



# POSGRADOS

## MAESTRÍA EN INGENIERÍA AUTOMOTRIZ CON MENCIÓN EN NEGOCIOS AUTOMOTRICES

RPC-SO-36-NO.825-2021

OPCIÓN DE TITULACIÓN:

ARTÍCULOS PROFESIONALES DE ALTO NIVEL

TEMA:

ANÁLISIS DE LA INFLUENCIA DEL ESTILO DE  
CONDUCCIÓN EN EL CONSUMO ENERGÉTICO  
DE UN VEHÍCULO ELÉCTRICO MEDIANTE EL  
ESTUDIO DE SEÑALES PID ´S

AUTORES:

DAVID RAMCES IDROVO PULLA  
JEYSON FABIÁN NARVÁEZ CALLE

DIRECTOR:

NÉSTOR DIEGO RIVERA CAMPOVERDE

CUENCA – ECUADOR  
2023

---

**Autores:**



**David Ramces Idrovo Pulla**

Ingeniero Mecánico Automotriz.

Candidato a Magíster en Ingeniería Automotriz con mención en Negocios Automotrices por la Universidad Politécnica Salesiana – Sede Cuenca.

didrovop@est.ups.edu.ec



**Jeyson Fabián Narváez Calle**

Ingeniero Mecánico Automotriz.

Candidato a Magíster en Ingeniería Automotriz con mención en Negocios Automotrices por la Universidad Politécnica Salesiana – Sede Cuenca.

jnarvaezc7@est.ups.edu.ec

**Dirigido por:**



**Néstor Diego Rivera Campoverde**

Ingeniero Mecánico Automotriz.

Magister en Sistemas Automotrices.

nrivera@ups.edu.ec

Todos los derechos reservados.

Queda prohibida, salvo excepción prevista en la Ley, cualquier forma de reproducción, distribución, comunicación pública y transformación de esta obra para fines comerciales, sin contar con autorización de los titulares de propiedad intelectual. La infracción de los derechos mencionados puede ser constitutiva de delito contra la propiedad intelectual. Se permite la libre difusión de este texto con fines académicos investigativos por cualquier medio, con la debida notificación a los autores.

DERECHOS RESERVADOS

2023 © Universidad Politécnica Salesiana.

CUENCA – ECUADOR – SUDAMÉRICA

DAVID RAMCES IDROVO PULLA

JEYSON FABIÁN NARVÁEZ CALLE

Análisis de la influencia del estilo de conducción en el consumo energético de un vehículo eléctrico mediante el estudio de señales PID's

---

## ***DEDICATORIA***

### **David.**

Este proyecto le dedico a mis hijos Rafael Idrovo y Danna Idrovo por ser mi mayor inspiración para seguir adelante.

A Estefanía Berrezueta gracias por el apoyo incondicional que he tenido en todo este trayecto y por estar siempre ahí en todos los momentos difíciles.

A mis mamitas Clara Pulla y Mercedes Arpi quienes han sido mis pilares por darme siempre el apoyo para no darme por vencido y motivarme, apoyarme siempre en los estudios.

### **Jeyson.**

Dedico este trabajo con amor y cariño a mi hijo Nicolas Narvaez por ser la inspiración de seguir adelante cada día.

A mis padres Ramiro Narvaez y Inés Calle que fueron el pilar fundamental para desarrollar este proyecto de vida además de mi hermosa familia mis abuelos mi hermana su esposo y mis bellos sobrinos.

---

## ***AGRADECIMIENTO***

### **David.**

Agradezco a Dios por las grandes bendiciones y brindarme la sabiduría para poder culminar una meta más en mi vida y todas las metas que me ha permitido cumplir.

Agradecimiento al Ing. Néstor Rivera por compartir sus conocimientos y consejos.

Agradezco a mi familia, por el gran apoyo brindado por ser los pilares fundamentales para seguir adelante y jamás darnos por vencido.

### **Jeyson.**

En primer lugar, deseo expresar mi agradecimiento a Dios, por la oportunidad y de las metas que permite llegar día a día.

Gracias a mi familia, a mis padres y mi hermana, porque con ellos son el pilar fundamental que son el aliento para seguir adelante.

