transitorios que superan los límites de la predicción, proporcionado en su lugar una señal procesada y coherente con el estado operativo del sistema.

La respuesta del modelo yfit asegura que el gemelo no se pierda ante las oscilaciones extremas de la señal inductiva, facilitando la toma de decisiones en tareas de mantenimiento predictivo y monitoreo de rendimiento en tiempo real.

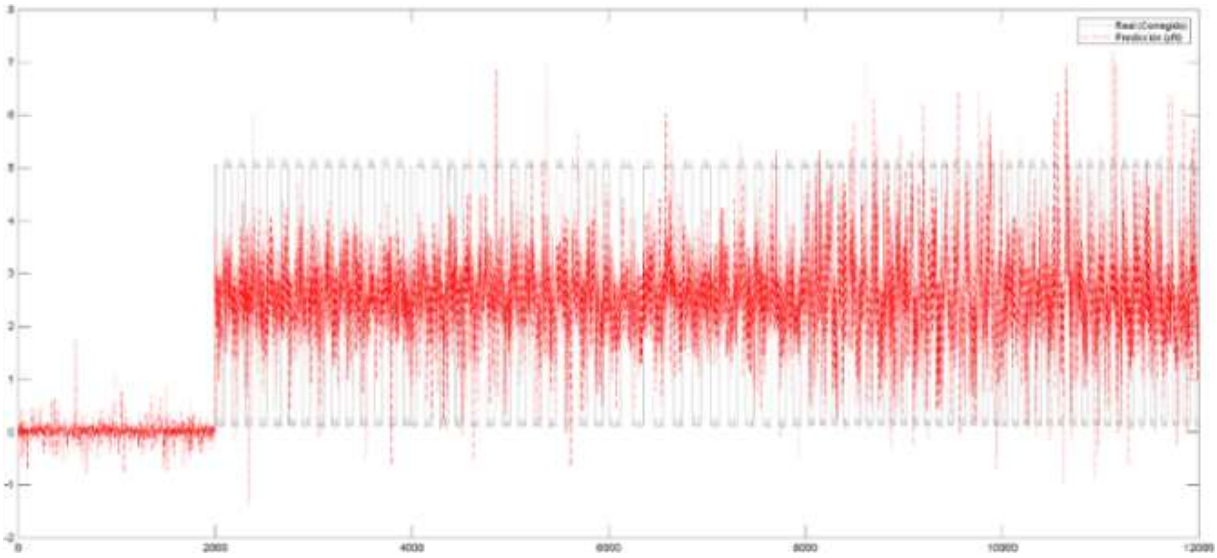
La figura 50 muestra la comparación entre la señal experimental del CKP "línea gris" y la estimación del gemelo digital (línea roja) de las 12000 muestras. Esta señal real presenta un comportamiento digital de conmutación entre 0 y 5 unidades, característicos de un sensor de efecto hall o inductivo que es procesado por la ECU.

En esta imagen se visualizan dos estados operativos:

Muestras de 0 – 2000: motor detenido o sin señal, donde ambas señales se mantienen en el nivel cero con presencia de ruido mínimo.

Muestras de 2000 – 12000: fase de sincronización y rotación activa. Esta señal real conmuta constantemente formando un pulso cuadrado. Dicha predicción del modelo "yfit" se superpone a esta dinámica, intentando replicar la frecuencia de los pulsos de encendido del motor.

Figura 49: Validación del Modelo CKP



La capacidad del modelo presentado en la figura 50 valida la precisión temporal de la arquitectura implementada. El hecho de que la predicción se mantenga dentro de una tendencia estable entre 2.5 y 3.0 demuestra que el modelo logró reconocer el patrón de rotación del motor, permitiendo al gemelo digital determinar las RPM en tiempo real sin necesidad de realizar un conteo físico de dientes mediante el software.

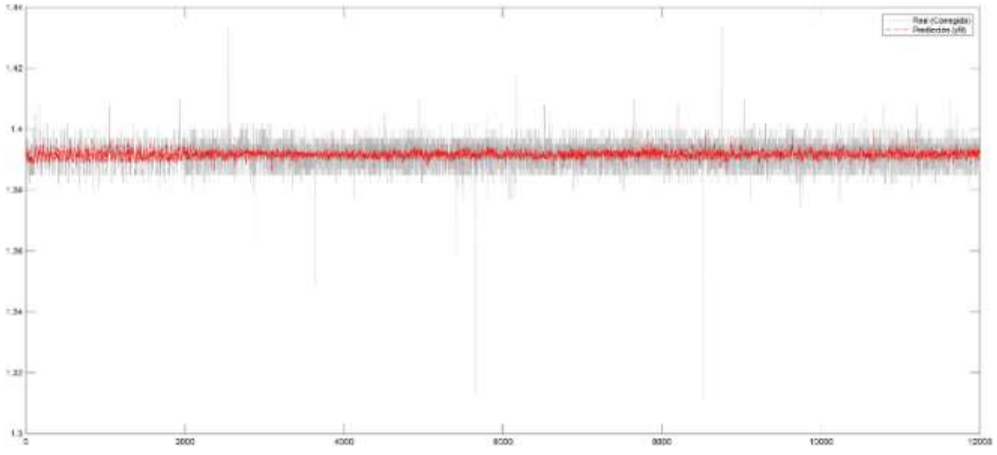
Los picos que superan los límites en la predicción representada por la línea roja pueden interpretarse como el proceso de ajuste del modelo ante cambios instantáneos en la señal. Sin embargo, la estabilidad general obtenida confirma que el entrenamiento fue exitoso, permitiendo que el sistema mantenga la referencia operativa incluso ante

variaciones y oscilaciones extremas. Al replicar la señal del CKP el modelo queda validado para detectar fallos de encendido o variaciones en la velocidad angular.

En la figura 51 se observa la superposición de la señal real obtenida del sensor (línea gris) frente a la estimación generada por el modelo de regresión (línea roja segmentada). La gráfica de validación para el sensor MAPS es crítica, ya que este sensor mide la presión absoluta en el múltiple de admisión, transformándola en una señal de voltaje que la ECU utiliza para calcular la carga del motor.

Las fluctuaciones rápidas representadas corresponden a las variaciones de presión durante las fases de aceleración y desaceleración. El hecho de que el valor predicho (yfit) siga los picos de voltaje demuestra que el gemelo digital es capaz de predecir la carga del motor con un error despreciable, asegurando una base sólida para el control de la mezcla estequiométrica.

Figura 50: Validación del Modelo MAPS



El resultado de la figura 51 se destaca que las caídas bruscas en la señal gris no representan cambios reales en la presión del motor, sino que son interpretados como

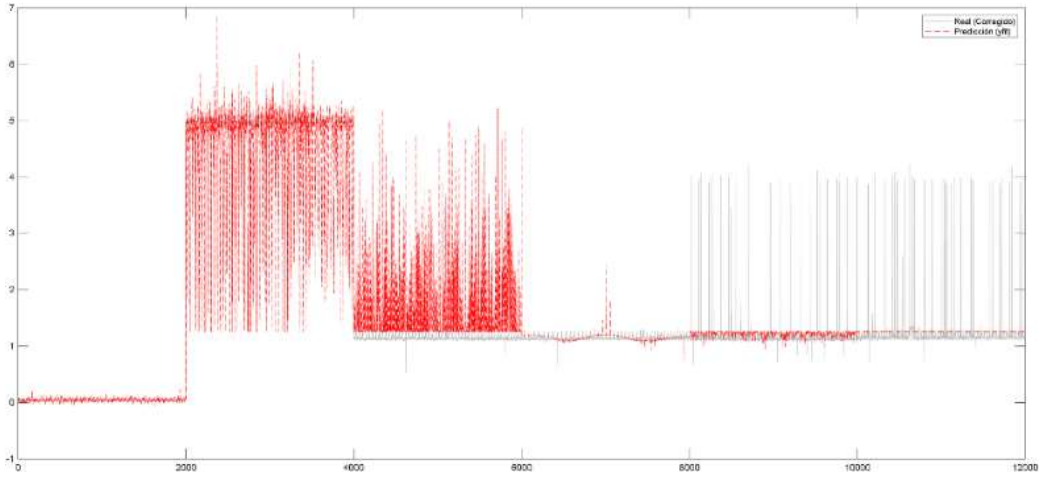
interferencias electromagnéticas o fallos puntuales en la cadena de adquisión de datos. El hecho de que la línea roja mantenga su trayectoria en 1.392V sin verse afectada por estos transitorios de 1.31V valida al modelo como un filtro de alto desempeño.

