# INSTITUTO TECNOLÓGICO Y DE ESTUDIOS SUPERIORES DE MONTERREY CAMPUS TOLUCA



# ESTIMADOR ENERGÉTICO Y GENERADOR DE CICLOS WLTC PARA ITINERARIOS CONSIDERANDO LA INFORMACIÓN CARTOGRÁFICA DISPONIBLE EN LA RED

TESIS PRESENTADA COMO REQUISITO PARA OBTENER EL GRADO ACADÉMICO DE MAESTRO EN INGENIERÍA AUTOMOTRIZ PRESENTA:

# CESAR AUGUSTO HERRERA SANDOVAL

Asesor: Dr. Alfredo Santana Díaz

Jurado: Dr. Alfredo Santana Díaz Presidente

Dr. Efraín López Damián Vocal

Dr. Carlos Alberto Balbuena Campuzano Vocal

Dr. Juan de Dios Calderón Nájera Vocal

Dr. Víctor Manuel Cedeño Campos Vocal

Toluca de Lerdo, Edo. México, 2020

## **DEDICATORA**

A mi madre, Martha. Gracias por todo lo que has hecho por mí. Me inculcaste a soñar en grande.

A mi padre, César. Gracias por educarme con valores y principios. Gracias por ser mi ejemplo como hombre.

A mi abuela, Gladys. Eres mi segunda madre, te debo todo lo que he logrado y lograré. Me enseñaste que nada es imposible de alcanzar.

A mi novia, Laura. Gracias por tanto amor y ser mi apoyo en los momentos más difíciles. También por ayudarme a crecer como persona y profesional.

A mi familia y amigos más cercanos, el logro también es de ustedes. ¡Gracias totales!

## **AGRADECIMIENTOS**

Al Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey – Campus Toluca y al Centro de Investigación en Mecatrónica Automotriz, por brindarme la oportunidad de estudiar en el extranjero y crecer como profesional.

Al CONACYT por respaldar mis estudios de posgrado económicamente y por apoyar el crecimiento académico de extranjeros.

Al personal del laboratorio de Mecatrónica, por tener siempre la disposición de ayudar. En especial, quiero agradecer a Eduardo Vázquez, mi amigo, por compartir su conocimiento y tener la disposición de enseñar.

Al Doctor Alfredo Santana, por confiar en mis capacidades y resaltar mi trabajo. Además, de acompañarme durante todo el proyecto con la mejor disposición para que culminara de la mejor manera.

A las personas que me ayudaron durante el trabajo. Miguel Gómez, por enseñarme las bases de Dash. Daniel Vega y Daniel Villamizar, por ayudarme con problemas durante la programación. Carlos Rojas, por escuchar y aportar activamente al proyecto.

Finalmente, gracias a todas las personas que aportaron en el proceso.

### Resumen

Ante la necesidad ambiental de encontrar alternativas de movilidad que sustituyan los vehículos a combustión, la energía eléctrica se plantea como solución a futuro para la generación de potencia motriz. Uno de los principales inconvenientes de estas tecnologías emergentes, es la incertidumbre por parte del usuario respecto a la capacidad energética del vehículo.

Es por esto, que el objetivo de este estudio es calcular la energía requerida en (Wh) para un itinerario definido por el conductor. Para esto se implementaron aplicaciones de Google que permitieron obtener el perfil de elevación y la información pertinente a la distancia y duración de la ruta. Asimismo, se desarrolló un código en Python que permite generar ciclos de manejo, basados en el ciclo WLTC, según la velocidad promedio, asignando las fases del ciclo respectivamente (baja, media, alta y extra-alta velocidad).

Al conocerse la elevación, velocidad y aceleración del vehículo en la ruta, se ingresa la información del vehículo en la interfaz desarrollada, mediante el entorno de elaboración de aplicaciones en la web (*Dash*), para determinar el consumo energético de la ruta seleccionada. Para las pruebas experimentales, se usaron dos vehículos eléctricos y se condujo en dos circuitos en la ciudad de Toluca, México.

Los resultados de la tesis fueron satisfactorios respecto a la predicción energética comparada con el consumo medido en los vehículos, siendo el mayor porcentaje de variación 11.86 (%), sobreestimando el valor medido, lo que garantiza que el conductor no tenga una medida errónea y pueda quedarse sin carga.

Se realizaron 5 pruebas de conducción por vehículo para cada uno de los circuitos, dando un total de 20 experimentos. Además, la aplicación se ejecutó 30 veces por muestra, arrojando como resultado positivo que la mayor desviación estándar correspondió a  $\pm 135.55$  Wh.

#### **Abstract**

In the face of the environmental need to find mobility alternatives that replace combustion vehicles, electric energy is proposed as a future solution for driving power generation. One of the main drawbacks of these emergent technologies is the user uncertainty concerning of the vehicle energetic capacity.

That is why the aim of this study is to calculate the required energy (Wh) for an itinerary defined by the driver. For this, Google applications were implemented that allowed us to obtain the elevation profile and the information related to the distance and route duration. Likewise, it developed a code in Python that allows generate Driving cycles, based on the WLTC cycle, according to the mean velocity, assigning the cycle phases respectively (low, medium, high and extra - high).

Knowing the Elevation, velocity and vehicle acceleration on the route, the vehicle information is entered in the interface developed through the applications processing environment in the web (Dash), to calculate the energy consumption of the selected route. For experimental testing, it used two electric vehicles and drived along two driving paths in the city of Toluca, Mexico.

The thesis results were satisfactory regarding the energetic prediction compared with the consumption measured on the vehicles. Being the highest variation percentage 11.86 (%), overestimating the measured consumption value, ensuring that driver does not have a mistaken result and run out of load.

There were 5 driving tests by vehicle for each one of the driving paths, giving a total of 20 experiments. Lastly, the application was executed 30 times per sample, resulting as a positive that the highest standard deviation was 135.55 Wh.

# Contenido

Contenido	6
Lista de figuras	8
Lista de tablas	10
Lista de ecuaciones	11
Glosario de abreviaturas, acrónimos y definiciones	12
1 Introducción	13
1.1 Planteamiento del problema	13
1.2 Justificación	13
1.3 Estructura de la tesis	14
1.4 Objetivos	14
1.4.1 Objetivo general	15
1.4.2 Objetivos específicos	15
1.5 Metodología	15
1.6 Estado del arte	16
2 Marco Teórico	22
2.1 Vehículos eléctricos	22
2.2 Ciclos de manejo	23
3 Desarrollo de la metodología	28
3.1 Primera etapa: Perfil de elevación	28
3.2 Segunda etapa: Perfil de velocidad	31
3.2.1 ciclo generado comparado con el WLTC	34
3.2.2 Modificaciones del ciclo WLTC	36
3.3 Tercera etapa: Cálculo energético	38
3.3.1.1 Resistencias del balance energético de un vehículo	38
3.3.2 Proceso de cálculo	39
3.3.3 Funcionamiento general de la aplicación	43
3.3.3.1 Aplicaciones de Google para desarrolladores	44
3.3.4 Desarrollo de la interfaz	44
3.3.4.1 Perfil de elevación	47
3.3.4.2 Generador aleatorio de ciclos de manejo	49

3.3.4.3 Cálculo energético	50
4 Experimentos y análisis	57
4.1 Cuarta etapa: Pruebas experimentales	57
4.1.1 Rutas de prueba	57
4.1.2 Metodología de las pruebas	59
4.1.2.1 Equipo de medición	59
4.2 Perfil de elevación	61
4.3 Comparación de los perfiles de velocidad	63
4.3.1 Ciclo WLTC contra perfil real	63
4.3.2 Perfil real contra el perfil generado	64
4.3.3 Perfil generado contra el ciclo WLTC	66
4.3.4 Características principales del ciclo de manejo	67
4.4 Cálculo energético por ruta	70
4.4.1 Intervalos de tolerancia	71
4.4.2 Desviación estándar y variación	72
4.4.3 Factores de influencia	78
4.4.3.1 Modelo de tráfico	78
4.4.3.2 Comportamiento del conductor	80
4.4.4 Comparación del perfil de elevación en el cálculo energético	82
5 Conclusiones	83
6 Trabajo a futuro	85
Referencias	87
Anexos	90
Anexo A. Tabla de información de las pruebas	90
Anexo B. Prueba de normalidad	91
Anexo C. Intervalos de confianza.	92
Anexo D. Variación promedio del consumo estimado	93

# LISTA DE FIGURAS

Fig. 1. Metodología del proyecto	16
Fig. 2. Generador aleatorio de ciclos WLTP	19
Fig. 3. Ciclo de ciudad BEV	20
Fig. 4. Metodología ciclo de conducción WLTC	21
Fig. 5. Tren de potencia de un vehículo eléctrico	23
Fig. 6. Diagrama causa-efecto	24
Fig. 7. Ciclo WLTC.	26
Fig. 8. Diagrama de flujo del código perfil de elevación	29
Fig. 9. Esquema divisiones de la ruta	30
Fig. 10. Diagrama de flujo del código división de secciones	30
Fig. 11. Asignación de la inactividad del ciclo	31
Fig. 12. Perfil de velocidad y velocidades límite	32
Fig. 13. Perfil de velocidad generado	33
Fig. 14. Diagrama de flujo del generador aleatorio del perfil de velocidad	34
Fig. 15. Comparación WLTC desarrollado por las Naciones Unidas y por código	35
Fig. 16. Modificación del código del generador aleatorio de ciclos de velocidad	37
Fig. 17. Resistencias del vehículo	38
Fig. 18. Diagrama de flujo del cálculo energético.	40
Fig. 19. Mapa mental del funcionamiento general de la aplicación	43
Fig. 20. Portada de la interfaz.	45
Fig. 21. Indicaciones del itinerario.	45
Fig. 22. Indicaciones respecto al tipo de tráfico.	46
Fig. 23. Indicaciones tipo de conductor.	46
Fig. 24. Interfaz de la aplicación de cálculo.	47
Fig. 25. Datos de entrada, sección del perfil de elevación	48
Fig. 26. Datos de salida para una ruta subdividida.	
Fig. 27. Ejemplo resultante del perfil de elevación y el mapa del itinerario.	
Fig. 28. Ejemplo de un ciclo de manejo generado.	
Fig. 29. Interfaz para la subdivisión del generador aleatorio del perfil de velocidad	50
Fig. 30. Interfaz del cálculo energético	51
Fig. 31. Factor de seguridad por comportamiento del conductor al volante	51
Fig. 32. Sección para el cálculo de baterías y la autonomía	51
Fig. 33. Pestaña emergente para ingresar los datos de la batería	52
Fig. 34. Representación del estado de carga de las baterías	
Fig. 35. Escala de las gráficas	53
Fig. 36. Gráficas inherentes al itinerario	53
Fig. 37. Gráfica de velocidad	54
Fig. 38. Gráfica de elevación	54
Fig. 39. Gráfica de aceleración.	54
Fig. 40. Gráfica de notencia.	55