---

# TABLA DE CONTENIDO

---

I.	INTRODUCCION .....	8
II.	METODOS Y MATERIALES .....	9
	<i>A. Revisión de literatura.....</i>	9
	<i>Fig. 1. Metodología.....</i>	9
	<i>B. Adquisición de datos en ruta .....</i>	9
	<i>Tabla 1. Variables adquiridas en ruta.....</i>	10
	<i>C. Ruta de prueba.....</i>	10
	<i>Tabla 2. Características Kia Soul EV 2017.....</i>	10
	<i>Fig. 2. Ruta.....</i>	10
	<i>D. Dinámica longitudinal del automóvil.....</i>	10
	<i>Fig. 3. Fuerzas que intervienen en el avance del vehículo.....</i>	10
III.	RESULTADOS Y DISCUSION .....	11
	<i>A. Cálculo del consumo energético.....</i>	11
	<i>Fig. 4. Consumo energético en ruta.....</i>	11
	<i>Tabla. 3. Consumo energético por zonas.....</i>	11
	<i>B. Análisis de la aceleración con respecto a los modos de conducción en la</i> <i>ruta.....</i>	12
	<i>Fig. 5. Densidad unitaria en función de la aceleración.....</i>	12
	<i>C. Predictores más importantes en el estudio a partir de árboles de decisión</i> <i>(RandomForest).....</i>	12
	<i>Fig. 6. Random Forest.....</i>	12
	<i>D. Entrenamiento y validación de la Red Neuronal a partir de los</i> <i>predictores.....</i>	12
	<i>Tabla. 4. Entrenamiento de la red neuronal (ANN) .....</i>	13
	<i>Fig.7. Red Neuronal.....</i>	13
	<i>Fig.8. Validación del modelo mediante ANN.....</i>	13
IV.	CONCLUSIONES .....	13
V.	REFERENCIAS .....	14

---

# ANÁLISIS DE LA INFLUENCIA DEL ESTILO DE CONDUCCIÓN EN EL CONSUMO ENERGÉTICO DE UN VEHÍCULO ELÉCTRICO MEDIANTE EL ESTUDIO DE SEÑALES PID'S

AUTORES:

DAVID RAMCES IDROVO PULLA

JEYSON FABIÁN NARVAEZ  
CALLE

---

# ANÁLISIS DE LA INFLUENCIA DEL ESTILO DE CONDUCCIÓN EN EL CONSUMO ENERGÉTICO DE UN VEHÍCULO ELÉCTRICO MEDIANTE EL ESTUDIO DE SEÑALES PID'S

1<sup>st</sup> Nestor D. Rivera

2<sup>nd</sup> David R. Idrovo

3<sup>rd</sup> Jeyson F. Narvaez

*Departamento de Ingeniería Automotriz  
Universidad Politécnica Salesiana'*

*Departamento de Posgrado  
Universidad Politécnica Salesiana'*

*Departamento de Posgrado  
Universidad Politécnica Salesiana'*

Cuenca, Ecuador [nrivera@ups.edu.ec](mailto:nrivera@ups.edu.ec)

Cuenca, Ecuador [didrovop@ups.edu.ec](mailto:didrovop@ups.edu.ec)

Cuenca, Ecuador [jnarvaezc7@ups.edu.ec](mailto:jnarvaezc7@ups.edu.ec)

*Abstract*— This research analyzes the influence of driving style on the energy consumption of a Kia Soul electric vehicle by studying the PID's signals in the city of Cuenca-Ecuador. This investigation describes an real drive emissions (RDE) cycle characterized by driving the vehicle in urban, rural, and highway segments, observing that acceleration is a variable that is directly related to EV energy consumption. This is evident in highway areas where the permissible speed limits are higher than the urban areas, where vehicle demands a higher energy consumption. As a consequence, an increase of 31.14% of the highway consumption can be verified if it's compared to the urban area. The unit density identifies the type of driving (conservative, normal, and aggressive) on the road employing the acceleration profiles and their distribution range. With Machine Learning architecture implementation, it is possible to estimate the most important variables such as

accelerator pedal sensor (APS), vehicle speed sensor (VSS), and acceleration concerning the state of charge (SOC), after applying an artificial neural network (ANN) to the model. This reached a prediction with a determination factor of 0.9866 compared to the actual range of the vehicle.

*Index Terms*— VE, OBD, Random Forest, ANN, SOC, RDE.