Esta estabilidad garantiza que el gemelo digital proporcione datos de carga estables, evitando correcciones erróneas en la mezcla aire-combustible que podrían derivar de una señal de sensor ruidosa, la estabilidad observada asegura que el entrenamiento de la red neuronal o el algoritmo de regresión haya capturado la verdadera naturaleza física de la presión en el colector.

La figura 52 muestra la señal de presión procesada o escalada, donde el rango dinámico es mucho más amplio (de 0 a más de 6 unidades).

A diferencia de la señal de voltaje, esta gráfica muestra una variabilidad mucho mayor, representando diferentes regímenes de carga del motor Aveo 1.6. Se aprecian claramente tres estados: un inicio en reposo (cerca de 0), una fase de alta actividad con picos constantes, y una fase de estabilización final.

Figura 51: Validación sensor MAPV



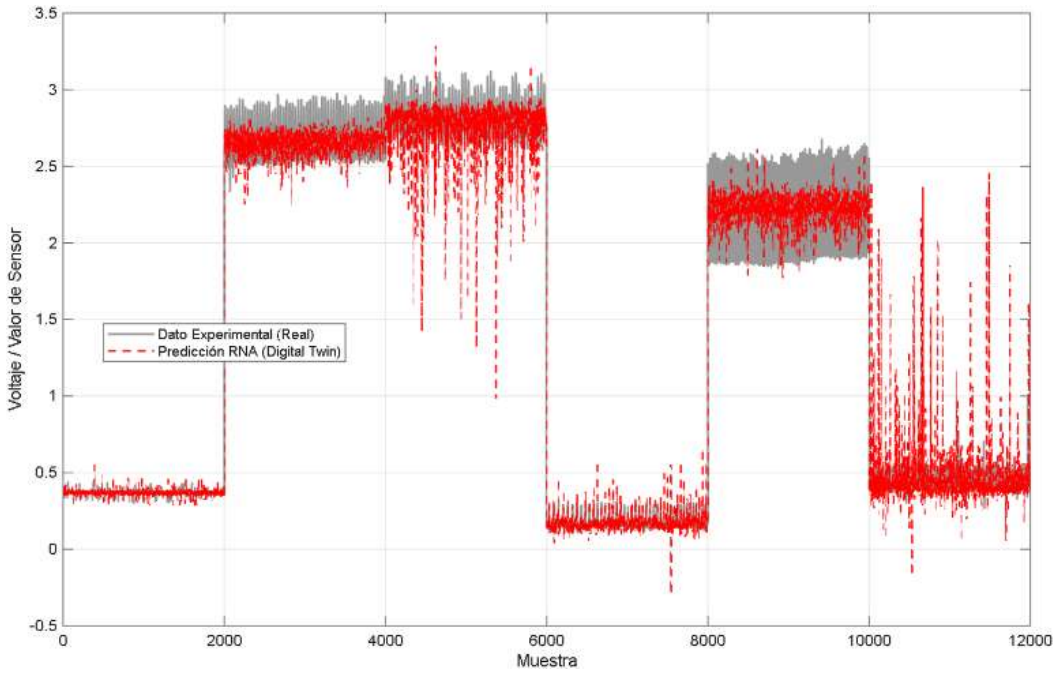
En el análisis de la figura 52 la principal observación en la discusión es la capacidad del modelo para actuar como un filtro de tendencias. Mientras que la señal real muestra picos transitorios significativos tras la muestra de 8000 datos, la predicción yfit permanece estable, lo que demuestra que el modelo ha sido entregado para ignorar interferencias o pulsaciones de aire individuales y centrase en la presión media efectiva.

Esta característica es vital para la gestión electrónica del motor, ya que una señal de MAPS demasiado errática podría inducir errores en el cálculo del tiempo de inyección. La convergencia observada en los cambios de estado valida que el gemelo digital responde instantemente a las variaciones de carga real.

El eje de las ordenadas registra el nivel de voltaje o valor del sensor, oscilando en un rango dinámico de 0V a 3.2V aproximadamente (figura 53). La serie de datos abarca 12,000 muestras que capturan diversos estados de carga y regímenes de operación. La línea gris sólida identifica el Dato Experimental (Real), mientras que la línea roja discontinua representa la Predicción RNA (Digital Twin).

La superposición de las curvas valida la efectividad del aprendizaje supervisado aplicado. La capacidad de la red neuronal para replicar las transiciones bruscas de voltaje confirma que el modelo ha internalizado la lógica de control de la ECU original, permitiendo su uso como un observador virtual para el diagnóstico de fallas en el sistema de combustible.

Figura 52: Validación del Modelo inyector



La comparación visual y estadística entre ambas señales demuestra que el modelo basado en Redes Neuronales Artificiales (RNA) tiene una alta capacidad para adaptarse a los cambios del motor, respondiendo en tiempo real a las variaciones bruscas de carga observadas en las muestras 2,000, 6,000, 8,000 y 10,000, sin presentar retrasos importantes en la predicción.

La presencia de bandas amplias y densas en la señal experimental (línea gris) corresponde al funcionamiento rápido de los inyectores durante la apertura y cierre para suministrar combustible. La red neuronal logró representar correctamente el comportamiento general y el valor promedio de estos pulsos eléctricos durante la mayor parte del ensayo.

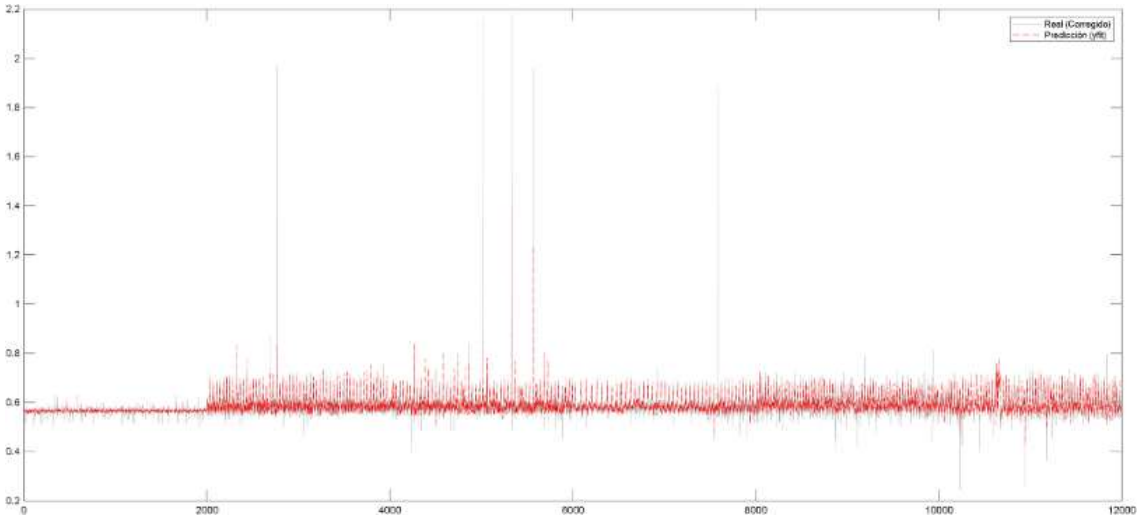
Las diferencias observadas en algunos puntos, como los picos descendentes entre 4000 y 6000 y los picos ascendentes entre 10000 y 12000, se relacionan con variaciones eléctricas propias del funcionamiento de los inyectores. Sin embargo, el hecho de que la línea de predicción se mantenga dentro de los valores reales tanto en cambios rápidos como en estados estables confirma que el gemelo digital posee un alto nivel de confiabilidad para simular la entrega de combustible y puede utilizarse en sistemas de diagnóstico predictivo automotriz. Aunque el sensor ECT (figura 54) opera a una frecuencia mucho más baja que los sensores de presión o posición, su rol es vital para las correcciones térmicas de la mezcla aire-combustible.

La figura 54 muestra la comparación entre la señal experimental del sensor de temperatura del refrigerante (línea gris) y la predicción del modelo de regresión (línea roja) en las 12000 muestras. El ECT muestra una señal de variación lenta, estabilizada mayoritariamente en un rango de magnitud entre 0.5 y 0.7, representativo de un motor operando en temperatura normal de trabajo.