Fig. 41. Gráfica de energía	55
Fig. 42. Diagrama general de funcionamiento.	56
Fig. 43. Vehículos eléctricos para pruebas de validación	57
Fig. 44. Ruta 1, las Torres	58
Fig. 45. Ruta 2, Alpinismo	58
Fig. 46. Medición de corriente	60
Fig. 47. Medición de voltaje	60
Fig. 48. Instalación componente GPS	61
Fig. 49. Gráfica comparativa perfil de elevación	62
Fig. 50. Perfil de velocidad generado y medido	65
Fig. 51. Parámetros para la fase de baja velocidad	67
Fig. 52. Parámetros para la fase de media velocidad	68
Fig. 53. Parámetros para la fase de alta velocidad	69
Fig. 54. Relación existente entre el RPA y el consumo de combustible	70
Fig. 55. Prueba de normalidad desarrollada en Minitab	71
Fig. 56. Representación gráfica de los intervalos de tolerancia ruta las Torres	72
Fig. 57. Desviación estándar y media de la ruta las Torres	73
Fig. 58. Desviación estándar y media de la ruta Alpinismo	74
Fig. 59. Desviación estándar vs tamaño de muestra	75
Fig. 60. Variación de la medición real del modelo A ruta las Torres respecto a la interfaz	76
Fig. 61. Variación de la medición real del modelo A ruta Alpinismo respecto a la interfaz	76
Fig. 62. Variación de la medición real del modelo B ruta las Torres respecto a la interfaz	77
Fig. 63. Variación de la medición real del modelo B ruta Alpinismo respecto a la interfaz	78
Fig. 64. Consumo energético con variación del modelo de tráfico.	
Fig. 65. Variación de la prueba número 1 con modelo de tráfico	80
Fig. 66. Variación del consumo con factor del conductor respecto a la energía medida	81

# LISTA DE TABLAS

Tabla. 1. Comparación parámetros para validación	.17
Tabla. 2. Instrucciones de las etapas	18
Tabla. 3. Características de conducción del ciclo WLTC	27
Tabla. 4. Comparación velocidad promedio	35
Tabla. 5. Comparación características principales del WLTC	.36
Tabla. 6. Información ruta las Torres de la prueba	.59
Tabla. 7. Tabla de errores perfil de elevación	62
Tabla. 8. Características principales ciclo WLTC	63
Tabla. 9. Características principales del ciclo real ruta las Torres	64
Tabla. 10. Variación del ciclo real con respecto al WLTC	64
Tabla. 11. Características principales del ciclo generado	65
Tabla. 12. Variación del ciclo real con respecto al perfil generado	66
Tabla. 13. Variación del perfil generado con respecto al ciclo WLTC	67
Tabla. 14. Tabla de información de las pruebas realizadas para la ruta las Torres	70
Tabla. 15. Intervalos de tolerancia	72
Tabla. 16. Desviación estándar resultados energéticos de la aplicación	74
Tabla. 17. Valores de consumo para sustentar la influencia del conductor	81
Tabla. 18. Comparación del cálculo energético entre el perfil de elevación de Google contra la elevación medida	
(DEWESoft) por el GPS	82

# LISTA DE ECUACIONES

Ecuación. 1. Aceleración positiva relativa	26
Ecuación. 2. Aleatoriedad de la función random.uniform()	32
Ecuación. 3. Tracción total en las ruedas	39
Ecuación. 4. Potencia debida a la resistencia aerodinámica	42
Ecuación. 5. Potencia debida a la resistencia generada por el peso	42
Ecuación. 6. Potencia debida a la resistencia al rodamiento	42
Ecuación. 7. Potencia inercial	42
Ecuación. 8. Energía total requerida	42
Ecuación. 9. Profundidad de descarga	52

# GLOSARIO DE ABREVIATURAS, ACRÓNIMOS Y DEFINICIONES

# LISTA DE ABREVIATURAS Y ACRÓNIMOS

CIMA Centro de Investigación en Mecatrónica Automotriz

API Application Program Interface
WLTC Worldwide Light-duty Test Cycle

**WLTP** Worldwide Harmonized Light Vehicle Test Procedure

#### LISTA DE DEFINICIONES

Solver Es una pieza de Software que resuelve un problema matemático.

**API's** Interfaces de programación para desarrolladores con el fin de permitir

interactuar con los servicios de la empresa y su respectiva integración con

la generación de aplicaciones [13].

WLTC Ciclo de manejo desarrollado por la UNECE (United Nations Economic

Commission for Europe) para determinar el consumo de combustible y los

niveles de emisión de gases contaminantes [11].

WLTP Procedimiento estándar cuyo ciclo asignado es el WLTC [11].

**Autonomía** Distancia que puede recorrer un vehículo eléctrico con la carga completa

de las baterías.

# 1 INTRODUCCIÓN

Con el fin de disminuir la concentración de gases contaminantes (CO2, NOx), se busca reemplazar los motores de combustión por alternativas amigables con el medio ambiente en el contexto de movilidad [1].

Los vehículos eléctricos se presentan como una opción de transporte que no produce emisiones durante su operación. Ya que funcionan mediante la implementación de un motor que permite transformar energía eléctrica en mecánica y cuya fuente de poder es un paquete de baterías.

La inquietud fundamental en la aplicación de esta tecnología, es la autonomía, que se entiende como la distancia que puede alcanzar el vehículo con la carga completa de las baterías. Las investigaciones actuales se enfocan en aumentar la capacidad de almacenamiento de energía, puesto que es necesario lograr largas distancias al conducir.

El presente trabajo busca contribuir a este campo de investigación, mediante la creación de una interfaz que permita calcular la energía requerida por un vehículo eléctrico para trayectos definidos por el usuario.

#### 1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Como se mencionaba anteriormente, la autonomía determina la distancia permisible bajo carga completa. Por consiguiente, la pregunta: ¿Puedo llegar a mi destino con la carga disponible?, engloba la necesidad estudiada por el proyecto y permite recalcar la inexistencia de un sistema (aplicando un análisis energético) que facilite definir una trayectoria y conocer el consumo requerido en Wh por el vehículo.

Para poder realizar el cálculo, es necesario conocer la información pertinente al perfil de velocidad del vehículo en el recorrido preestablecido. Referente a este aspecto, se debe tener en cuenta la facilidad para realizar las mediciones y el equipo que se encuentre disponible. Por lo tanto, es crucial disponer de una alternativa accesible que suministre rápidamente y de forma precisa los datos requeridos.

# 1.2 JUSTIFICACIÓN

La propuesta consiste en desarrollar un *solver* que permita calcular la energía requerida, al definir un circuito delimitado por un punto inicial y uno final, ingresando sus respectivas coordenadas en Google Maps para acceder a la información necesaria. La practicidad del cálculo recae en que se puede tener acceso a datos de cualquier posición del planeta tierra y variar las características dinámicas del vehículo. Por consiguiente, el usuario podría conocer fácilmente el alcance de su automóvil ante el trayecto establecido.

Además, la interfaz permite obtener en poco tiempo el perfil de velocidad con las características primordiales del ciclo de manejo que se seleccione, para así facilitar el proceso de cálculo y evitar realizar mediciones experimentales.

La utilidad del *solver* podría verse reflejada en una empresa o estudio independiente. Por ejemplo, una compañía que requiere repartir sus productos y posee camiones eléctricos, desea conocer si con la capacidad energética de las baterías, puede completar los recorridos definidos para sus entregas. Esto facilita tomar decisiones respecto a los vehículos o las rutas determinadas.

#### 1.3 ESTRUCTURA DE LA TESIS

La tesis se encuentra definida por 7 incisos. Los de mayor importancia corresponden al 2, 3 y 4, los cuales se explican brevemente a continuación:

**Capítulo 2**: Concierne a la revisión bibliográfica con respecto al análisis del consumo energético en vehículos eléctricos, la generación del ciclo WLTC junto con sus principales características y a su vez, el uso de las API's de *Google* para la obtención de información.

Capítulo 3: Referente a la metodología del proyecto, incluyendo las etapas de desarrollo: (1) extracción de datos para definir el perfil de elevación, (2) generación del ciclo aleatorio de conducción, (3) estimación del consumo energético, (4) toma de datos en ruta y finalmente, el desarrollo de una interfaz didáctica en Python.

**Capítulo 4:** Corresponde al análisis de datos de la información recopilada y la respectiva comparación con la estimación generada por el código desarrollado.

Capítulo 5: Conclusiones del proyecto.

Capítulo 6: Trabajo a futuro.

#### 1.4 OBJETIVOS

#### 1.4.1 OBJETIVO GENERAL

Calcular la energía requerida (Wh) en un vehículo eléctrico para un recorrido definido por el usuario; incorporando la información cartográfica disponible en la red, las condiciones de tráfico promedio, las características dinámicas del auto y un factor de conducción, mediante la creación de un *solver* de interfaz didáctica.

#### 1.4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Obtener el perfil de elevación, así como también datos de tiempo y distancia para el circuito definido mediante la implementación de las aplicaciones del desarrollador de Google (APIs).
- 2. Programar en Python un generador aleatorio de ciclos de manejo basado en las reglas generales del ciclo WLTC, tomando como partida la información obtenida en Google Maps para determinar el tipo de perfil de velocidad a desarrollar.
- 3. Realizar la interfaz que involucre tanto el perfil de elevación como el de velocidad previamente desarrollado, en el cálculo energético y cumplimiento del recorrido en función de la carga disponible en las baterías del vehículo.
- 4. Realizar pruebas experimentales con un vehículo eléctrico, disponible en el centro de investigación (CIMA) del Tecnológico de Monterrey en la ciudad de Toluca, México, para la respectiva comparación contra datos reales.