## I. INTRODUCCIÓN

El cambio climático es una consecuencia de la industrialización, el aumento global en la población y la necesidad creciente de quemar combustibles fósiles conlleva a una reducción de la calidad del aire [1]. Con la implementación de políticas medio ambientales para reducir las emisiones de carbono provenientes de los vehículos de combustión interna se han incorporado el uso de vehículos impulsados por fuentes

eléctricas [2]. Los vehículos eléctricos (VE) han acrecentado su posicionamiento en el mercado automotriz en los últimos años debido a mejoras en factores como la producción, comercialización e innovación como respuesta a las necesidades actuales que necesitan de movilidad inteligente y compartida [3]. El desarrollo tecnológico en los VE permite competitividad si es comparada con respecto a vehículos a combustión con relación a costos [4]. Para determinar la eficiencia y la autonomía de los VE energía en distintas condiciones de tráfico se implementan ciclos de emisiones en conducción real [5] basados en un perfil de velocidad, potencia y tiempo el cual describe patrones de conducción habituales en una ciudad en condiciones reales [6]. Los datos obtenidos en ruta son adquiridos a mediante el bus CAN a partir del conector OBD II [7]. El modelo de estimación del consumo de energía para vehículos eléctricos permite identificar la autonomía de un VE al aplicar la dinámica del automóvil [8]. Los modos de conducción, como ecológico, normal y deportivo, describen cómo el consumo energético de un vehículo eléctrico varía en función de las maniobras realizadas por el conductor. Estos modos de conducción caracterizan el comportamiento del consumo energético del VE [9].

La aplicación de modelos de Machine Learning permite determinar con alta precisión la potencia en vehículos eléctricos utilizando datos de entrada, entrenamiento y una arquitectura de modelo adecuada. Esto resulta en valores de predicción que se acercan mucho a los valores reales. [10].

## II. MÉTODOS Y MATERIALES

### A. Revisión de literatura

Las señales de los sensores que se obtienen a través del puerto de diagnóstico a bordo (OBD II) en el VE indican variables como el estado de carga, voltaje y corriente de la batería [11], además de la velocidad y la geolocalización de la ruta [12]. [13] expone una metodología en cual describe el comportamiento de los datos obtenidos por OBD II mediante técnicas de aprendizaje automático en condiciones reales de conducción. Diversos factores influyen sobre el consumo energético del automóvil en lo que incluye el estilo de conducción, estado de la vía y el tráfico [14]. Los autores [15] presentan un modelo de Machine Learning capaz de identificar los modos de conducción mediante de las señales de los parámetros de identificación (PID's) de un vehículo en base al rendimiento del motor. En [16] se realiza un enfoque hacia la evaluación del rendimiento de los VE a partir de ciclos de conducción en donde clasifica diferentes fragmentos cinemáticos para estimar patrones de conducción y pronosticar la autonomía del vehículo. En [17] se investigan los parámetros de conducción que influyen en el consumo del vehículo. Para recopilar los datos, se utiliza el sistema de posicionamiento global (GPS) y se analizan los patrones de conducción a través de segmentos de los perfiles registrados. [18] determina los principales parámetros como la velocidad, aceleración y desaceleración además del uso de los sistemas auxiliares generan un impacto significativo sobre el consumo energético del vehículo.

Esta investigación propone un análisis de la influencia del estilo de conducción sobre el consumo energético mediante las señales PID'S de un vehículo eléctrico Kia Soul en la ciudad de Cuenca-Ecuador a través del análisis de un ciclo de conducción en condiciones



reales. A continuación, se presenta la metodología desarrollada en el estudio.

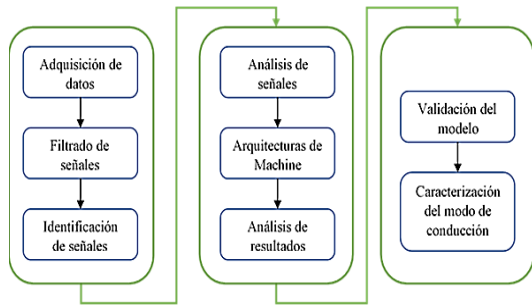


Fig.1. Metodología

### B. Adquisición de datos en ruta

Las variables del vehículo se obtuvieron mediante el uso de un data logger Freematics ONE+ el cual incluye información GPS con una frecuencia de muestreo de 15,15 Hz, los datos obtenidos en ruta se almacenan en una tarjeta micro-SD. En la Tabla. 1 se encuentran las variables adquiridas durante la fase experimental.