En esta grafica se observan los siguientes comportamientos:

- Muestras de 0 – 2000: fase de estabilidad inicial con ruido mínimo y una coincidencia casi total entre ambas señales.
- Muestras 2000 – 12000: incremento de la variabilidad de la señal real con presencia de picos transitorios significativos que alcanzan valores de hasta 2.1.
- Picos transitorios: se identificó eventos específicos donde la señal gris experimenta saltos bruscos de voltaje.

Figura 53: Validación sensor ECT

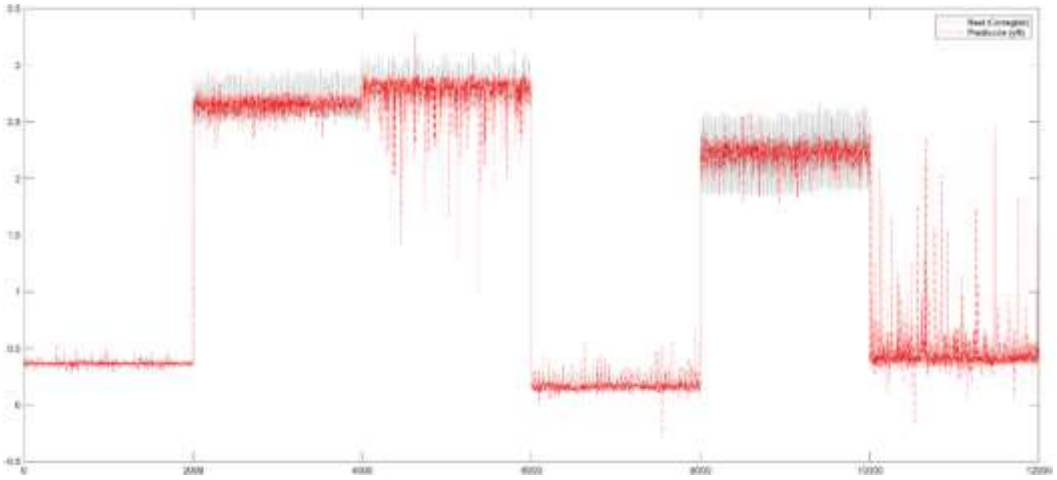


El análisis técnico de la figura 54 confirma que el gemelo digital ha asimilado correctamente la inercia térmica del motor. La capacidad del modelo para ignorar los picos hasta 2.2V demuestra que funciona como un filtro inteligente que evita tomar los ruidos como un dato, reconociendo que tales variaciones bruscas no correspondan a cambios reales en la temperatura del refrigerante, sino a fallos de adquisición.

La diferencia entre los picos de la señal real y la estabilidad de la señal predicha valida que el gemelo digital ha asimilado correctamente la inercia térmica del motor, la temperatura del refrigerante no puede experimentar variaciones tan drásticas en milisegundos, por lo que el modelo virtual cumple con su función, Esta capacidad de procesamiento asegura que la ECU virtual pueda realizar cálculos precisos de la mezcla aire-combustible y el avance de encendido basados en datos térmicos limpios y fiables. La figura 55 muestra un comportamiento caracterizado por niveles de voltaje discretos que corresponden a diferentes ángulos de apertura mecánica. El rango operativo se desplaza

desde un estado de reposo a 0.4V (ralentí) hasta picos de apertura parcial cercanos a los 3.0V. La serie temporal de 12,000 muestras revela la dinámica de la señal experimental (línea gris) y la capacidad de seguimiento de la predicción yfit (línea roja discontinua).

Figura 54: Validación del Modelo TPS



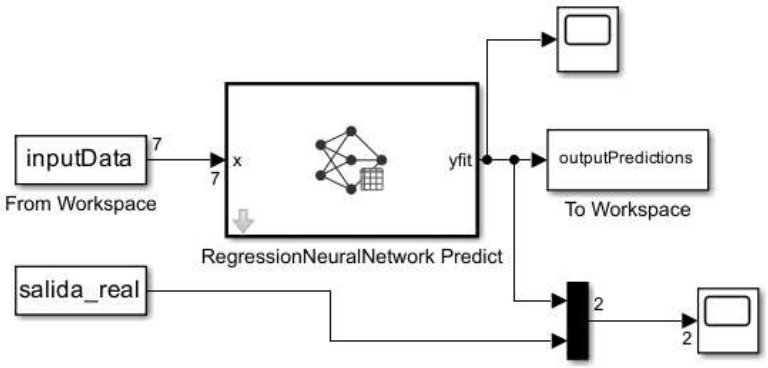
Los resultados de la figura 55 confirman que el modelo posee una alta sensibilidad transitoria, capturando los cambios del TPS sin desfases temporales significativo, la señal real presenta ruidos de alta frecuencia inherentes a la adquisición electrónica, la predicción roja funciona como un estimador robusto que sigue la tendencia central del sensor.

La capacidad de filtrado demuestra que el gemelo digital ha asimilado correctamente la lógica de operación del motor, proporcionando una señal operativa limpia que es vital para la estabilidad de ECU virtual, la capacidad del modelo para seguir incluso las inestabilidades observadas después de la muestra 10000 valida el entrenamiento detallado del sistema.

El esquema de Simulink (Figura 56) permite comprobar en la práctica el funcionamiento del gemelo digital del inyector, diseñado para la maqueta estacionaria del

motor. Este sistema recibe siete datos de entrada que fueron procesados con la Transformada de Fourier, a partir de la información recolectada previamente en LabVIEW™™™. En lugar de utilizar complejas ecuaciones matemáticas, el bloque principal (RegressionNeuralNetwork Predict) actúa como un inyector virtual, generando predicciones instantáneas (yfit) basadas de forma exclusiva en algoritmos de regresión.

Figura 55: Validación de Gemelo Digital del Inyector



Al comparar directamente esta predicción con el comportamiento físico real del motor (salida_real), se observa que el sistema trabaja sincronizado y sin retrasos, logrando copiar de manera fiel el funcionamiento del componente. Al enviar estos datos a MATLAB®. ® para su evaluación matemática, se confirma una precisión excelente: el modelo alcanzó un coeficiente de determinación (ROC) de 0.99, un error porcentual (MAPE) de apenas 1.5% y un error cuadrático (RMSE) de 0.031. En resumen, estos errores tan bajos demuestran que el modelo es una herramienta diagnóstica muy confiable, permitiendo evaluar la inyección en milisegundos sin tener que desarmar ninguna pieza física.

CAPITULO V

5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1 CONCLUSIONES

- Se consolidó un sistema ciberfísico de alta velocidad (10 kS/s) que generó un repositorio real de 12,000 muestras (bloques de 2,000 por estado). Gracias a esto, se obtuvo una base de datos organizada con 12000 muestras, divididas en bloques de 2000 muestras para cada estado de funcionamiento y con una columna de datos de cada uno de los sensores.

- El modelo alcanzo una precisión general del 99.99% clasificando correctamente 11999 de las 12000 muestras realizadas, demostrando un alto nivel de confiabilidad. Además, fue capaz identificar con un 100% de precisión las fallas en componentes importantes como Inyector 3 y los sensores ECT, TPS y MAP, permitiendo detectar problemas de manera temprana antes de que ocurra una avería en el vehículo.

- La calibración del modelo permitió emular con alta fidelidad la dinámica de la maqueta estacionaria del motor. Durante la validación, el algoritmo demostró una exactitud predictiva excepcional, alcanzando un coeficiente de determinación ROC de 0.99, un error porcentual absoluto medio (MAPE) del 1.5% y un error cuadrático medio (RMSE) de 0.031. Adicionalmente, el sistema opera sin latencias, lo que garantiza la predicción continua y en estricto tiempo real de variables críticas, como la presión y el tiempo de inyección del actuador.

- La similitud obtenida entre las curvas de predicción virtuales (yfit) y el comportamiento real del motor demuestra un gran avance en el diagnóstico automotriz y en la optimización de la combustión. El principal beneficio de este gemelo digital es que permite detectar fallas mecánicas y problemas en los inyectores de forma remota y electrónica, sin necesidad de desmontar piezas ni detener el funcionamiento del motor. Este desarrollo convierte al proyecto en una tecnología innovadora que contribuye a mejorar la

eficiencia energética, la innovación industrial y la producción sostenible, en concordancia con los ODS 7 y 9.

5.2 RECOMENDACIONES

- Se recomienda sustituir la interfaz NI USB-6008 por hardware de grado industrial con una capacidad de salida superior a 5 mA por canal para eliminar por completo el uso de módulos de relés intermedios. Con esto se va a llegar a simplificar el circuito eléctrico, reducir el ruido electromagnético en el banco de pruebas y asegurar lecturas de datos reales de mayor resolución temporal.