## 1.5 METODOLOGÍA

La metodología del proyecto se encuentra sustentada en un diagrama presentado en la Figura 1 Iniciando con la recopilación bibliográfica para la realización del estado del arte, documentación de Python para la respectiva programación y las aplicaciones de desarrollador de Google (APIs) para la obtención de datos. Posteriormente se procede a efectuar el desarrollo, con los respectivos cálculos y generación de entregables, para finalmente realizar la comparación con datos reales y el análisis de datos.

Cabe resaltar que, para el cálculo del consumo energético del vehículo, no se tomaron en cuenta pérdidas en potencia debidas a dispositivos que el usuario podría encender durante el recorrido que desea proyectar y que pueden requerir corriente eléctrica proveniente del sistema principal de alimentación.

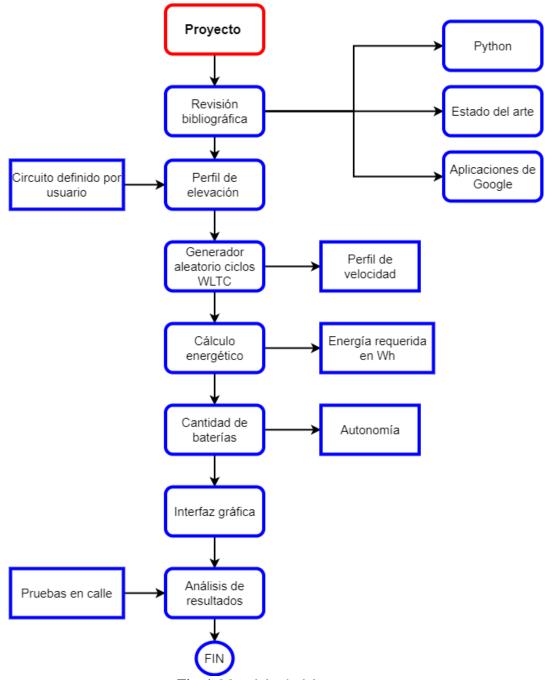


Fig. 1. Metodología del proyecto.

#### 1.6 ESTADO DEL ARTE

Referente al tema de investigación se han realizado estudios que son relevantes para el desarrollo del proyecto. Uno de los factores más cruciales para el cálculo de la energía requerida por un vehículo es el perfil de velocidad. Mediante la generación aleatoria de dicha curva, es posible aproximarse a la realidad sin necesidad de realizar la respectiva adquisición de datos en calle. El estudio titulado *Driving Cycles for the Evaluation of Energetic Needs of Electric Vehicles* 

desarrollado por Chrenko et al. [6] presentó un modelo para simular ciclos de manejo artificiales que posean las características principales de uno definido por medición. Se encuentra basado en distribuciones normales y parametrizado por la información obtenida por una investigación previa llamada ARTEMIS, donde se caracterizaron los medios de transporte y las condiciones de conducción para el desarrollo de perfiles *real-world* y apoyar en el control de emisiones [14].

Los parámetros más importantes son los promedios de la velocidad y la aceleración positiva, los cuales son los usados para realizar la respectiva validación, como se observa en la Tabla 1.

	v <sub>p</sub>	V <sub>promedio</sub>		a <sub>positiva</sub>		
	med	gen	med	gen		
Urbano	28	27.4	0.72	0.7		
extra urbano	73	70.8	0.6	0.52		
Autopista 110	115	110.23	0.53	0.18		
Autopista 130	130	128.6	0.38	0.2		

**Tabla. 1.** Comparación parámetros para validación [6], [14].

Las abreviaciones med y gen significan medido y generado respectivamente.

Además, entre las condiciones asumidas se encuentran: valores de aceleración y desaceleración constantes y no existe variación en la altura del recorrido [6].

Como conclusión de alta validez, se obtuvo que la información suministrada por el generador se aproxima a la referente al ciclo de conducción real respecto a las velocidades instantáneas, la distribución de la aceleración y la velocidad, así como también la curva de potencia y la energía requerida para completar el circuito. Finalmente, expone la recomendación de implementar en trabajos posteriores potencias auxiliares debido a la presencia de componentes del vehículo como las luces o el sistema de refrigeración que pueden afectar la autonomía [6].

Chrenko et al. [9] realizó un artículo que tiene como finalidad, desarrollar una metodología para estimar el consumo energético de un vehículo eléctrico generando un ciclo de conducción que se encuentra basado en la información obtenida de un software de planificación vial.

Una característica relevante es la inclusión de la elevación como variable del sistema, fundamental para la estimación. Adicionalmente, sólo información como las características del vehículo, aceleración y desaceleración son requeridas. La información puede ser adquirida por medio de GPS, páginas web como Google maps o aplicaciones móviles [9]. Respecto a Google maps, se adquirieron las coordenadas del GPS y la altura de todos los puntos del circuito. Asimismo, información de las rutas y las direcciones ayuda a concluir en indicaciones como: gire a la derecha, lo cual puede inferirse como una parada antes de dar la vuelta o una reducción de la velocidad. El estudio se enfocó en los datos provistos por *Google directions API*.

Los segmentos del ciclo de manejo están descritos por:

✓ Las coordenadas del GPS, puntos de inicio y fin.

- ✓ La longitud
- ✓ La duración promedio para recorrer el segmento

La velocidad al final está definida por las siguientes instrucciones mostradas en la Tabla 2 y adicionalmente, cada segmento tiene una etapa de aceleración, velocidad constante y desaceleración.

Existen diferentes metodologías para la creación de perfiles de velocidad en la literatura. Tazelaar et al. [16] propuso caracterizar un ciclo existente para autobuses, Braunschweig [17], y plasmar perfiles con longitudes arbitrarias manteniendo las características principales del original. Por otro lado, el artículo *Simulation of Real-World Vehicle Missions Using a Stochastic Markov Model for Optimal Powertrain Sizing* por Souffran et al. [18], planteó una solución al cuestionamiento de la validez del uso de ciclos estandarizados para representar el comportamiento real de un conductor, mediante la formulación de matrices de Markov para producir perfiles estocásticos teniendo en cuenta parámetros como: velocidad, aceleración y la pendiente de la vía.

VELOCIDADES DEL SEGMENTO FINAL				
Instrucción de manejo	Velocidad final			
Encabeza Sin variación en la velocidad				
Toma la Velocidad final moderada				
Gira	Baja y rápida			
Continua	Sin variación en la velocidad			
En el retorno, toma	Cambio de velocidad moderado dependiendo de la velocidad anterior			
Únete	Sin variación en la velocidad			
Toma la salida	Velocidad final moderada			
Leve permanece Sin variación en la velocidad				

**Tabla. 2.** Instrucciones de las etapas [9].

La implementación de los procesos estadísticos, para el análisis de la información y las cadenas de Markov [19], asignadas a las variables aceleración y velocidad respectivamente para representar datos *real-world*, tienen gran campo de aplicación. Kooijman et al. [20] planeó dos etapas para el uso de la metodología de Markov. La primera, se atribuye al tipo de camino y la segunda a la generación segundo a segundo de las aceleraciones. La información fue adquirida en colaboración con países europeos y está fundamentada en mediciones reales para el desarrollo del ciclo WLTC. El resultado concierne al ciclo WLTC creado y graficado en su respectiva interfaz gráfica tal y como se muestra en la Figura 2.



Fig. 2. Generador aleatorio de ciclos WLTP [20].

En la ciudad de Winnipeg, Canadá, se almacenó información de 76 vehículos híbridos tipo *plug-in* con el fin de desarrollar un ciclo de trabajo diario teniendo en cuenta el tiempo que se encuentra estacionado. Los datos fueron analizados estadísticamente y se incluyó dos etapas de trabajo de 24 horas con el período adecuado de carga para evitar las discrepancias presentes entre mediciones de días laborables y fines de semana. Asimismo, Shahidinejad et al. [21] usaron la información proporcionada por GPS sin procesar, en conjunto con los mapas digitalizados de las carreteras y los lugares de estacionamiento comercial durante el lapso de un año.

Empleando inteligencia artificial, Perhinschi et al. [23] propusieron llevar a cabo un perfil de velocidad basado en la unión de viajes cortos, seleccionados aplicando algoritmo genético. Los recorridos son los representados por los genes y la mejor opción de mutación y selección es escogida. Todo esto con el fin de minimizar el error en los parámetros generales deseados.

Chrenko et al. [24] desarrollaron un algoritmo que determina la ruta, basado en información de tipo Open Source. Involucra datos de tráfico, límites de velocidad, semáforos, viento y topografía. La investigación prepondera la implementación de datos disponibles en la red para realizar predicciones que se asemejen a la realidad.

En Hong Kong se realizó una medición para un vehículo Diesel instrumentado a lo largo de dos rutas fijadas para dos distritos urbanos. Al comparar la información recopilada con los ciclos de manejo estándar, concluyeron que ninguno de ellos se asemeja satisfactoriamente a la ciudad. Por lo tanto, se llevó a cabo la generación de un ciclo de manejo apropiado tomando como base los siguientes parámetros: velocidad promedio, aceleración promedio, tasas de desaceleración, longitud media de los periodos de conducción, el promedio del número de cambios en la aceleración y desaceleración, la energía cinética debida a la aceleración positiva, la raíz media cuadrada de la aceleración y las proporciones de tiempo de los modos de operación de los autos probados [25].

El trabajo titulado Clustering of real BEV driving data with subsequent driving cycle construction using Markov chains por Tewiele et al. [26], sustentó que los ciclos de Manejo propuestos por el

procedimiento WLTP, aunque son incluidos los vehículos eléctricos, no se adaptan de forma satisfactoria al comportamiento de un conductor de esta clase de transporte. Por consiguiente, se realizaron casi 368.000 km de recorridos (60.000 viajes registrados) con el propósito de desarrollar únicamente para BEV (*Battery Electric Vehicles*) tres perfiles de velocidad: ciudad, rural y autopista. Asimismo, los resultados se compararon con información de otras bases ya establecidas como el WLTC clase 3. El ciclo urbano se muestra en la Figura 3.