Tabla. 1. Variables adquiridas en ruta

Variables	Nomenclatura	Unidades	Rango
Velocidad	VSS	km/h	0-117
Velocidad del motor	RPM	rpm	0 - 8000
Sensor del Pedal Acelerador	APS	%	0 - 100
Estado de carga de la batería	SOC	%	0 - 100
Corriente de la batería	A	Amperios	-166.1 - 269.8
Voltaje de la batería	V	Volts	314.5 - 385

### C. Ruta de prueba

El estudio se llevó a cabo en la ciudad de Cuenca, Ecuador, utilizando un vehículo tipo SUV eléctrico Kia Soul del año 2017. A continuación, se detallan en la tabla las características más relevantes del vehículo.

Tabla. 2. Características Kia Soul EV 2017

Características	Valor
Motor eléctrico	81.4 kW/110 Cv
Par motor	285 Nm (0-2780 rpm)
Batería	Polímero de litio 27kWh
Masa	1565 kg

Para el apartado experimental se utiliza el ciclo de emisiones reales correspondiente a la norma EURO 6 que establece una conducción en zonas: urbano, rural y autopista. En la Fig. 2 se presenta el recorrido realizado a través de 49.82 km de carretera observándose el vector de velocidades en un mapa donde se identifica el trazado de la ruta a través de las coordenadas de latitud y longitud adquiridas por GPS.

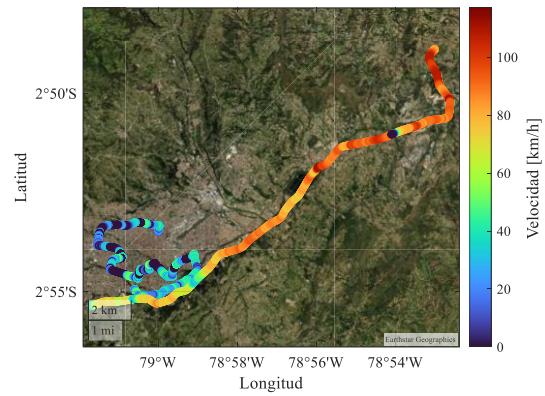


Fig. 2. Ruta

### D. Dinámica longitudinal del automóvil

El vehículo se encuentra expuesto a diversas fuerzas que debe vencer para poder desplazarse. La fuerza tractora  $F_T$  depende directamente de la resistencia aerodinámica  $R_d$ , la resistencia a la rodadura  $R_x$ , la resistencia a la pendiente

$R_g$  y la fuerza a la inercia  $F_i$  como se muestra en la siguiente Fig. 3

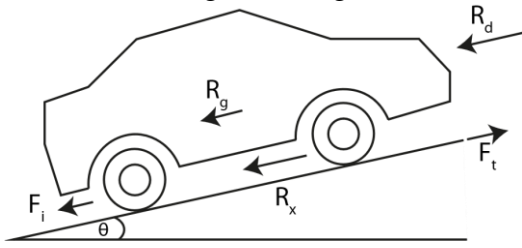


Fig. 3. Fuerzas que intervienen en el avance del vehículo.

El cálculo de la potencia instantánea en VE se determina por medio de la velocidad, aceleración y el grado de la carretera mediante la fuerza tractora influenciada por las fuerzas opositoras al movimiento.

$$ma_x = F_T - F_{res} - R_g - F_{brk} \quad (1)$$

Con la velocidad obtenida por medio del GPS en la ruta se calcula la aceleración longitudinal [19] a través de:

$$a_x i = \frac{V_{GPS\ i+1} - V_{GPS\ i}}{t_{i+1} - t_i} \quad (2)$$

La resistencia a la rodadura  $R_x$  se determina a través de los coeficientes: dinámico  $f_0 = 0.01$  y estático  $f = 0.015$ , y la velocidad  $V$  como se presenta en la ecuación.

$$R_x = f + f_0 \left( \frac{V}{100} \right)^{2.5} \quad (3)$$

La resistencia aerodinámica viene dada por la densidad del aire, y la forma estructural del vehículo como el coeficiente aerodinámico, área frontal del vehículo.