- Se recomienda ampliar la campaña experimental induciendo fallas electrónicas controladas en los sensores CKP, CMP e IAT mediante potenciómetros de precisión o simuladores de señal. Con esto se va a llegar a un software de diagnóstico predictivo universal para el motor F16D3, logrando que el modelo de Machine Learning no se limite solo a los fallos actuales (Inyector 3, ECT, TPS y MAP) sin apagar físicamente el banco de pruebas. Permitiendo contar con un repositorio digital de libre acceso, reduciendo la necesidad de utilizar el motor físico para futuros procesos de entrenamiento de inteligencia artificial.

- Se recomienda implementar algoritmos adaptativos de aprendizaje en tiempo real que actualicen de forma constante los pesos del modelo de regresión directamente en la computadora de control de la maqueta. Con esto se va a llegar a un modelo que se recalibra por sí mismo de forma interna mientras el banco de pruebas está encendido y operando. Esto permitirá que el software asimile de manera automática el desgaste natural de los componentes mecánicos o la pérdida de presión por el uso continuo en el laboratorio, manteniendo al $R^2 = 0.99$ sin necesidad de detener las pruebas de simulación

- Se recomienda expandir el software de control en LabVIEW™™ y MATLAB®. para pasar de un monitoreo pasivo a un sistema de control activo en lazo cerrado (Closed-Loop). Con esto se va a llegar a una plataforma autónoma donde el gemelo digital modificará de inmediato el mapa de inyección real para compensar cualquier falla

detectada en milisegundos, maximizando la eficiencia energética según las metas de los ODS 7 y 9.

- Para futuras líneas de investigación, se recomienda optimizar el entorno de desarrollo de la interfaz mediante la integración de un módulo de escaneo OBD en tiempo real que trabaje de forma paralela y sincronizada con el sistema de adquisición de datos. Esta configuración permitirá expandir la capacidad de diagnóstico del gemelo digital hacia la lectura de códigos de diagnóstico de fallas genéricos y específicos de la totalidad de los sensores del motor, incluyendo los de alta frecuencia como el sensor de posición del cigüeñal (CKP) y al árbol de levas (CMP).

Referencias bibliográficas.

[1] A. Piepoli, F. Arcidiacono, L. J. Basile, R. Pellegrino, F. Schupp, and T. Zuehlke, "The Impact of Industry 4.0 on Business Performance: A Multiple Case Study in the Automotive Sector," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 232, pp. 2117–2126, Jan. 2024, doi: 10.1016/J.PROCS.2024.02.032.

[2] C. del Bosque Peón, "Los gemelos digitales en la industria 4.0," 2019, Accessed: Nov. 19, 2024. [Online]. Available: http://uvadoc.uva.es/handle/10324/40037

[3] S. Kohtz *et al.*, "Optimal sensor placement for permanent magnet synchronous motor condition monitoring using a digital twin-assisted fault diagnosis approach," *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 242, p. 109714, Feb. 2024, doi: 10.1016/J.RESS.2023.109714.

[4] C. N. M. Yépez, C. C. Sisamón, and H. R. Alonso, "Mantenimiento predictivo en tractores agrícolas:: Propuesta de metodología orientada al mantenimiento conectado," *Revista IberoamErickana de Ingeniería Mecánica*, vol. 26, no. 1, pp. 63–76, Apr. 2022, doi: 10.5944/RIBIM.26.1.42176.

[5] G. G. Calabrese, G. Falavigna, and R. Ippoliti, "Innovation policy and corporate finance: The Italian automotive supply chain and its transition to Industry 4.0," *J. Policy Model.*, vol. 46, no. 2, pp. 336–353, Mar. 2024, doi: 10.1016/J.JPOLMOD.2024.01.007.

[6] H. M. Valladares Montemayor and R. H. Chanda, "Automotive industry's circularity applications and industry 4.0," *Environmental Challenges*, vol. 12, p. 100725, Aug. 2023, doi: 10.1016/J.ENVC.2023.100725.

[7] H. GUO *et al.*, "Dynamically updated digital twin for prognostics and health management: Application in permanent magnet synchronous motor," *Chinese Journal of Aeronautics*, vol. 37, no. 6, pp. 244–261, Jun. 2024, doi: 10.1016/J.CJA.2023.12.031.

[8] S. Kohtz *et al.*, "Optimal sensor placement for permanent magnet synchronous motor condition monitoring using a digital twin-assisted fault diagnosis approach," *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 242, p. 109714, 2024, doi: 10.1016/J.RESS.2023.109714.

[9] P. Xia, Y. Huang, Z. Tao, C. Liu, and J. Liu, "A digital twin-enhanced semi-supervised framework for motor fault diagnosis based on phase-contrastive current dot pattern," *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 235, p. 109256, Jul. 2023, doi: 10.1016/J.RESS.2023.109256.

[10] Ö. F. Görçün, A. R. Mishra, A. Aytekin, V. Simic, and S. Korucuk, "Evaluation of Industry 4.0 strategies for digital transformation in the automotive manufacturing industry using an integrated fuzzy decision-making model," *J. Manuf. Syst.*, vol. 74, pp. 922–948, Jun. 2024, doi: 10.1016/J.JMSY.2024.05.005.

[11] Z. Jin, J. Liu, M. Xu, H. Miao, and Z. Song, "An enhanced digital twin-driven fault detection and isolation method based on sensor series imaging

mechanism for gas turbine engine," *Appl. Therm. Eng.*, vol. 257, 2024, doi: 10.1016/j.applthermaleng.2024.124308.

[12] M. N. Hossain, M. M. Rahman, and D. Ramasamy, "Artificial Intelligence-Driven Vehicle Fault Diagnosis to Revolutionize Automotive Maintenance: A Review," *CMES - Computer Modeling in Engineering and Sciences*, vol. 141, no. 2, pp. 951–996, Sep. 2024, doi: 10.32604/CMES.2024.056022.

[13] M. N. Hossain, M. M. Rahman, and D. Ramasamy, "Artificial Intelligence-Driven Vehicle Fault Diagnosis to Revolutionize Automotive Maintenance: A Review," *CMES - Computer Modeling in Engineering and Sciences*, vol. 141, no. 2, pp. 951–996, Sep. 2024, doi: 10.32604/CMES.2024.056022.

[14] J. Morgan, M. Halton, Y. Qiao, and J. G. Breslin, "Industry 4.0 smart reconfigurable manufacturing machines," *J. Manuf. Syst.*, vol. 59, pp. 481–506, Apr. 2021, doi: 10.1016/J.JMSY.2021.03.001.

[15] E. Söderäng, S. Hautala, M. Mikulski, X. Storm, and S. Niemi, "Development of a digital twin for real-time simulation of a combustion engine-based power plant with battery storage and grid coupling," *Energy Convers. Manag.*, vol. 266, p. 115793, Aug. 2022, doi: 10.1016/J.ENCONMAN.2022.115793.

[16] D. Hu, H. Wang, C. Yang, B. Wang, B. Duan, and Y. Wang, "Engine combustion modeling method based on hybrid drive," *Heliyon*, vol. 9, no. 11, p. e21494, Nov. 2023, doi: 10.1016/J.HELIYON.2023.E21494.

[17] "MATLAB®. ." Accessed: Apr. 22, 2026. [Online]. Available: https://la.mathworks.com/products/MATLAB®. .html

[18] C. Mafla-Yépez, C. Castejon, H. Rubio, and C. Morales, "A Vibration Analysis for the Evaluation of Fuel Rail Pressure and Mass Air Flow Sensors on a Diesel Engine: Strategies for Predictive Maintenance," *Sensors 2024, Vol. 24, Page 1551*, vol. 24, no. 5, p. 1551, Feb. 2024, doi: 10.3390/S24051551.

[19] "Machine learning en MATLAB®. - MATLAB®. & Simulink." Accessed: Apr. 22, 2026. [Online]. Available: https://la.mathworks.com/help/stats/machine-learning-in-MATLAB®. .html

[20] M. Bertolini, D. Mezzogori, M. Neroni, and F. Zammori, "Machine Learning for industrial applications: A comprehensive literature review," *Expert Syst. Appl.*, vol. 175, p. 114820, Aug. 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2021.114820.