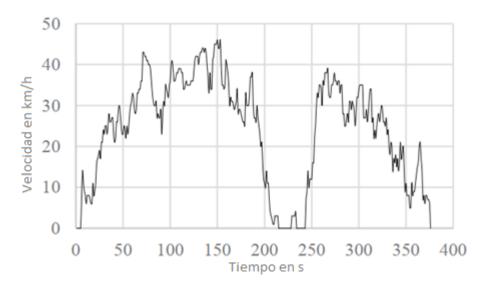


Fig. 3. Ciclo de ciudad BEV [26].

El ciclo WLTC se presentó por Tutuianu et al. [11], con el objetivo de diseñar un ciclo de manejo armonizado partiendo de datos de manejo *real-world* de diferentes regiones alrededor del mundo. La información fue analizada y combinada con la intención de generar una base unificada. Se recopilaron cerca de 765.000 km cubriendo un amplio rango de categorías de vehículos, divididos según la relación potencia – masa en clase 1, 2 y 3, tipos de vía y condiciones de manejo. Las fases de velocidad estipuladas se clasifican en: lento, menor a 60 km/h, mediano, entre 60 y 80 km/h, alto para magnitudes entre 80 y 110 km/h y finalmente extra-alto, si se encuentra por encima de los 110 km/h.

#### Parámetros de búsqueda:

- 1. Datos de actividad regional (urbano, rural, autopista). La información se recolectó de 441 vehículos para recolectar la velocidad y la aceleración, así como la velocidad del motor a una frecuencia de al menos 1 Hz.
- 2. Factores regionales de peso: Determinados a partir de los volúmenes de tráfico relativos.

La Figura 4 expone un diagrama de flujo donde se centra la metodología utilizada para la realización del perfil de conducción.

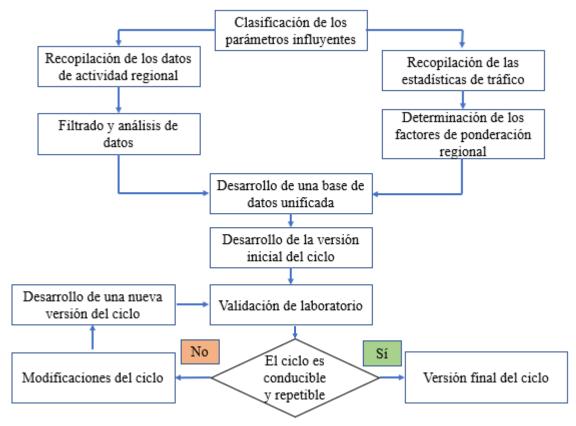


Fig. 4. Metodología ciclo de conducción WLTC [11].

# 2 MARCO TEÓRICO

En este apartado se exponen cuatro temáticas fundamentales para el entendimiento del proyecto. Integrando vehículos eléctricos, ciclos de manejo, enfatizando en el WLTC, aplicaciones para desarrolladores ofrecidas por Google y las resistencias que debe vencer un automóvil para su locomoción.

## 2.1 VEHÍCULOS ELÉCTRICOS

Son aquellos cuya locomoción depende de la conversión de la energía eléctrica en mecánica. Existen tres clasificaciones para los vehículos eléctricos: completamente eléctricos, BEV (Battery Electric Vehicles), híbridos, HEV (Hybrid Electric Vehicles), y en conjunto con celdas de combustible, FCEV (Fuel Cell Electric Vehicles) [1], [2]. Los primeros fueron manufacturados por primera vez en Inglaterra (1888) y Estados Unidos (1890) por Magnus Volk y William Morrisson respectivamente [3].

#### Principales características [5]:

- Su propulsión se realiza mediante un motor eléctrico.
- Sistema de energía: baterías o supercapacitores.
- Fuente de energía: instalación eléctrica para carga.
- Cero emisiones contaminantes.
- Alta eficiencia energética.
- Independencia sobre los aceites crudos.

Los componentes principales del sistema de un EV (*Electric Vehicle*) son: motor, controlador, fuente de poder y transmisión [4].

Existen tres tipos de motores principalmente: síncrono de imán permanente o sin escobillas, de inducción y de reluctancia variable [5]. Su uso difiere principalmente por la facilidad de manufactura y el costo. En este proyecto de tesis, los carros utilizados tienen motores de inducción.

Otro de los elementos base corresponde a las baterías, fundamentales para la aplicación de este método tecnológico. Por lo tanto, a través de los años se ha buscado mejora en los siguientes aspectos: reciclabilidad, debido a los materiales que usa, baja relación de auto descarga, alto nivel de aceptación de la energía eléctrica (para maximizar la implementación del freno regenerativo y disminuir el tiempo de recarga), además, ciclos de vida extensos y primordialmente es necesario conocer de forma precisa el estado de carga de la misma [3].

Se han usado diversas tecnologías: baterías de ácido-plomo, Nickel-Cadmio, Níquel-hidruro metálico y baterías de Ion-Litio, siendo las últimas de las más prometedoras, debido a que presentan alta densidad energética (más de 150 Wh/kg) para células de alta energía y densidad de potencia (superior a 200 W / kg) [7] para celdas de potencia elevada. Por lo tanto, son adecuadas para el tren motriz.

Una variable fundamental para medir la capacidad energética es la autonomía. Al usar baterías electroquímicas se encuentra limitada por dos factores: la energía requerida por el sistema y la que se encuentra almacenada [6].

El sistema de potencia de un vehículo eléctrico se muestra a continuación (Figura 5):

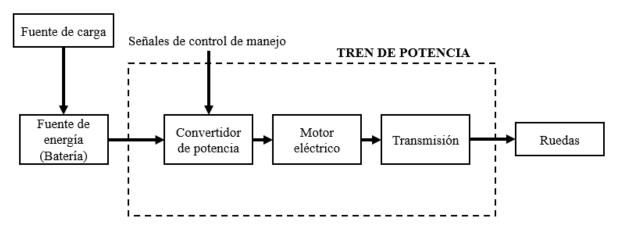


Fig. 5. Tren de potencia de un vehículo eléctrico [4].

#### 2.2 CICLOS DE MANEJO

La finalidad de los ciclos de manejo consiste en establecer una base para evaluar el consumo de combustible y las emisiones del escape para los automóviles que poseen motor de combustión interna [6]. Existen diferentes ciclos de manejo estandarizados disponibles tales como: EUDC, NEDC, US driving cycle, Japan driving cycle [11].

Los patrones de conducción afectan fuertemente los perfiles de velocidad y aceleración y son dependientes de factores como el diseño de la vía, el clima, la gestión y las condiciones de tráfico [8]. Adicionalmente, el comportamiento de los conductores no es el mismo. En la Figura 6 se muestra un esquema causa-efecto donde involucra las variables que afectan dichos estándares.

El estilo de manejo de un conductor puede clasificarse y a su vez relacionarse con el ahorro de combustible, presentándose tres categorías: templados (asociados a conducción tranquila o económica), normales (conducta mediana) y agresivos (tipo deportivo o de alto consumo) [22]. Asimismo, las instrucciones de conducción que se estipulan en las vías pueden influir significativamente. Por ejemplo, se encuentran indicadores de giro que generan comúnmente una

parada antes de tomar la curva. Además, señalizaciones con mensajes que indican al conductor que continúe al frente producen ligeros cambios de velocidad [9].

Estudios previos han demostrado que los ciclos probados en laboratorio presentaban ciertas discrepancias con las mediciones realizadas en calle, y a su vez, el error se incrementaba con los años. Previamente, se realizaban las pruebas en ambientes controlados para determinar los gases producidos por el motor y respectivo valor. El inconveniente demostrado en un análisis de datos de conducción reales del sitio web alemán spritmonitor.de, el Consejo Internacional de Transporte Limpio (ICCT, siglas en inglés) concluyó que existe diferencia en la información respectiva a la concentración del CO<sub>2</sub> alrededor del 7 % en 2001, aumentando considerablemente al 30 % registrado en 2013 [10]. Por ende, la Comisión Económica de las Naciones Unidas para Europa centró su atención en el desarrollo de un procedimiento de prueba conocido como WLTP [10] (Worldwide Harmonized Light Vehicles Test Procedure), cuyo perfil de velocidad se denomina WLTC.



Fig. 6. Diagrama causa-efecto [8].

El anterior al WLTC, es conocido como NEDC (New European Drive Cycle) y fue implementado en la década de los noventa, el cual contemplaba un período de inactividad inicial de 40 segundos para el calentamiento del motor antes del muestreo, fase altamente contaminante debido a la fricción mecánica y las altas viscosidades [10]. A partir de la renovación del estándar Euro para control de emisiones, las empresas manufactureras de vehículos vieron la necesidad de controlar la producción de dióxido de carbono, ya que en años anteriores sólo se observaban niveles de aire contaminado.

La ventaja consiste directamente en la medición. La base de datos del WLTC está caracterizada por ser información del "mundo real", la cual había sido la crítica a los perfiles anteriores, donde en resumen se concluía que no se acercaban a la realidad y por lo tanto los resultados no debían ser usados como veraces. Los datos son recopilados de diversas regiones del mundo (Estados Unidos, India, Japón, Corea, Europa) y se combinan con los factores de peso adecuados [11].

El análisis estadístico se plantea inicialmente referente a la categoría de la vía (urbano, rural y autopista). Sin embargo, se produce un cambio y se procede a dividir el perfil de velocidad en clases. De este modo, pasaría a seccionarse en: bajo, medio, alto y extra-alto [11]. Además, las bases de datos que no seguían esta linealidad se modificaron con el fin de lograr la unificación. También las condiciones de manejo son cruciales, realizando experimentos semanalmente para hora pico de tráfico, tiempo sin tráfico y adicionalmente, fines de semana.

Respecto al alcance de la recopilación, los vehículos involucrados son de categorías [11]:

- M1: para pasajeros con un número de asientos inferior a 8.
- M2: para pasajeros con cantidad de asientos superior a 8 sin exceder el peso máximo de 5 toneladas.
- N1: para transporte de carga y con peso máximo que no excede las 3.5 toneladas.