Tabla. 3. Parámetros de la resistencia aerodinámica

Parámetros	Nomenclatura	Valor
coeficiente aerodinámico	$C_x$	0.33
área frontal del vehículo	$A_f$	$2.05\ m^2$

Además, se utiliza el GPS del automóvil para medir su velocidad, lo que permite obtener la resistencia a la pendiente  $F_{res}$ .

$$F_{res} = mg \cdot R_x + \frac{1}{2} \rho C_x A_f V_{GPS\ i}^2 \quad (4)$$

La resistencia a la pendiente se calcula con la altitud obtenida a través del GPS en función del ascenso durante la ruta.

$$R_g = mg \cdot \sin \left( \frac{Alt_{i+1} - Alt_i}{S_{i+1} - S_i} \right) \quad (5)$$

La fuerza de frenado  $F_{brk}$  se aplica cuando la fuerza tractora  $F_T$  es equivalente a cero, ya que el freno y el acelerador no pueden estar activados simultáneamente. Tanto la resistencia aerodinámica como la fuerza de rodadura no pueden ser negativas, ya que dependen directamente de la velocidad. Por otro lado, la fuerza tractora  $F_T$  es negativa cuando se ascienden pendientes o durante el frenado. [19]

$$F_T - F_{brk} = ma_x + F_{res} + R_g \quad (6)$$

La potencia requerida para vencer las fuerzas opositoras del movimiento en el vehículo viene dada por la fuerza de resistencia total al movimiento en función de la velocidad.

$$P_{rueda} = F_x \cdot V [kW] \quad (7)$$

Donde:

$$F_x = \text{Fuerza opositora al movimiento [N]}$$

$$V = \text{Velocidad [m/s]}$$

### III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

#### A. Cálculo del consumo energético

El consumo de energía se puede calcular al relacionar la potencia ( $P$ ) y la energía

durante el tiempo de operación ( $t$ ) [20] por medio de la siguiente ecuación:

$$E = P t \text{ [kWh]} \quad (8)$$

Dado que el consumo de la energía en el VE depende directamente del estado de carga de la batería (SOC) se analiza esta variable durante el recorrido en relación a la zona en la que circula. En la Fig. 4 se muestra el consumo de energía durante los tramos en zonas urbanas, rurales y de autopista. Se puede observar que los picos de mayor consumo energético se presentan en la autopista debido a la dependencia del acelerador y al uso de una conducción agresiva durante ese tramo. Dando como resultado, que tiende a disminuir progresivamente.

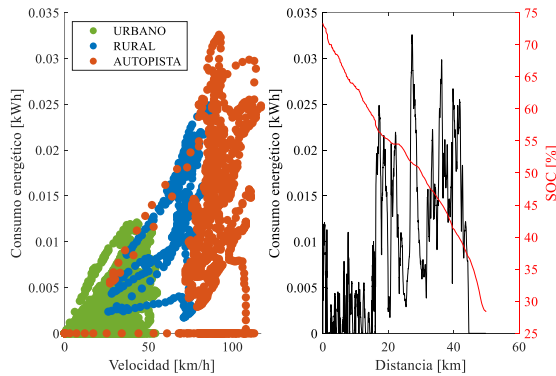


Figura.4 Consumo energético en ruta

El consumo energético instantáneo obtenido en la ruta es de 23.11 KWh, en la Tabla. 4 se presenta los consumos obtenidos durante el circuito.

Tabla. 4. Consumo energético por zonas

Zona	Consumo energético [KWh]	Porcent aje [%]	Velocidad media [km/h]
Urbano	5.04	21.80	22.07
Rural	5.84	25.27	67.14
Autopi sta	12.23	52.94	87.67

En base a la metodología (CPEM) de modelo integral de consumo de energía VE basado en energía se determina el consumo de energía total ( $EC$ ) fundamentado en la potencia del motor

$P_{Electrica\ motor}$  obtenida a través de la dinámica del automóvil y la distancia  $d$  recorrida en la ruta [21].

$$EC = \frac{1}{3600000} \cdot \frac{1}{d} \cdot \sum_{i=1}^t P_{Electrica\ motor} \quad (9)$$

El resultado del consumo de energía por distancia recorrida es 138.8756 (Wh/km).

### B. Análisis de la aceleración con respecto a los modos de conducción en la ruta

En la Fig. 5 se muestra los perfiles de aceleración para cada uno de los modos de conducción por medio de la frecuencia normalizada de la actividad dentro de cada intervalo de aceleración [24]. El modo conservador presenta un perfil con alta densidad en aceleraciones bajas con un rango reducido de variación mientras que un modo agresivo se caracteriza por su amplio rango de aceleración y baja densidad en regiones de alta aceleración/desaceleración durante la ruta como resultado de un alto grado de frenado.