[21] C. N. Mafla-Yépez, C. F. Morales-Bayetero, E. P. Hernández-Rueda, and I. B. Benavides-Cevallos, "Vehicle maintenance management based on machine learning in agricultural tractor engines," *Dyna (Medellin).*, vol. 90, no. 225, pp. 22–28, Mar. 2023, doi: 10.15446/dyna.v90n225.103612.

[22] "Classification Learner - Entrenar modelos para clasificar datos usando machine learning supervisado - MATLAB®. ." Accessed: Apr. 22, 2026. [Online]. Available: https://la.mathworks.com/help/stats/classificationlearner-app.html?s_tid=srchtitle_site_search_1_classification+learner

[23] "C4.5: Programs for Machine Learning | Guide books | ACM Digital Library." Accessed: May 11, 2026. [Online]. Available: https://dl.acm.org/doi/10.5555/583200

[24] L. Rokach, O. Maimon, and E. Shmueli, "Machine Learning for Data Science Handbook: Data Mining and Knowledge Discovery Handbook, Third Edition," *Machine Learning for Data Science Handbook: Data Mining and Knowledge Discovery Handbook, Third Edition*, pp. 1–985, Jan. 2023, doi: 10.1007/978-3-031-24628-9.

[25] "PATTERN CLASSIFICATION".

[26] G. J. McLachlan, "Discriminant analysis and statistical pattern recognition," *Discriminant Analysis and Statistical Pattern Recognition*, pp. 1–545, Jan. 2005, doi: 10.1002/0471725293.

[27] "¿Qué es la función sigmoide y cuáles son sus aplicaciones? - Pregunta y Responde - Glarity." Accessed: May 12, 2026. [Online]. Available: https://askai.glarity.app/es/search/%C2%BFQu%C3%A9-es-la-funci%C3%B3n-sigmoide-y-cu%C3%A1les-son-sus-aplicaciones

[28] "D. W. Hosmer & S. Lemeshow - Applied Logistic Regression - 2nd Edition 2000 | PDF." Accessed: May 11, 2026. [Online]. Available: https://es.scribd.com/doc/238357130/D-W-Hosmer-S-Lemeshow-Applied-Logistic-Regression-2nd-Edition-2000

[29] "An introduction to the logit model for economists 2nd Edition : Cramer, J. S. (Jan Salomon), 1928- : Free Download, Borrow, and Streaming : Internet Archive." Accessed: May 11, 2026. [Online]. Available: https://archive.org/details/introductiontolo0000cram

[30] G. H. John and P. Langley, "Estimating Continuous Distributions in Bayesian Classifiers," Feb. 2013, Accessed: May 11, 2026. [Online]. Available: https://arxiv.org/pdf/1302.4964

[31] D. J. Hand and K. Yu, "Idiot's Bayes - Not so stupid after all?," *International Statistical Review*, vol. 69, no. 3, pp. 385–398, Dec. 2001, doi: 10.1111/J.1751-5823.2001.TB00465.X;PAGE:STRING:ARTICLE/CHAPTER.

[32] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-vector networks," *Machine Learning 1995 20:3*, vol. 20, no. 3, pp. 273–297, Sep. 1995, doi: 10.1007/BF00994018.

[33] B. Schölkopf and A. J. Smola, "Learning with Kernels: Support Vector Machines, Regularization, Optimization, and Beyond," *Proceedings of 2002 International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, vol. 1, Dec. 2001, doi: 10.7551/MITPRESS/4175.001.0001.

[34] T. M. Cover and P. E. Hart, "Nearest neighbor pattern classification," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 13, no. 1, pp. 21–27, 1967, doi: 10.1109/TIT.1967.1053964.

[35] T. M. Cover and P. E. Hart, "Nearest neighbor pattern classification," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 13, no. 1, pp. 21–27, Jan. 1967, doi: 10.1109/TIT.1967.1053964.

[36] L. Breiman, "Random Forests," vol. 45, pp. 5–32, 2001.

[37] R. E. Schapire, "Explaining adaboost," *Empirical Inference: Festschrift in Honor of Vladimir N. Vapnik*, pp. 37–52, Jan. 2013, doi: 10.1007/978-3-642-41136-6_5/TABLES/2.

[38] Ian Goodfellow, Aaron Courville, and Yoshua Bengio, "Deep Learning," *Request exam copy View preview Adaptive Computation and Machine Learning series*, pp. 1–23, 2016, Accessed: May 11, 2026. [Online]. Available: http://www.deeplearningbook.org

[39] "Neural networks : a comprehensive foundation : Haykin, Simon S., 1931- : Free Download, Borrow, and Streaming : Internet Archive." Accessed: May 11, 2026. [Online]. Available: https://archive.org/details/neuralnetworksco0000hayk_2ed

[40] A. Rahimi and B. Recht, "Random Features for Large-Scale Kernel Machines".

[41] Q. Le and A. Smola, "Fastfood-Approximating Kernel Expansions in Loglinear Time," 2013.

[42] S. Shalev-Shwartz and S. Ben-David, "Understanding machine learning: From theory to algorithms," *Understanding Machine Learning: From Theory to Algorithms*, vol. 9781107057135, pp. 1–397, Jan. 2013, doi: 10.1017/CBO9781107298019.

[43] "Regression Learner - Entrenar modelos de regresión para predecir datos usando machine learning supervisado - MATLAB®. ." Accessed: Apr. 22, 2026. [Online]. Available: https://la.mathworks.com/help/stats/regressionlearner-app.html?s_tid=srchtitle_site_search_1_regression+learner

[44] "INTRODUCTION TO LINEAR REGRESSION ANALYSIS".

[45] P. J. Rousseeuw and A. M. Leroy, "Robust Regression and Outlier Detection," Oct. 1987, doi: 10.1002/0471725382.

[46] L. Breiman, J. H. Friedman, R. A. Olshen, and C. J. Stone, "Classification and regression trees," *Classification and Regression Trees*, pp. 1–358, Jan. 2017, doi: 10.1201/9781315139470/CLASSIFICATION-REGRESSION-TREES-LEO-BREIMAN-JEROME-FRIEDMAN-OLSHEN-CHARLES-STONE/RIGHTS-AND-PERMISSIONS.

[47] "Wei-Yin Loh (2002). Regression trees with unbiased variable selection and interaction detection. Vol.12, No.2." Accessed: May 11, 2026. [Online]. Available: https://www3.stat.sinica.edu.tw/statistica/j12n2/j12n21/j12n21.htm

[48] V. N. Vapnik, "The Nature of Statistical Learning Theory," *The Nature of Statistical Learning Theory*, 2000, doi: 10.1007/978-1-4757-3264-1.

[49] A. J. Smola and B. Schölkopf, "A tutorial on support vector regression," *Statistics and Computing 2004 14:3*, vol. 14, no. 3, pp. 199–222, Aug. 2004, doi: 10.1023/B:STCO.0000035301.49549.88.

[50] C. E. Rasmussen and C. K. I. Williams, "Gaussian Processes for Machine Learning," *Gaussian Processes for Machine Learning*, Nov. 2005, doi: 10.7551/MITPRESS/3206.001.0001.

[51] M. Ebden, "Gaussian Processes: A Quick Introduction," May 2015, Accessed: May 11, 2026. [Online]. Available: https://arxiv.org/pdf/1505.02965

[52] "Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine on JSTOR." Accessed: May 11, 2026. [Online]. Available: https://www.jstor.org/stable/2699986

[53] L. Breiman, "Random Forests," vol. 45, pp. 5–32, 2001.

[54] C. M. Bishop, "Neural Networks for Pattern Recognition," Nov. 1995, doi: 10.1093/OSO/9780198538493.001.0001.

[55] "Deep Learning." Accessed: May 11, 2026. [Online]. Available: https://www.deeplearningbook.org/

[56] Q. Le, T. Sarlós, and A. Smola, "Fastfood: Approximate Kernel Expansions in Loglinear Time," *30th International Conference on Machine Learning, ICML 2013*, no. PART 2, pp. 1281–1289, Aug. 2014, Accessed: May 11, 2026. [Online]. Available: https://arxiv.org/pdf/1408.3060

[57] A. Rahimi and B. Recht, "Random Features for Large-Scale Kernel Machines".

[58] L. Bottou, "Large-scale machine learning with stochastic gradient descent," *Proceedings of COMPSTAT 2010 - 19th International Conference on Computational Statistics, Keynote, Invited and Contributed Papers*, pp. 177–186, 2010, doi: 10.1007/978-3-7908-2604-3_16/SAVE-RESEARCH.