Referente a otra división, los autos según la relación potencia-peso (PMR, siglas en inglés), se separan en: clase 1, clase 2 y clase 3. La primera, para magnitudes menores o iguales a 22 kW/ton está adecuada para que su perfil de velocidad alcance únicamente la etapa media y baja. La segunda, para valores mayores a 22 kW/ton y mayores o iguales que 34 kW/ton, alcanza las cuatro fases, al igual que el tercer conjunto, pero con menores aceleraciones y límites de velocidad. Finalmente, el tipo 3 debe ser superior a 34 kW/ton con la diferencia de presentar dos subdivisiones: la 3.1 vinculada a automóviles cuya máxima velocidad se encuentre por debajo de 120 km/h y la 3.2 si sobrepasa los 120 km/h [11].

#### Observaciones del perfil:

- Arranque en frío: Aumentar la distancia total es un beneficio para reducir la difusión de CO<sub>2</sub> puesto que el impacto del arranque en frío pierde importancia. Comparado con el NEDC, la contribución decrece aproximadamente a la mitad.
- Carga del vehículo: Las velocidades alcanzadas son de magnitud elevada (131.3 km/h), así como también presenta fuerzas de aceleración más fuertes, lo cual hace que las demandas energéticas al auto sean superiores a las establecidas en el NEDC. Resaltando que la eficiencia del motor se incrementa con la carga [10] (debido a que las pérdidas por fricción y flujo de gas son relativamente bajas), lo cual implica que el WLTC se adapta mejor al crecimiento tecnológico en busca de mayor rendimiento a exigencias altas.

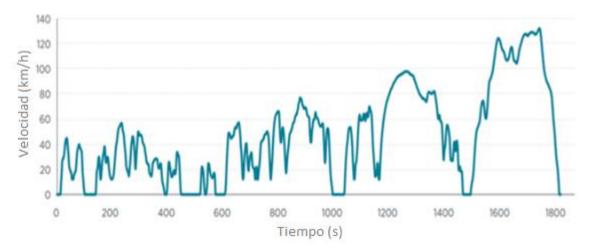
- Velocidad del motor: La selección de los cambios y el momento de implementarlos en vehículos de transmisión manual está establecido a velocidades del motor que permitan una reducción en la producción de CO<sub>2</sub>.
- Paradas: Al comparar el WLTC con el NEDC, los tiempos de inactividad son del 12.6 % y 23.7 % respectivamente. Los sistemas de *stop-start* apagan el motor en etapas de detenimiento, garantizando la reducción de emisiones en ralentí, condición desfavorable si el vehículo se mantiene por más de 10 segundos, ya que consume combustible y contamina más que parar por completo y encender nuevamente [12]. Por consiguiente, la reducción de CO<sub>2</sub> va a ser inferior comparado con el ciclo antecesor.

Las principales características de manejo que definen al WLTC son: la duración total, tiempo de paradas, distancia, porcentaje de inactividad, velocidad máxima, velocidad promedio con paradas, velocidad promedio sin tener en cuenta las detenciones y, por último, la aceleración positiva relativa, definida como una medida fundamental para caracterizar recorridos y comparar el dinamismo de cada fase del perfil [11]. Conocida por sus siglas en inglés como RPA, está definida por la siguiente ecuación:

RPA = 
$$\frac{1}{X} \int_0^T v(t) * a^+(t) * dt$$
 (1)

Donde v(t) es la velocidad instantánea en el tiempo t,  $a^+(t)$ , la aceleración instantánea, considerando únicamente la magnitud de signo positivo, X corresponde a la distancia total del circuito y T la duración total.

En la Tabla 3 se muestran los parámetros previamente expuestos con su respectiva magnitud dependiendo del tipo de clase. Adicionalmente, la Figura 7 expone el ciclo WLTC.



**Fig. 7.** Ciclo WLTC [10].

Tabla. 3. Características de conducción del ciclo WLTC [11].

WLCT	Fase	Duración (s)	Duración de paradas (s)		Proporción de inactividad (%)	Velocidad máxima (km/h)	Velocidad promedio (sin paradas)(km/h)	•	RPA [kWs/(kg km)]
Clase 3	Baja	589	156	3.09	24.8	56.5	25.7	18.9	0.2046
	Media	433	48	4.76(4.72ª)	10.6	76.6	44.5(44.12)	38.2	0.1904
	Alta	455	31	7.16(7.12 <sup>a</sup> )	6.4	97.4	$60.8(60.5^{\circ})$	56.7(56.42)	0.1223
	Extra-alta	323	7	8.25	1.5	131.3	94	92	0.1249
	WLTC	1800	242	23.27(23.19 <sup>a</sup> )	12.6				
Clase 2	Baja	589	155	3.1	24.6	51.4	25.7	19	0.1605
	Media	433	48	4.73	10.6	74.7	44.3	39.4	0.1236
	Alta	455	30	6.79	6.2	85.2	57.5	53.7	0.1218
	Extra-alta	323	7	8.01	1.5	123.1	91.4	89.4	0.0913
	WLTC	1800	240	22.64	12.4				
Clase 1	Baja	589	154	3.33	24.4	49.1	27.6	20.4	0.0908
	Media	433	48	4.76	10.6	64.4	44.6	39.6	0.0743
	WLTC	1022	202	8.09	18.4				,

# 3 DESARROLLO DE LA METODOLOGÍA

El proyecto se encuentra divido en cuatro fases, las cuales se explican detalladamente. La primera, contempla el cálculo del perfil de elevación (en metros) de la ruta definida por el usuario, en primera instancia delimitada por el punto de inicio, los puntos intermedios, si son requeridos, ya que garantizan el seguimiento del itinerario por posiciones específicas, puesto que Google selecciona la mejor trayectoria según su algoritmo interno, y la ubicación final. La siguiente fase tiene como objetivo obtener un ciclo de manejo aleatorio que cumpla las características principales del ciclo WLTC. Posteriormente, en la tercera, se busca calcular la energía requerida por un vehículo eléctrico para cumplir un trayecto definido. Además, determinar la cantidad de baterías necesarias y la autonomía. Toda la información se conjunta dentro de una interfaz gráfica desarrollada en lenguaje Python que permite una conexión didáctica con el usuario. Finalmente, la última etapa corresponde a la validación de los resultados mediante pruebas en calle con un automóvil disponible en las instalaciones del Centro de Investigación en Mecatrónica Automotriz (CIMA) del Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey.

## 3.1 PRIMERA ETAPA: PERFIL DE ELEVACIÓN

Como primer paso, se creó una cuenta en *Google Cloud Platform* para tener el respectivo acceso a las aplicaciones (APIs) que pueden usar los desarrolladores. Posteriormente se generó una clave que permite obtener información y resultados de las APIs. Es indispensable puesto que sin ella no se puede tener acceso. Finalmente se procedió a investigar las herramientas necesarias para el cálculo del perfil de alturas, las cuales fueron: *Directions* y *Elevation* respectivamente.

Google permite descargar la información deseada con una condición: se debe inscribir una tarjeta de crédito con fines de identificación del usuario. Si no se realiza, se advierte que los datos proporcionados no son confiables.

Al identificarse las APIs pertinentes, se procedió a desarrollar el código en Python con la siguiente secuencia: inicialmente, se importaron las librerías necesarias y se plasmó la clave otorgada para tener acceso. Seguidamente se hizo uso de *Directions*, cuyas entradas principales son: punto de inicio y fin, el modo de movilidad, en este caso es conduciendo, y el tiempo de partida del trayecto. Como resultado se obtuvo una polilínea que se encuentra codificada y contiene los puntos de latitud y longitud del recorrido. Posteriormente, se consiguió la información gracias a decodificar el resultado previo y finalmente, las respectivas coordenadas fueron usadas por la aplicación *Elevation* para dar como resultado la elevación determinada para cada punto.

Cabe resaltar que *Directions* no genera la misma cantidad de coordenadas para cada polilínea. Por esta razón, los perfiles de altura no tendrán cantidades iguales de puntos, sino que depende de la información que otorgue la API. Además, la información suministrada por *Elevation*, se encuentra

referenciada respecto al nivel del mar local (*Local Mean Sea Level*). Por ejemplo, para Toluca, la altura promedio corresponde a los 2725 metros (información extraída de Google).

El código usado se encuentra explicado mediante un diagrama de flujo expuesto en la Figura 8.

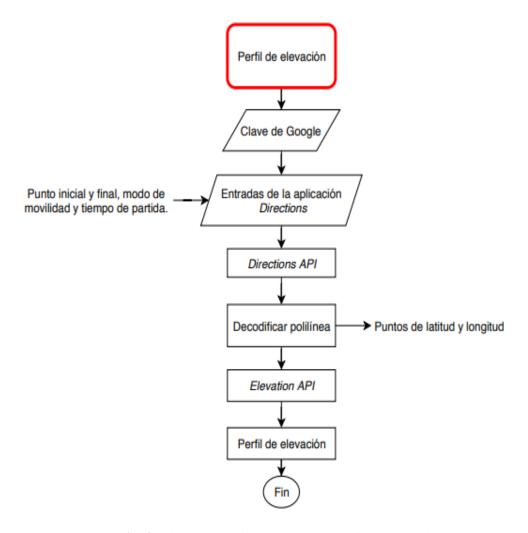


Fig. 8. Diagrama de flujo del código perfil de elevación.

Los resultados restantes corresponden a la implementación de la aplicación de *Google* conocida como *Distance Matrix*, usada para determinar la duración y la distancia total de un trayecto. La ruta definida por el usuario se dividió en tramos cercanos a la referencia de 3 kilómetros (es la longitud de la fase de baja velocidad del ciclo WLTC) puesto que, para un funcionamiento eficaz del código, es preferible establecer un rango y no un valor puntual. La distancia seleccionada fue una decisión propia del trabajo como aporte de investigación. El objetivo de seccionar el camino es aplicar la API para poder calcular la velocidad promedio de cada una de las divisiones (Figura 9), para así poder realizar una clasificación y asignar la etapa de velocidad del ciclo WLTC respectiva. La Figura 10 presenta el diagrama de la fracción de código usado para la culminación de la primera fase.

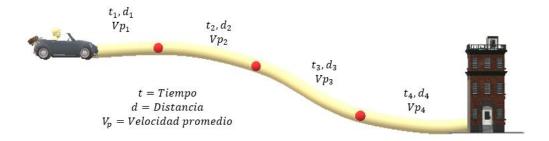


Fig. 9. Esquema divisiones de la ruta.