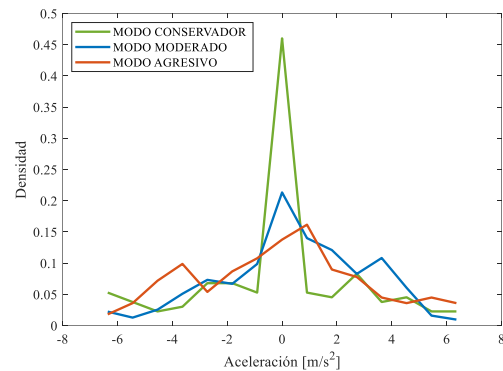


Fig. 5. Densidad unitaria en función de la aceleración

### C. Predictores importantes en estudio con Random Forest

Para estimar el comportamiento del SOC se aplica un algoritmo de Random Forest el cual identifica las variables con mayor influencia con respecto a la autonomía del vehículo, sensores como el sensor del pedal del acelerador (APS), velocidad del vehículo (VSS), aceleración ( $A_x$ ) y

potencia tienen una gran influencia en el consumo energético durante el recorrido. El objetivo del algoritmo es encontrar la relación entre estas variables de entrada y las variables de salida, obteniendo un coeficiente de determinación de 0.9265.

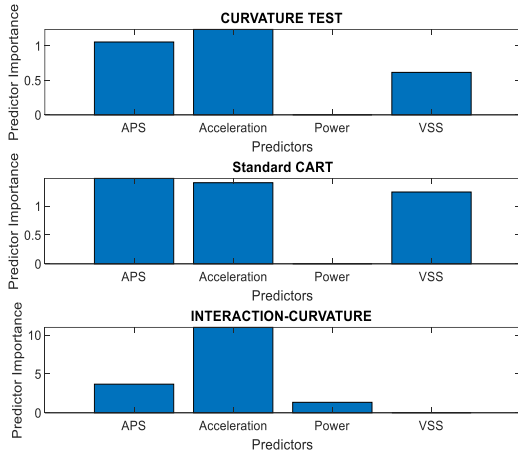


Fig. 6. Random Forest

#### D. Entrenamiento y validación de la Red Neuronal a partir de los predictores

Para estimar el comportamiento de la autonomía del vehículo a partir las variables más influyentes en el estudio obtenidos por medio de los predictores se utiliza un modelo de redes neuronales (ANN), en donde a la entrada del modelo son las variables APS, Ax y VSS mientras que a la salida es el parámetro SOC, la predicción del modelo presenta una alta fiabilidad de la ANN alcanzado un índice global de 0.9866 como se muestra en la Fig. 7

Tabla. 4. Entrenamiento de la red neuronal (ANN)

	Observaciones	División de datos (%)	R
<b>Entrenamiento</b>	2884	70	0.9869
<b>Validación</b>	618	15	0.9874
<b>Prueba</b>	618	15	0.9840

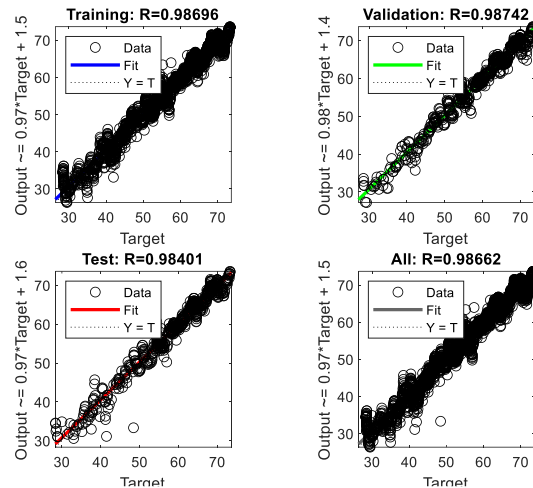


Fig.7. Red Neuronal

Con el modelo generado se simula el comportamiento de la autonomía del VE mediante el SOC. En la Fig. 8 se muestra la comparación entre el SOC real y el SOC simulado por el ANN en función de la distancia. Se observa una tendencia general de las variables de entrada con la variable de respuesta. El SOC simulado presenta pequeñas fluctuaciones en relación al SOC real debido a cambios bruscos y repentinos en las condiciones de conducción, causados por variables como la velocidad, aceleración y régimen de giro del motor.