[59] S. Shalev-Shwartz and S. Ben-David, "Understanding machine learning: From theory to algorithms," *Understanding Machine Learning: From Theory to Algorithms*, vol. 9781107057135, pp. 1–397, Jan. 2013, doi: 10.1017/CBO9781107298019.

[60] D. Lin, "Application of Mathematical Modeling Based on MATLAB®. in Experimental Data Analysis," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 247, no. C, pp. 86–92, Jan. 2024, doi: 10.1016/J.PROCS.2024.10.011.

[61] J. J. Moré, "The Levenberg-Marquardt algorithm: Implementation and theory," pp. 105–116, 1978, doi: 10.1007/BFB0067700.

[62] K. Madsen, H. B. Nielsen, and O. Tingleff, "Methods for Non-Linear Least Squares Problems (2nd ed.)," 2004.

[63] M. T. Hagan and M. B. Menhaj, "Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm," *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 5, no. 6, pp. 989–993, 1994, doi: 10.1109/72.329697.

[64] H. P. Gavin, "The Levenberg-Marquardt algorithm for nonlinear least squares curve-fitting problems," 2026.

[65] "trainlm - Retropropagación Levenberg-Marquardt - MATLAB®. ." Accessed: Apr. 27, 2026. [Online]. Available: https://la.mathworks.com/help/deeplearning/ref/trainlm.html

[66] T. Martin, B. Howard, and H. Mark, "Neural network design," *Boston, Massachusetts: PWS*, pp. 4–15, 1996, Accessed: Apr. 27, 2026. [Online]. Available:

https://books.google.com/books/about/Neural_Network_Design.html?id=4EW9oQEACAAJ

[67] H. P. Gavin, “The Levenberg-Marquardt algorithm for nonlinear least squares curve-fitting problems,” 2026.

[68] “Entrenar redes neuronales profundas - MATLAB®. & Simulink.” Accessed: Apr. 27, 2026. [Online]. Available: https://la.mathworks.com/help/deeplearning/train-deep-neural-networks.html

[69] M. . Chidambaram, “Mathematical Modelling and Simulation in Chemical Engineering,” p. 266, 2018, Accessed: Oct. 27, 2025. [Online]. Available: https://dokumen.pub/mathematical-modelling-and-simulation-in-chemical-engineering-978-1-108-47040-7.html

[70] N. Hein, M. Salett, N. Hein, and M. Salett, “Modelaje matemático como método de investigación en clases de matemáticas,” pp. 1–25, 2006, Accessed: Feb. 08, 2026. [Online]. Available: https://funes.uniandes.edu.co/funes-documentos/modelaje-matematico-como-metodo-de-investigacion-en-clases-de-matematicas/

[71] D. costa costa, N. Hein, and M. Salett Biembengut, “V FESTIVAL INTERNACIONAL DE MATEMÁTICA MODELAJE MATEMÁTICO COMO MÉTODO DE INVESTIGACIÓN EN CLASES DE MATEMÁTICAS”.

[72] A. Benveniste, B. Caillaud, and M. Malandain, “The mathematical foundations of physical systems modeling languages,” *Annu. Rev. Control*, vol. 50, pp. 72–118, Jan. 2020, doi: 10.1016/j.arcontrol.2020.08.001.

[73] Y. Fuse, S. N. Murphy, H. Ikari, A. Takahashi, K. Fuse, and E. Kawakami, “Artificial intelligence in clinical data analysis: A review of large language models, foundation models, digital twins, and allergy applications,” *Allergology International*, vol. 74, no. 4, pp. 499–513, Oct. 2025, doi: 10.1016/j.alit.2025.06.005.

[74] A. A. Sadiq, G. A. Bakare, E. C. Anene, and H. B. Mamman, “A Fuzzy-Based Speed Control of DC Motor Using Combined Armature Voltage and Field Current,” *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 46, no. 20, pp. 387–392, Jan. 2013, doi: 10.3182/20130902-3-CN-3020.00146.

[75] M. Franciosi, M. Kasser, and M. Viviani, “Digital twins in bridge engineering for streamlined maintenance and enhanced sustainability,” *Autom. Constr.*, vol. 168, p. 105834, Dec. 2024, doi: 10.1016/J.AUTCON.2024.105834.

[76] Y. Wang, X. Kang, and Z. Chen, “A survey of Digital Twin techniques in smart manufacturing and management of energy applications,” *Green Energy and Intelligent Transportation*, vol. 1, no. 2, p. 100014, Sep. 2022, doi: 10.1016/J.GEITS.2022.100014.

[77] J. Shi, X. Wang, Z. Zhang, C. Zhang, and J. Chen, “Optimization of energy flow in thermal management of electric vehicles based on real vehicle testing and digital twin simulation,” *Case Studies in Thermal Engineering*, vol. 60, p. 104607, Aug. 2024, doi: 10.1016/J.CSITE.2024.104607.

[78] Z. Huang *et al.*, "Experimental Investigation of ammonia energy ratio and valve overlap angle effects on combustion performance and emissions in Dual-Fuel engines," *Fuel*, vol. 417, p. 138623, Aug. 2026, doi: 10.1016/j.fuel.2026.138623.
[79] "Simulación y diseño basado en modelos con Simulink - MATLAB®. ." Accessed: May 12, 2026. [Online]. Available: https://la.mathworks.com/products/simulink.html
[80] D. Muñoz and A. Rovira, "Motores de combustion interna. UNED - Universidad Nacional de Educacion a Distancia," p. 511, 2015, Accessed: Feb. 08, 2026. [Online]. Available: https://books.google.com/books/about/MOTORES_DE_COMBUSTI%C3%93N_INTERNA.html?hl=es&id=-EfLCgAAQBAJ
[81] L. G. Corona Ramírez, G. S. Abarca Jiménez, and J. Mares Carreño, "Sensores Y Actuadores Introduccion," no. 2014, p. 306, 2020, Accessed: Jan. 21, 2025. [Online]. Available: https://books.google.com/books/about/Sensores_y_Actuadores.html?hl=es&id=wMm3BgAAQBAJ
[82] R. P. Areny, "Sensores y acondicionadores de señal," p. 480, 2004, Accessed: Feb. 08, 2026. [Online]. Available: http://books.google.com/books?id=Eevyk28_fVkC&pgis=1
[83] A. Serna, F. A. Ros, and J. C. Rico, "Guía Practica Sensores ," 2010, Accessed: Jan. 21, 2025. [Online]. Available: https://books.google.com/books/about/Gu%C3%ADa_Pr%C3%A1ctica_de_Sensores.html?hl=es&id=CuoXCd6ZZqwC
[84] A. J. Chafuel España, "Diseño y construcción de un sistema de simulación de circuitos para pruebas en banco de sensores y actuadores del sistema de gestión electrónica del motor de combustión interna.," Apr. 2022, Accessed: Feb. 01, 2025. [Online]. Available: https://repositorio.utn.edu.ec/handle/123456789/12378
[85] C. H. Mora Cárdenas and R. G. Zhagui Álvarez, "Construcción de un Banco de Pruebas para el Sistema de Inyección Electrónico del Motor 2.0L del Vehículo Hyundai Tucson.," 2023, Accessed: Feb. 03, 2025. [Online]. Available: http://dspace.uazuay.edu.ec/handle/datos/13376
[86] C. Julio, L. Castro, E. Enrique, and R. Arrieta, "Desarrollo De Un Prototipo De Un Banco De Pruebas Para Diagnosticar Fallos En Sensores Vehiculares De Oxígeno (O2)," 2021, Accessed: Feb. 03, 2025. [Online]. Available: http://repositorio.uac.edu.co/handle/11619/4097
[87] C. Ordóñez, C. Antonio, V. Parra, and A. Santiago, "Implementación y montaje de un banco de pruebas de inyección electrónica para el taller de Ingeniería Automotriz de la ESPOCH mediante la utilización de un motor Chevrolet Aveo de combustión interna a gasolina.," Oct. 2013, Accessed: Feb. 03, 2025. [Online]. Available: http://dspace.espoch.edu.ec/handle/123456789/3368
[88] Z. B. Shaik and S. Peddakrishna, "Design and implementation of electric vehicle with autonomous motion and steering control system using single board

computer and sensors," *Results in Engineering*, vol. 25, p. 103995, Mar. 2025, doi: 10.1016/J.RINENG.2025.103995.