Las entradas que satisfacen la función son: la información proveniente de Directions API, contemplando el punto de partida, localizaciones intermedias y el final del recorrido. Además, latitudes y longitudes, el modo de tráfico y la fecha y la hora de la simulación. Los resultados de Distance Matrix son el punto de partida del generador aleatorio del ciclo de manejo.

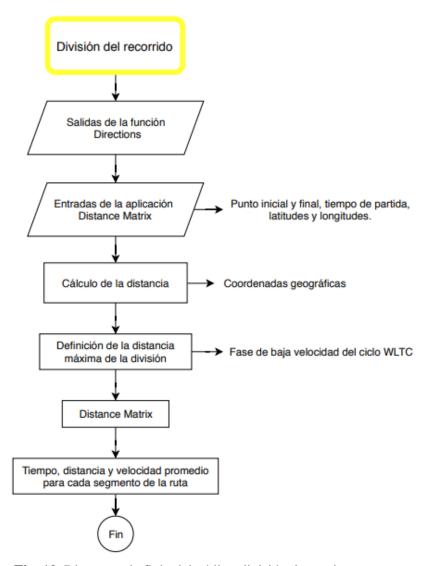


Fig. 10. Diagrama de flujo del código división de secciones.

#### 3.2 SEGUNDA ETAPA: PERFIL DE VELOCIDAD

Para la segunda fase se contempló generar un ciclo aleatorio que presentara las características principales del ciclo de manejo WLTC, tales como: duración, distancia, porcentaje de inactividad (representa el tiempo de paradas), velocidad máxima, velocidad promedio considerando los tiempos de parada y la variable RPA. Cada una de ellas varía respecto al tipo de fase que se presenta en el perfil de velocidad (baja, media, alta y extra-alta). Para el proyecto se utilizaron los valores respectivos a la clase 3 (relaciones PMR > 34 kW/ton), concerniente a un vehículo convencional. La información se observa en la Tabla 3.

El código de generación del ciclo aleatorio (desarrollado en lenguaje Python) se encuentra dividido en etapas para facilitar la compilación y su entendimiento. La primera, consiste en la recopilación de los datos de entrada, donde se ingresan las variables principales del ciclo dependiendo de la velocidad. Por ejemplo: para la fase baja, la velocidad máxima debe ser 56.5 km/h y la velocidad promedio con paradas, 18.9 km/h [11].

Consecuentemente, se agrega el tiempo de inactividad del ciclo, representado con valores de velocidad cero (Figura 11). La posición de los puntos y la cantidad (expresada en paquetes), se agregan de forma aleatoria, mediante la función *random.sample*, la cual permite generar números pseudoaleatorios en un determinado rango y seleccionar la dimensión del conjunto de datos (relativo al número de ceros del perfil) que se desean. Por lo tanto, para el código se determina dependiendo del porcentaje de inactividad permitido según la fase de velocidad en la que se encuentra. Para la etapa de media velocidad, está establecido un porcentaje del 10.6% [11]; por consiguiente, el valor de duración de parada corresponde al 10.6 % del tiempo total del ciclo.

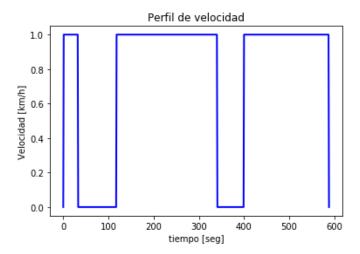


Fig. 11. Asignación de la inactividad del ciclo.

Seguidamente se generan aleatoriamente los valores de velocidad del perfil, limitados por la velocidad máxima permisible según la fase del ciclo. La función usada es *random.uniform*, la cual únicamente pide el rango de datos a partir del cual se seleccionará el número [33]. Se encuentra basada en la siguiente función:

$$N\'umero\ elegido = a + (b - a) * random()$$
 (2)

La variable a, corresponde al límite inicial del rango y b al final. La función *random()* se encarga de seleccionar un dato flotante aleatorio entre 0 y 1.

Durante este proceso se mantiene la inactividad en sus respectivas posiciones y se reemplazan los datos de magnitud uno. Además, se calculan las aceleraciones y se va revisando mediante el criterio de aceleración y desaceleración máxima que se desee, lo cual va limitando las velocidades. Por ende, si las velocidades cumplen con la aceleración respectiva se guarda el dato y se va llenando el vector concerniente al perfil de velocidad.

Para garantizar que el código se desempeñará adecuadamente y no gastará tiempo en cálculos innecesarios, se implementó una línea recta como barrera máxima que correspondería a las velocidades límite que podría tomar el valor de velocidad cada segundo, garantizando que, si el valor está por debajo de la restricción, el perfil va a decrecer satisfactoriamente y cuadrará cuando llegue a una zona de inactividad. Si no se realiza este proceso, el ciclo alcanzaría magnitudes que no permitirían que cumpla con el valor de aceleración por no descender adecuadamente hasta el valor de 0, como se observa en la Figura 12. La línea de color rojo representa el perfil límite y el color azul representa la curva del ciclo generado.

La presencia de ruido es inevitable puesto que, al generarse aleatoriamente velocidades, los puntos no van a mantener una tendencia continua sino por el contrario, variaciones aceptables bajo el criterio de aceleración y desaceleración pero que afectan de forma notoria el comportamiento de la curva y el factor definido con anterioridad, el RPA. Como solución se aplicó un filtro a la información, mediante la función *convolve*, la cual emplea un operador que modifica las cantidades para remover dichas oscilaciones y garantizar que, si la versión anterior cumple los requisitos descritos, el ciclo modificado continuará manteniendo las condiciones.

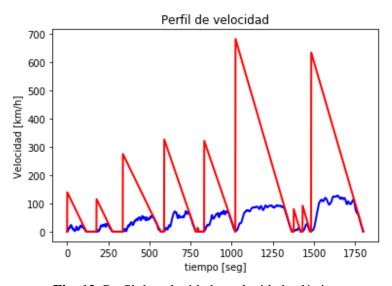


Fig. 12. Perfil de velocidad y velocidades límite.

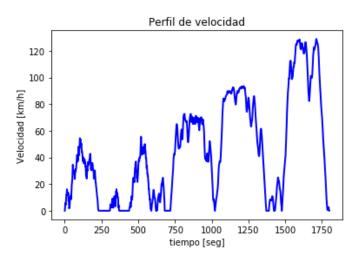
El siguiente paso consistió en analizar el perfil y corroborar que la cantidad de ceros que debía tener como inactividad fuera la correcta. Luego de esto, se observó que dicha modificación afectaba algunos valores y por lo tanto no cumplía la condición de tiempo de parada. Por lo tanto, se realiza nuevamente la asignación de los ceros, en las posiciones indicadas por el vector expuesto en la primera etapa de la generación del perfil. Al culminar este proceso, se calcula la aceleración del ciclo y se le asignan los valores de detenimiento (ceros).

Posteriormente se determina el valor de la variable RPA para cada uno de los ciclos establecidos. Las magnitudes estipuladas para el WLTC son: 0.2046, 0.1904, 0.1223 y 0.1249  $\left[\frac{kWs}{Kgkm}\right]$  para etapa baja, media, alta y extra-alta respectivamente [11].

Finalmente, el proceso de iteración termina cuando se cumplen satisfactoriamente todas las condiciones limitantes que asemejan el ciclo al WLTC. Entre estas se encuentran: la aceleración máxima y la aceleración mínima que deben encontrarse dentro del margen, la cantidad de valores nulos que posee el vector de aceleración y velocidad corresponde al porcentaje de inactividad descrito, el promedio de la velocidad incluyendo el tiempo de parada debe ser cercano al definido. Cabe resaltar que para que el código funcione adecuadamente y su tiempo de compilación no se extienda demasiado, debe generarse un intervalo de aceptación, en este caso para la velocidad promedio, porque al esperar un dato fijo la probabilidad de que el dato se repita luego de elaborarse el perfil aleatoriamente es baja. Además, se comparan los resultados de cada magnitud de RPA con el teórico y se realiza el respectivo ajuste sobre el operador que posee la función *convolve* del filtro. La información concerniente a la curva resultado se expone en la Figura 13.

El diagrama de flujo que representa el funcionamiento del código se presenta en la Figura 14.

Para la implementación de la información de Google, se programó la función del generador aleatorio para que tuviera las entradas respectivas que afectan el comportamiento de las fases del ciclo, como lo son: la velocidad promedio, la cual determina la etapa que debe seguirse (baja, media, alta o extra-alta), el tiempo de duración que involucra a su vez el tiempo de parada y las distancias.



**Fig. 13.** Perfil de velocidad generado.

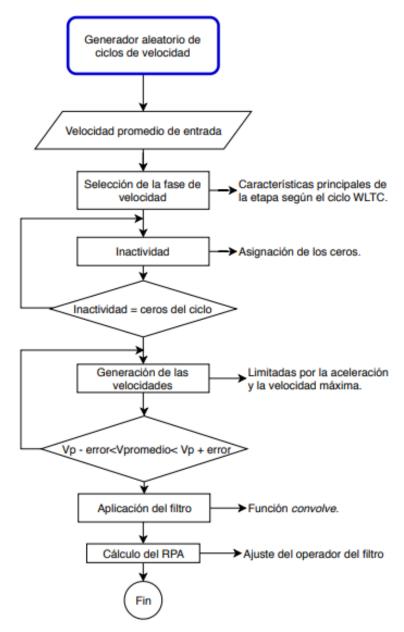


Fig. 14. Diagrama de flujo del generador aleatorio del perfil de velocidad.

#### 3.2.1 CICLO GENERADO COMPARADO CON EL WLTC

La regulación técnica global de las Naciones Unidas (UN GT), desarrolló un protocolo conocido como WLTP cuya traducción en inglés es: *Worldwide harmonized Light vehicles Test Procedures*, cuya sesión 78 realizada del 8 al 11 de enero de 2019 en Génova, Italia, define el ciclo WLTC para vehículo clase 3 [29]. La Figura 15 expone el ciclo europeo precisado y el perfil de velocidad aleatorio generado por el código en lenguaje Python.