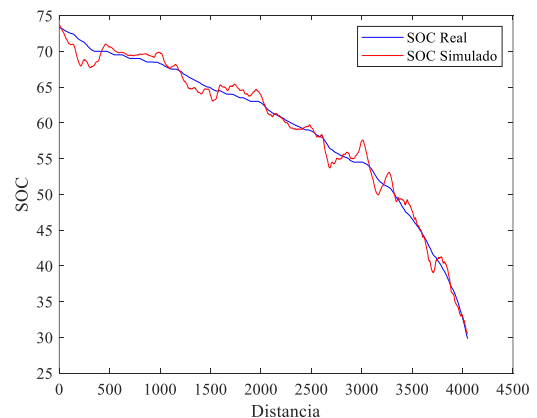


Fig.8. Validación del modelo mediante ANN

La diferencia entre el SOC real frente al SOC simulado se determina a través del error cuadrático medio (MSE) con la finalidad de calcular la precisión de la simulación a través de la ecuación.

$$MSE = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (10)$$

El modelo presenta un MSE de 1.3684 % el cual indica que variabilidad entre los valores observados frente a los predichos son relativamente bajos, demostrando una precisión fuerte entre el modelo simulado frente al real.

#### IV. CONCLUSIONES

En el presente proyecto de investigación se analizó la influencia del estilo de conducción sobre el consumo energético mediante el estudio de las señales PID'S de un vehículo eléctrico Kia Soul, en donde el modo de conducción se ve reflejado por el consumo energético del VE. Además, parámetros como la aceleración muestran directa proporcionalidad en el consumo energético tal es el caso de una conducción en autopista en donde se requirió de un incremento del 31.14% si es comparada con una conducción urbana. A través del perfil de aceleración se puede identificar el tipo de conducción evaluado en la ruta. Si se presenta una mayor densidad en bajas de aceleración, el rango será reducido y se tendrá una conducción más conservadora. Por otro lado, si el rango de aceleración es alto, la densidad será baja y se tendrá una conducción más agresiva. Utilizando arquitecturas de Machine Learning, se estiman las variables más influyentes en el estudio con respecto al SOC, las cuales son el APS, VSS y aceleración. Al aplicar un ANN al modelo, se obtiene una predicción del SOC con un coeficiente de determinación de 0.9866 en comparación con la autonomía real del vehículo.

#### V. REFERENCIAS

[1] J. H. Wee, "Contribution of fuel cell systems to CO2 emission reduction in their application fields," *Renewable and*

- Sustainable Energy Reviews*, vol. 14, no. 2, pp. 735–744, Feb. 2010, doi: 10.1016/J.RSER.2009.10.013.
- [2] Z. Li, A. Khajepour, and J. Song, "A comprehensive review of the key technologies for pure electric vehicles," *Energy*, vol. 182, pp. 824–839, Sep. 2019, doi: 10.1016/J.ENERGY.2019.06.077.
- [3] J. A. Sanguesa, V. Torres-Sanz, P. Garrido, F. J. Martinez, and J. M. Marquez-Barja, "A Review on Electric Vehicles: Technologies and Challenges," *Smart Cities 2021, Vol. 4, Pages 372-404*, vol. 4, no. 1, pp. 372–404, Mar. 2021, doi: 10.3390/SMARTCITIES4010022.
- [4] H. Kameda and N. Mukai, "Optimization of charging station placement by using taxi probe data for on-demand electrical bus system," *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, vol. 6883 LNAI, no. PART 3, pp. 606–615, 2011, doi: 10.1007/978-3-642-23854-3\_64/COVER.
- [5] J. Pielecha, K. Skobiej, and K. Kurtyka, "Exhaust Emissions and Energy Consumption Analysis of Conventional, Hybrid, and Electric Vehicles in Real Driving Cycles," *Energies 2020, Vol. 13, Page 6423*, vol. 13, no. 23, p. 6423, Dec. 2020, doi: 10.3390/EN13236423.
- [6] S. K. Rechkemmer, X. Zang, W. Zhang, and O. Sawodny, "Lifetime optimized charging strategy of Li-ion cells based on daily driving cycle of electric two-wheelers," *Appl Energy*, vol. 251, p. 113415, Oct. 2019, doi: 10.1016/J.APENERGY.2019.113415.
- [7] K. Khorsravania, M. K. Hassan, R. Z. A. Rahman, and S. A. R. Al-Haddad, "Integrated OBD-II and mobile application for electric vehicle (EV) monitoring system," *Proceedings - 2017 IEEE 2nd International Conference on Automatic Control and Intelligent Systems, I2CACIS 2017*, vol. 2017-December, pp. 202–206, Dec. 2017, doi: 10.1109/I2CACIS.2017.8239058.
- [8] X. Wu, D. Freese, A. Cabrera, and W. A. Kitch, "Electric vehicles' energy consumption measurement and estimation," *Transp Res D Transp Environ*, vol. 34, pp. 52–67, Jan. 2015, doi: 10.1016/J.TRD.2014.10.007.
- [9] L. De Novellis, A. Sornioti, and P. Gruber, "Driving modes for designing the cornering response of fully electric vehicles with multiple motors," *Mech Syst Signal Process*,