[89] M. J. Gęca, Ł. Grabowski, K. Pietrykowski, G. Litak, and N. Kasianantham, "Investigation on combustion instability of electronic fuel injected multi-cylinder radial piston engine through multifractal technique – A comparative analysis," *Case Studies in Thermal Engineering*, vol. 61, p. 105137, Sep. 2024, doi: 10.1016/J.CSITE.2024.105137.

[90] F. Zhu, Y. Liu, C. Lu, Q. Huang, and C. Wang, "Research on thermal energy management for PHEV based on NSGA-II optimization algorithm," *Case Studies in Thermal Engineering*, vol. 54, p. 104046, Feb. 2024, doi: 10.1016/J.CSITE.2024.104046.

[91] R. A. Castro Toaza, "Diseño e implementación de un sistema de verificación de sensores y actuadores para el sistema de inyección electrónica de vehículo a gasolina," Dec. 2023, Accessed: Jan. 28, 2025. [Online]. Available: http://dspace.espoch.edu.ec/handle/123456789/22461

[92] J. Kreß, J. Rau, H. Hebert, F. Perez-Peña, K. Schmidt, and A. Morgado-Estévez, "Fuel saving effect and performance of velocity control for modern combustion-powered scooters," *Control Eng. Pract.*, vol. 145, p. 105849, Apr. 2024, doi: 10.1016/J.CONENGPRAC.2024.105849.

[93] M. Kelemen, T. Kelemenová, I. Virgala, L. Miková, and T. Lipták, "Rapid Control Prototyping of Embedded Systems Based on Microcontroller," *Procedia Eng.*, vol. 96, pp. 215–220, Jan. 2014, doi: 10.1016/J.PROENG.2014.12.146.

[94] D. Lerroy and C. Quintero, "DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE EQUIPO PARA PRUEBA Y DIAGNÓSTICO DE SENSORES Y ACTUADORES DEL SISTEMA DE INYECCIÓN ELECTRÓNICA PARA VEHÍCULOS LIVIANOS A GASOLINA (EASYPRO 1.0) UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE OCCIDENTE FACULTAD DE INGENIERÍA DEPARTAMENTO DE AUTOMÁTICA Y ELECTRÓNICA PROGRAMA INGENIERÍA ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES SANTIAGO DE CALI 2020".

[95] A. De, S. De Sensores, Y. Actuadores, E. M. De, J. Skinner, and C. Padilla, "Análisis de Señales de Sensores y Actuadores en motores de 1300CC para optimizar tiempo de inyección de combustible, Chiclayo 2017," *Universidad César Vallejo*, 2017, Accessed: Feb. 04, 2025. [Online]. Available: https://repositorio.ucv.edu.pe/handle/20.500.12692/25122

[96] F. De Mecánica, "ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DE CHIMBORAZO DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA DE VERIFICACIÓN DE SENSORES Y ACTUADORES PARA EL SISTEMA DE INYECCIÓN ELECTRÓNICA DE VEHÍCULO A GASOLINA," 2023.

[97] S. Generador, D. E. Fallas, P. Sensores, and Y. A. De, "Sistema generador de fallas para sensores y actuadores de un motor Hyundai Sonata G4CM-SR2561," 2024, Accessed: Feb. 04, 2025. [Online]. Available: http://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/27259

[98] J. L. Ayre Limaco, "Análisis de los sistemas analógicos y digital de un motor de combustión interna de un vehículo Toyota Yaris a gasolina," 2023, Accessed: Feb. 04, 2025. [Online]. Available: http://repositorio.uncp.edu.pe/handle/20.500.12894/9891

[99] A. L. Mejía Calle and F. A. Armijos Armijos, "Caracterización de los sensores y actuadores del motor Armfield Volkswagen CM11-306," 2015, Accessed: Feb. 04, 2025. [Online]. Available: http://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/7537

[100] D. V. Loja Cuenca and V. A. Mejía Narváez, "Construcción del sistema de medición y comprobación para los sensores y actuadores del motor corsa evolution 1.8," 2024, Accessed: Feb. 04, 2025. [Online]. Available: http://dspace.uazuay.edu.ec/handle/datos/15295

[101] E. M. Muñoz Gaspari, "SISTEMA DE INYECCIÓN ELECTRÓNICA PARA MOTOR DE COMBUSTIÓN INTERNA".

[102] "Motor F16D3 - Información, especificaciones y ofertas." Accessed: May 19, 2026. [Online]. Available: https://www.motorinsel.es/motor-f16d3

[103] "Motor Chevrolet F16D3: especificaciones, caracteristicas, aceite, rendimiento." Accessed: May 19, 2026. [Online]. Available: https://es.mymotorlist.com/motores/chevrolet/f16d3/

[104] R. Bosch, "Bosch Automotive Electrics and Automotive Electronics: Systems and Components, Networking and Hybrid Drive, 5th Edition," *Bosch Automotive Electrics and Automotive Electronics: Systems and Components, Networking and Hybrid Drive: 5th Edition*, pp. 1–530, Jan. 2014, doi: 10.1007/978-3-658-01784-2/SAVE-RESEARCH.

[105] "SENSOR CKP AVEO - Casa del Encendido." Accessed: May 19, 2026. [Online]. Available: https://casadelencendido.com/producto/sensor-ckp-aveo-2/

[106] J. D. . Halderman, "180 Day Subscription: Automotive Electricity and Electronics," 2016, Accessed: May 19, 2026. [Online]. Available: https://books.google.com/books/about/Automotive_Electricity_and_Electronics.html?id=1ZmYCgAAQBAJ

[107] "Sensor Map Aveo, Optra, Spark, Matiz, Epica... Original Gm | MercadoLibre." Accessed: May 19, 2026. [Online]. Available: https://articulo.mercadolibre.com.ve/MLV-740561538-sensor-map-aveo-optra-spark-matiz-epica-original-gm-_JM

[108] "CMP para Aveo Emotion 1.6 - El Palacio del Carburador." Accessed: May 19, 2026. [Online]. Available: https://elpalaciodelcarburador.com.ec/shop/sensores/sensor-cmp/cmp-aveo-emotion-1-6/

[109] T. Denton and H. Pells, "Automotive Technician Training: Theory," *Automotive Technician Training: Theory*, Sep. 2021, doi: 10.1201/9781003173236.

[110] "Sensor Iat Chevrolet Aveo L4 1.6l 04/08 Walker | Envío gratis." Accessed: May 19, 2026. [Online]. Available:

https://www.mercadolibre.com.mx/sensor-iat-chevrolet-aveo-l4-16l-0408-walker/up/MLMU458774526#polycard_client=search-desktop&be_origin=backend&search_layout=stack&position=2&type=product&tracking_id=135d9075-5d05-4822-a0a1-439193a7e187&wid=MLM1412303814&sid=search

[111] "Sensor Temperatura (ect) Aveo 1.6 2013 2014 2015 2016 | Envío gratis." Accessed: May 19, 2026. [Online]. Available: https://www.mercadolibre.com.mx/sensor-temperatura-ect-aveo-16-2013-2014-2015-2016/up/MLMU3014416380

[112] V. A. W. . Hillier, Peter. Coombes, and D. R. . Rogers, "Hillier's fundamentals of motor vehicle technology. bk. 2, Powertrain electronics," p. 246, 2006.

[113] "Sensor Tps Aveo 1.6 2008 2009 2010 2011 2012 2013 2014 2015 | MercadoLibre." Accessed: May 19, 2026. [Online]. Available: https://www.mercadolibre.com.mx/sensor-tps-aveo-16-2008-2009-2010-2011-2012-2013-2014-2015/up/MLMU819682040

[114] "Sistemas de Inyección de Gasolina | PDF | Inyección de combustible | Bomba." Accessed: May 19, 2026. [Online]. Available: https://es.scribd.com/document/621434594/Tema-3-Sistemas-de-Inyeccion-de-Gasolina

[115] "INYECTOR CHEVROLET AVEO EMOTION 1.4 1.6 Código: 96487553 - IMPORTSENSOR ECUADOR." Accessed: May 19, 2026. [Online]. Available: https://importsensorecuador.com/producto/inyector-chevrolet-aveo-emotion-1-4-1-6-codigo-96487553/

[116] "NATIONAL INSTRUMENTS NI USB-6008 USER MANUAL AND SPECIFICATIONS Pdf Download | ManualsLib." Accessed: May 19, 2026. [Online]. Available: https://www.manualslib.com/manual/2356595/National-Instruments-Ni-Usb-6008.html