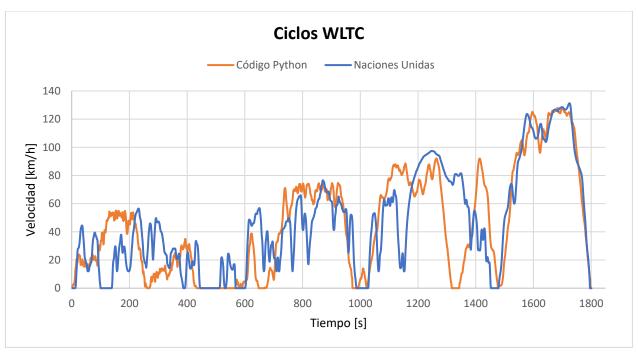


Fig. 15. Comparación WLTC desarrollado por las Naciones Unidas y por código.

Para observar la semejanza que existe entre el ciclo europeo concreto y el generado aleatoriamente, se obtuvieron los valores de velocidad promedio para cuatro perfiles, resultantes de la ejecución del código. Además, se calculó el porcentaje de error respecto al valor teórico (WLTC estándar). Los resultados se presentan en la Tabla 4.

Ciclo de manejo	Velocidad promedio [km/h]	Error [%]
Naciones Unidas	46.507	
	45.865	1.38
Generador aleatorio de manejo en Python	46.137	0.81
	45.598	1.97
	44.781	3.78

**Tabla. 4.** Comparación velocidad promedio.

Las variables principales del ciclo WLTC evaluadas en la Tabla 5 denotan: la velocidad promedio con paradas (inactividad), aceleración máxima, aceleración mínima y el RPA, donde se observa que el ciclo aleatorio compilado presenta una velocidad promedio muy cercana al perfil teórico, además de que las aceleraciones (positiva y negativa) se encuentran por debajo de los límites máximos y la magnitud del RPA para la fase baja, media, alta y extra-alta se asemejan con un cierto porcentaje de error que no se considera inaceptable. Para los valores de aceleración máxima, mínima y RPA se realizaron 10 corridas del código.

Ciclo de manejo	Velocidad promedio [km/h]	$\begin{array}{c} a\_{max} \\ \left[\frac{m}{s^2}\right] \end{array}$	$\begin{bmatrix} a_{-}m\\ \frac{m}{s^2} \end{bmatrix}$	RPA
				[0.2046, 0.1904, 0.1223,
Naciones Unidas	46.507	1.7	-1.5	0.1249]
Generador aleatorio				[0.2, 0.167, 0.117,
de manejo en Python	46.932	1. 525	-1.47	0.133]

**Tabla. 5.** Comparación características principales del WLTC.

La aceleración máxima y mínima presentada en la Tabla 5, corresponde al valor máximo obtenido de compilar el código de Python 10 veces y observar el mayor y menor valor respectivamente. La aceleración positiva relativa concierne al promedio para cada una de las fases de velocidad.

#### 3.2.2 MODIFICACIONES DEL CICLO WLTC

Al conseguirse el objetivo primordial de lograr una curva de velocidad mediante números pseudoaleatorios mediante las funciones de Python, que pudiera asemejarse con un bajo porcentaje de error al ciclo WLTC diseñado mediante la recopilación de datos alrededor del mundo y el respectivo análisis estadístico, respetando sus características principales, prosigue como propuesta de trabajo adaptar el generador aleatorio a la información que provee Google, gracias a la opción de proceder como desarrollador, mediante sus aplicaciones (API's).

Anteriormente, se sustentó que se ha investigado en la literatura sobre el análisis energético de vehículos donde se tomaba como información de entrada de velocidad, el ciclo WLTC. Seguido de la implementación de modificaciones al perfil, para observar con fines de investigación, el comportamiento del ciclo ante un escenario definido. De igual manera, en este trabajo se realizaron variaciones en ciertos parámetros para precisar una respuesta de consumo del automóvil con el menor error posible.

Las variables involucradas fueron la duración, la distancia y la velocidad promedio de las fases del ciclo. El tiempo y la distancia, luego de la aplicación de la fracción de código encargada de dividir el trayecto, son definidos como salida de la función *Distance Matrix* y posteriormente usados para el cálculo de la velocidad promedio. Esto quiere decir que, según la cantidad de segmentos presentes en la ruta establecida, el generador aleatorio usa esta información para adaptarlas a las medidas principales de cada etapa de velocidad.

Asimismo, se modificó el rango entre la máxima y la mínima aceleración permisible. Para sustentar el cambio, se fundamentó la decisión en un estudio realizado en vehículos eléctricos únicamente, donde se establece un ciclo de manejo específico para este tipo de medio de transporte. Los valores usados en el artículo denominado *Clustering of real BEV driving data with subsequent driving cycle construction using Markov chains* [26], corresponde a  $2.2 \frac{m}{s^2}$  y  $-2.2 \frac{m}{s^2}$ . Las magnitudes definidas para los límites de estimación de la aceleración corresponden a  $2.3 \frac{m}{s^2}$  y  $-2.3 \frac{m}{s^2}$ . Los valores de velocidad que plantea el documento citado no son tomados en consideración, porque se

planteó utilizar los resultados de las velocidades promedio calculadas a partir de la información proveniente de las aplicaciones de Google.

La velocidad promedio, previamente usada para determinar cuál fase del ciclo WLTC se aplicaba a cada segmento, se asignará de igual manera a la velocidad promedio con inactividad de cada etapa atribuida, lo cual permite evitar una curva de velocidad con una media superior a la que propone la información generada por Google.

Al realizarse la modificación del ciclo WLTC adecuándolo a las necesidades del proyecto, las variables de entrada para la generación aleatoria del ciclo de manejo se modificaron. Por consiguiente, el siguiente diagrama de flujo expresa cómo funciona finalmente el código (Figura 16).

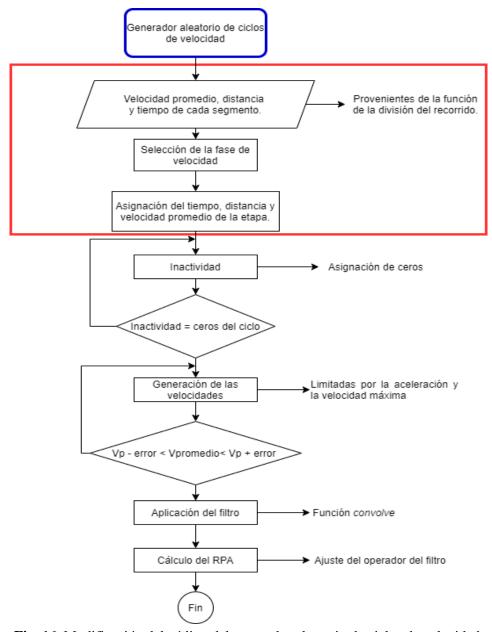


Fig. 16. Modificación del código del generador aleatorio de ciclos de velocidad.

# 3.3 TERCERA ETAPA: CÁLCULO ENERGÉTICO

## 3.3.1.1 Resistencias del balance energético de un vehículo

Los vehículos en la dirección longitudinal presentan fuerzas que deben vencerse para lograr el movimiento del mismo, esto es logrado al alcanzar la tracción necesaria. Entre estas se encuentran: la resistencia aerodinámica (Ra), resistencia al rodamiento, tanto en las llantas delanteras como traseras (Rrf *frontal* y Rrr *rear*), resistencia ocasionada por remolcar carga (Rd), la inercia y la resistencia producida por la inclinación de la superficie (Rg) [14]. En la Figura 17 se observan las cargas existentes.

 $h_a$  = Distancia desde el suelo hasta donde se concentra la Resistencia aerodinámica.

 $h_d$  = Distancia desde el suelo hasta donde se aplica la fuerza producida por remolcar una carga.

h = Distancia desde el suelo al centro de masa del vehículo.

W = Fuerza debida al peso del vehículo.

 $W_f$  = Fuerza normal aplicada a las llantas delanteras.

 $W_r$  = Fuerza normal aplicada a las llantas traseras.

L = Distancia entre las llantas delanteras y traseras.

 $l_1$  = Distancia del centro de masa al eje delantero de las llantas.

 $l_2$  = Distancia del centro de masa al eje trasero de las llantas.

 $\theta_s$  = Ángulo de inclinación de la superficie.

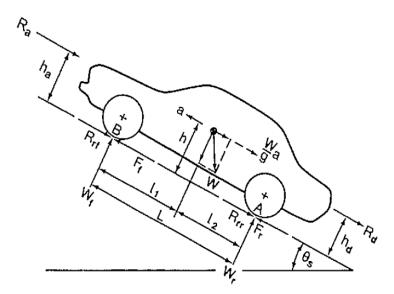


Fig. 17. Resistencias del vehículo [14].

Definidas las variables de entrada de nuestro análisis (elevación, perfil de velocidad y aceleración), además de las ya previamente asequibles, correspondientes a características del vehículo o del entorno, como lo son: masa total y área frontal del automóvil, velocidad promedio del aire, densidad del aire, coeficiente de arrastre y coeficiente de rodamiento, se continuó el proceso con la estimación de la potencia total requerida para completar a cabalidad una ruta, como medida de

las potencias particulares de un análisis energético (aerodinámica, debida a la inclinación, causada por la resistencia al rodamiento y la inercial).

La ecuación para el cálculo de la tracción necesaria que se desarrollaría en las llantas [14] es la siguiente:

$$F = R_a + R_r + R_d + R_g + \frac{aW}{g} \tag{3}$$

Donde:

F = Tracción desarrollada por las llantas.

Ra = Resistencia aerodinámica.

Rr = Resistencia al rodamiento.

Rg = Resistencia debida al peso.

Rd = Resistencia debida a la acción de remolcar una carga.

El último componente de la ecuación corresponde al efecto de la inercia.

Las resistencias al rodamiento y debida al peso tienen en cuenta el efecto de la pendiente del recorrido, obtenido mediante el perfil de elevación extraído de la aplicación de Google. Además, el efecto inercial tiene como variable la aceleración, generada anteriormente por el código de Python desarrollado.

Para el análisis no se tiene en cuenta la presencia de una carga externa que se desea remolcar, por lo tanto, la aportación de la resistencia Rd es nula. Además, la información concerniente a el peso del vehículo, el coeficiente de arrastre y rodamiento fueron suministrados como resultado de un análisis realizado por los investigadores del CIMA a dos vehículos eléctricos. En cuanto a cantidad de pasajeros y su influencia en la masa total del vehículo, se mantuvo un peso promedio por persona de 80 Kg. Asimismo, datos como la gravedad y la densidad del aire se estandarizaron (9.81  $\frac{m}{s^2}$  y 1.3  $\frac{kg}{m^3}$  respectivamente).