- vol. 64–65, pp. 1–15, Dec. 2015, doi: 10.1016/J.YMSSP.2015.03.024.
- [10] S. Rhode, S. Van Vaerenbergh, and M. Pfriem, “Power prediction for electric vehicles using online machine learning,” *Eng Appl Artif Intell*, vol. 87, Jan. 2020, doi: 10.1016/j.engappai.2019.103278.
- [11] C. M. Tseng, W. Zhou, M. Al Hashmi, C. K. Chau, S. G. Song, and E. Wilhelm, “Data extraction from electric vehicles through OBD and application of carbon footprint evaluation,” *Proceedings of the Workshop on Electric Vehicle Systems, Data, and Applications, EV-SYS 2016*, Jun. 2016, doi: 10.1145/2939953.2939954.
- [12] S. Kocsis Szürke, G. Sütthö, A. Apagyi, I. Lakatos, and S. Fischer, “Cell Fault Identification and Localization Procedure for Lithium-Ion Battery System of Electric Vehicles Based on Real Measurement Data,” *Algorithms 2022, Vol. 15, Page 467*, vol. 15, no. 12, p. 467, Dec. 2022, doi: 10.3390/A15120467.
- [13] N. D. Rivera-Campoverde, J. L. Muñoz-Sanz, and B. D. V. Arenas-Ramírez, “Estimation of Pollutant Emissions in Real Driving Conditions Based on Data from OBD and Machine Learning,” *Sensors 2021, Vol. 21, Page 6344*, vol. 21, no. 19, p. 6344, Sep. 2021, doi: 10.3390/S21196344.
- [14] Jeffrey R. Belt, “Battery Test Manual For Plug-In Hybrid Electric Vehicles,” Dec. 2010, doi: 10.2172/1010675.
- [15] J. J. Molina Campoverde, “Driving Mode Estimation Model Based in Machine Learning Through PID’s Signals Analysis Obtained From OBD II,” *Communications in Computer and Information Science*, vol. 1194 CCIS, pp. 80–91, 2020, doi: 10.1007/978-3-030-42520-3\_7/COVER.
- [16] F. Chen *et al.*, “A Novel Method of Developing Driving Cycle for Electric Vehicles to Evaluate the Private Driving Habits,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 46476–46486, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3049411.
- [17] A. Braun and W. Rid, “The influence of driving patterns on energy consumption in electric car driving and the role of regenerative braking,” *Transportation Research Procedia*, vol. 22, pp. 174–182, Jan. 2017, doi: 10.1016/J.TRPRO.2017.03.024.
- [18] F. Badin *et al.*, “Evaluation of EVs energy consumption influencing factors, driving conditions, auxiliaries use, driver’s aggressiveness,” *2013 World Electric Vehicle Symposium and Exhibition, EVS 2014*, Oct. 2014, doi: 10.1109/EVS.2013.6914723.
- [19] N. Rivera Campoverde, J. Muñoz Sanz, and B. Arenas Ramírez, “Modelo de bajo costo para la estimación de emisiones contaminantes basado en GPS y aprendizaje automático,” Jan. 2022, doi: 10.5944/BICIM2022.179.
- [20] R. Zhang and E. Yao, “Electric vehicles’ energy consumption estimation with real driving condition data,” *Transp Res D Transp Environ*, vol. 41, pp. 177–187, Dec. 2015, doi: 10.1016/J.TRD.2015.10.010.
- [21] C. Fiori, K. Ahn, and H. A. Rakha, “Power-based electric vehicle energy consumption model: Model development and validation,” *Appl Energy*, vol. 168, pp. 257–268, Apr. 2016, doi: 10.1016/J.APENERGY.2016.01.097.
- [22] <https://ieeexplore.ieee.org/document/9067208>
- [23] <https://www.mdpi.com/2079-9292/10/10/1199>
- [24] C. Bingham, C. Walsh, and S. Carroll, “Impact of driving characteristics on electric vehicle energy consumption and range,” *IET Intelligent Transport Systems*, vol. 6, no. 1, pp. 29–35, Mar. 2012, doi: 10.1049/IET-ITS.2010.0137/CITE/REFWORKS.