[117] "national-instruments-ni-usb-6008-i-o-systems.jpg (560×560)." Accessed: May 19, 2026. [Online]. Available: https://static-data2.manualslib.com/product-images/e4b/2356595/national-instruments-ni-usb-6008-i-o-systems.jpg

[118] "USB-6008/6009 User Manual - NI." Accessed: May 19, 2026. [Online]. Available: https://www.ni.com/docs/en-US/bundle/usb-6008-6009-feature/page/user-manual-welcome.html

[119] T. Jeffrey and K. Jim, "LabVIEW™™ for Everyone: Graphical Programming Made Easy and Fun (3rd Edition) (National Instruments Virtual Instrumentation Series)," *Review of Scientific Instruments*, vol. 79, pp. 1–1032, 2006, Accessed: May 19, 2026. [Online]. Available: http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/21133479

[120] "LabVIEW™™ Logo in vector format (SVG)." Accessed: May 19, 2026. [Online]. Available: https://logodix.com/vector-downloaded/1983488

[121] "MATLAB®. Documentation." Accessed: May 19, 2026. [Online]. Available: https://la.mathworks.com/help/MATLAB®. /index.html

[122] "MATLAB®. logo transparent PNG - StickPNG." Accessed: May 19, 2026. [Online]. Available: https://www.stickpng.com/img/icons-logos-emojis/iconic-brands/MATLAB®. -logo

[123] "Anuario 2006 | AEADE - Asociación de Empresas Automotrices del Ecuador." Accessed: Sep. 24, 2025. [Online]. Available: https://www.aeade.net/sdm_downloads/anuario-2006-2/

[124] "Anuario 2007 | AEADE - Asociación de Empresas Automotrices del Ecuador." Accessed: Oct. 12, 2025. [Online]. Available: https://www.aeade.net/sdm_downloads/anuario-2007-2/

[125] "Anuario 2008 | AEADE - Asociación de Empresas Automotrices del Ecuador." Accessed: Oct. 12, 2025. [Online]. Available: https://www.aeade.net/sdm_downloads/anuario-2008-2-2/

[126] "Anuario 2010 | AEADE - Asociación de Empresas Automotrices del Ecuador." Accessed: Oct. 12, 2025. [Online]. Available: https://www.aeade.net/sdm_downloads/anuario-2010-2-2/

[127] "Anuario 2015 | AEADE - Asociación de Empresas Automotrices del Ecuador." Accessed: Sep. 24, 2025. [Online]. Available: https://www.aeade.net/sdm_downloads/anuario-2015/

[128] "Anuario Aeade 2017 | AEADE - Asociación de Empresas Automotrices del Ecuador." Accessed: Oct. 12, 2025. [Online]. Available: https://www.aeade.net/sdm_downloads/anuario-aeade-2017/

[129] "Qué es la adquisición de datos (DAQ)? imc Test & Measurement GmbH." Accessed: Oct. 27, 2025. [Online]. Available: https://www.imc-tm.es/blog/que-es-la-adquisicion-de-datos-daq

[130] "USB-6008 Specifications - NI." Accessed: Oct. 27, 2025. [Online]. Available: https://www.ni.com/docs/en-US/bundle/usb-6008-specs/page/specs.html

[131] "¿Qué es NI LabVIEW™™? Programación gráfica para pruebas y medidas - NI." Accessed: Oct. 27, 2025. [Online]. Available: https://www.ni.com/es/shop/LabVIEW™™.html?srsltid=AfmBOop_4TxprOdcItex2-UvQ2lbx0KFHzcqqmOOWAou_IsazVlMiIY9

[132] "AccuracyMetric - Deep learning accuracy metric - MATLAB®. ." Accessed: May 18, 2026. [Online]. Available: https://la.mathworks.com/help/deeplearning/ref/deep.metric.accuracymetric.html

[133] "How is Validation and Test cost calculated in Classification Learner app? - MATLAB®. Answers - MATLAB®. Central." Accessed: May 18, 2026. [Online]. Available: https://la.mathworks.com/MATLAB®. central/answers/2013752-how-is-validation-and-test-cost-calculated-in-classification-learner-app

[134] "risk.validation.bayesianErrorRate - Compute Bayesian error rate - MATLAB®. ." Accessed: May 18, 2026. [Online]. Available: https://la.mathworks.com/help/risk/risk.validation.bayesianerrorrate.html

[135] O. Awodele and O. Jegede, "Neural Networks and Its Application in Engineering," *Proceedings of the 2009 InSITE Conference*, 2009, doi: 10.28945/3317.

[136] N. A. Khan, O. Ibrahim Khalaf, C. Andrés Tavera Romero, M. Sulaiman, and M. A. Bakar, "Application of Intelligent Paradigm through Neural Networks for NumErickal Solution of Multiorder Fractional Differential Equations," *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2022, 2022, doi: 10.1155/2022/2710576.

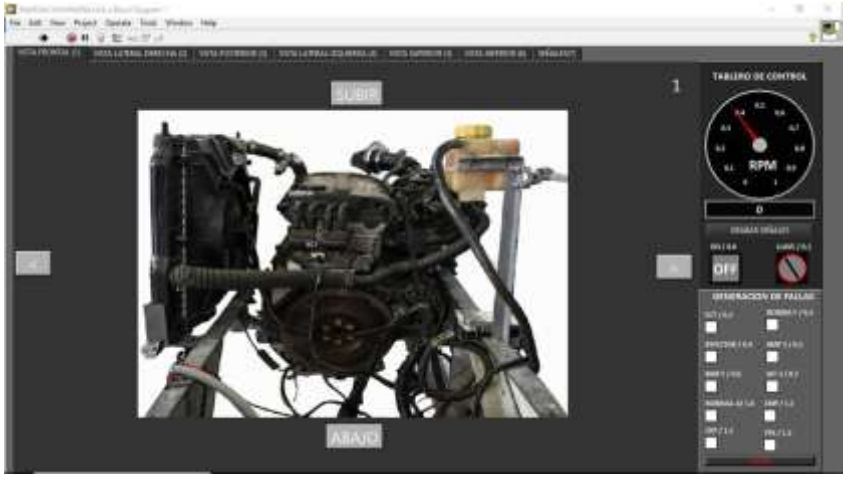
[137] "Evaluar un ajuste de curva - MATLAB®. & Simulink." Accessed: May 18, 2026. [Online]. Available: https://la.mathworks.com/help/curvefit/evaluate-a-curve-fit.html

[138] "rmse - Root mean squared error between arrays - MATLAB®. ." Accessed: May 18, 2026. [Online]. Available: https://la.mathworks.com/help/MATLAB®. /ref/rmse.html

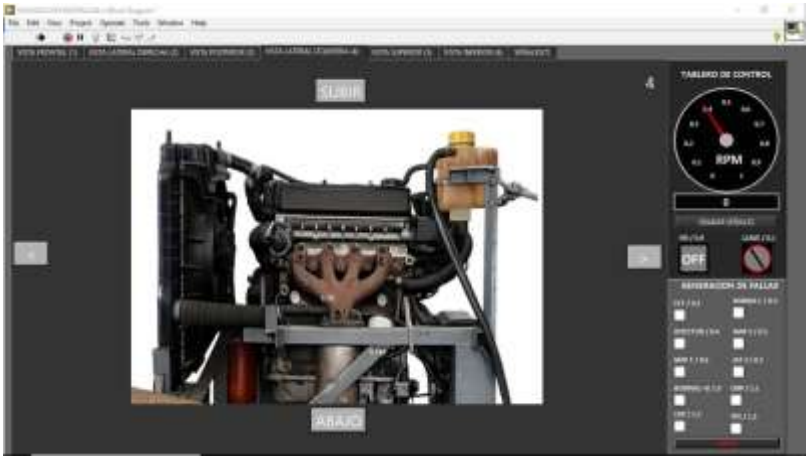
[139] "mae - Función de rendimiento con media de errores absolutos - MATLAB®. ." Accessed: May 18, 2026. [Online]. Available: https://la.mathworks.com/help/deeplearning/ref/mae.html

[140] "mape - Mean absolute percentage error between arrays - MATLAB®. ." Accessed: May 18, 2026. [Online]. Available: https://la.mathworks.com/help/MATLAB®. /ref/mape.html

Anexos


SUBIR
1
TABLERO DE CONTROL
RPM
OFF
ABAJO


SUBIR
2
TABLERO DE CONTROL
RPM
OFF
ABAJO


SUBIR
4
TABLERO DE CONTROL
RPM
OFF
ABAJO