## 3.3.2 PROCESO DE CÁLCULO

La operación correspondiente fue desarrollada en un código escrito en lenguaje Python puesto que era conveniente para su posterior integración en la interfaz gráfica.

En la Figura 18 se muestra el diagrama de flujo respectivo al cálculo energético con las correspondientes variables de entrada y las operaciones.

El programa primeramente recibe los datos referentes a la velocidad, la aceleración y el perfil de elevación. Cabe resaltar que los puntos de altura provenientes de *Google Elevation* no se entregan

cada segundo, sino como una medida de la cantidad de elementos determinados por la aplicación; por lo tanto, no se posee control sobre dicha información. Una solución para su pertinente adecuación en segundos, fue determinar la equivalencia para cada altura de su índice respectivo, al valor en tiempo determinado por la duración del ciclo generado aleatoriamente, todo esto para mantener el mismo tamaño de los vectores de elevación, velocidad y aceleración.

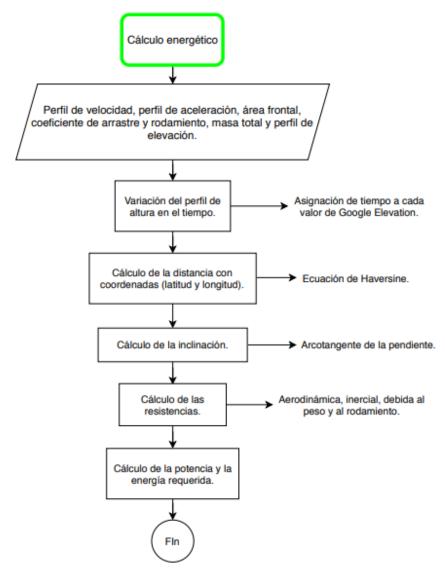


Fig. 18. Diagrama de flujo del cálculo energético.

En relación con la distancia, se utilizó la fórmula de Haversine, elaborada para la navegación astronómica, permitiendo determinar la separación que existe entre dos puntos sobre la superficie de la tierra, conociendo sus coordenadas (latitud y longitud) [27]. El valor seleccionado como radio del planeta (aproximación esférica) para el uso de la ecuación descrita fue de 6371000 metros. De esta manera, se calculó para todas las alturas conocidas, con el objetivo de conseguir la pendiente para luego aplicar la función trigonométrica conocida como arcotangente y estimar la inclinación

de la ruta. Para la respectiva compilación, el ángulo debe encontrarse en radianes, por consiguiente, debió hacerse la conversión previa.

Debido a que Rg y Rr involucraban la inclinación, la cual fue extraída de los datos de elevación, no se contaba con información segundo a segundo de la variación de las fuerzas. Por consiguiente, se procedió a asignarle a cada variación de altura, conociendo la pendiente, un comportamiento lineal, resultando en una aproximación de las resistencias en los tramos donde no se conoce realmente la altura puntual, lo cual influye en la inclusión de un pequeño porcentaje de error en el cálculo; pero que se asume aceptable.

Las demás resistencias, aerodinámica y la componente inercial, son determinadas mediante el perfil de velocidad y aceleración para luego hallar la tracción en las ruedas mediante la sumatoria, como se mostró anteriormente en la ecuación 1. Además, cada una de las resistencias multiplicadas por la velocidad nos dan como resultado las potencias requeridas para a su vez obtener la energía en la unidad comercial de consumo eléctrico (Wh), que debiera ser suministrada si se desea realizar el recorrido en un vehículo. Las fórmulas correspondientes a las fuerzas [14], la potencia y la energía se presentan a continuación (ecuación 4, 5, 6, 7 y 8).

$$P_{aerodin\acute{a}mica}(t) = \left(\frac{1}{2} * \rho * A_f * C_d * (V_r(t)^2)\right) * V(t)$$
(4)

Donde:

 $\rho$  = Densidad del aire estándar.

 $A_f$  = Area frontal del vehículo.

 $C_d$  = Coeficiente aerodinámico del vehículo.

Vr = Velocidad relativa entre el aire y el automóvil.

V(t) =Velocidad instantánea.

$$P_{inclinación}(t) = (m * g * sin(\theta)) * V(t)$$
<sup>(5)</sup>

Donde:

m = Masa del vehículo.

g = Gravedad.

 $\theta$  = Inclinación en radianes.

V(t) = Velocidad instantánea.

$$P_{rodamiento}(t) = (m * g * c_r * cos(\theta)) * V(t)$$
<sup>(6)</sup>

Donde:

Cr = Coeficiente de rodamiento.

m = Masa del vehículo.

g = Gravedad.

 $\theta$  = Inclinación en radianes.

V(t) = Velocidad instantánea.

$$P_{inercial}(t) = (m * a(t)) * V(t)$$
<sup>(7)</sup>

Donde:

a(t) = Aceleración instantánea.

V(t) = Velocidad instantánea.

m = Masa del vehículo.

$$E_{wh} = \frac{(P_{aerodin\acute{a}mica} + P_{inclinaci\acute{o}n} + P_{rodamiento} + P_{inercial})}{3600}$$
 (8)

Donde:

3600 es el factor de conversión pertinente para transformar la energía de Julios a Wh.

Como último paso se determina la energía para el trayecto definido en Wh para luego ser filtrada con el fin de usar los valores positivos para la estimación del consumo energético, garantizando el cálculo de los requerimientos brutos del vehículo. La eficiencia de conversión utilizada para el código fue de 0.97, valor suministrado por el equipo encargado de las pruebas en dinamómetro. Cabe resaltar que es un valor preliminar y deben realizarse más mediciones para corroborarlo.

Es importante resaltar el gran impacto del comportamiento del conductor al volante, siendo una variable importante sobre la energía consumida, puesto que, dependiendo de la exigencia demandada, medida en forma como procede a usar el pedal del acelerador, ocasiona variaciones que la simulación planteada no puede controlar. Es por esto por lo que se implementó un factor de seguridad sobre la estimación, realizando una pregunta previa al usuario sobre si se considera de tipo rápido o normal al momento de conducir. Se estimó de 1/0.8 y 1/0.98 para veloz y normal respectivamente, buscando así sobredimensionar el valor calculado bajo condiciones normales por la aplicación con el objetivo de sobredimensionar la magnitud para evitar el riesgo de una mala valoración y que la persona no complete su recorrido por descarga de sus baterías llevándolo a un contexto real de implementación. Los valores propuestos son una aportación al proyecto, pero requieren más investigación.

Para el cálculo de baterías se requieren conocer: las características de la batería Li-Ion, la potencia requerida y el pico de corriente del ciclo para determinar la cantidad de paquetes de baterías en serie que se demandan en el vehículo para el cumplimiento del trayecto analizado. Además, mediante el cálculo de la profundidad de descarga se determina la autonomía teórica que desarrollaría el coche en kilómetros.

## 3.3.3 FUNCIONAMIENTO GENERAL DE LA APLICACIÓN

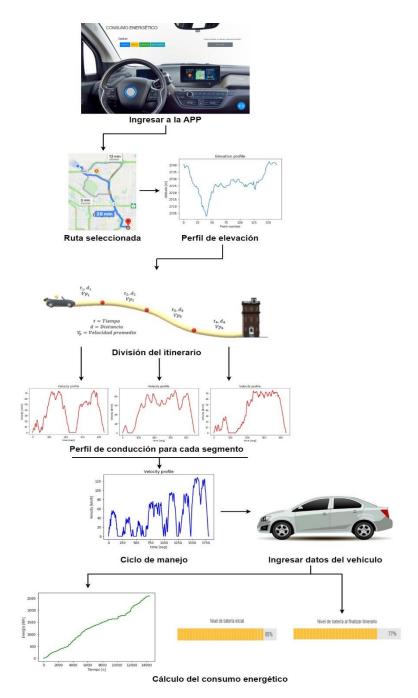


Fig. 19. Mapa mental del funcionamiento general de la aplicación.

La Figura 19 representa el esquema de funcionamiento de la aplicación, donde se exponen secuencialmente cada una de las etapas previamente descritas con ilustraciones relacionadas a su contenido o resultado parcial.

## 3.3.3.1 Aplicaciones de Google para desarrolladores

Google APIs, son interfaces de programación para desarrolladores con el fin de permitir interactuar con los servicios de la empresa y su respectiva integración con la generación de aplicaciones. Existen diversas variedades, entre las más conocidas se encuentran: Google Drive, Google Calendar, Gmail [13].

Enfatizando en la obtención de información cartográfica, se encuentran disponibles 15, resaltando:

- Directions
- Distance Matrix
- Geocoding
- Geolocation
- Maps Elevation
- Maps Embed
- Places

Para acceder a la información de las APIs es necesario generar credenciales para tener acceso, conocidas como API key. Cada vez que se requiere obtener información, se realiza una solicitud (request). Cada aplicación contiene información del costo por request. El control del uso de las APIs se realiza en Google Cloud Platform, donde se posee una biblioteca para búsqueda según el interés, manejo de credenciales, potestad para activación y cantidad de peticiones en un determinado tiempo [13].

#### 3.3.4 DESARROLLO DE LA INTERFAZ

La interfaz fue elaborada en lenguaje Python mediante la implementación de un entorno conocido como Dash, que permite al usuario elaborar aplicaciones interactivas en la web [28], con la ventaja de poder desplegarlas en servidores y compartirlas mediante URLs.

La primera etapa fue el desarrollo de la portada, la cual incluye un fondo amigable para el usuario, y 3 botones con las indicaciones respecto a los siguientes parámetros: el itinerario, definido por los puntos concernientes a la ruta, el tráfico y el tipo de conductor, los cuales deben especificarse posteriormente cuando se desee comenzar a realizar la simulación, accionada mediante otro botón. La Figura 20 expone la página principal de la aplicación.



Fig. 20. Portada de la interfaz.

Respecto al itinerario (Figura 21), se despliega una imagen y un panel de instrucciones donde se recuerda al usuario que debe ingresar un punto inicial y final de la ruta. Además, que cuenta con 10 puntos intermedios para definir a su gusto las posiciones específicas por donde quiere simular el itinerario. Es importante resaltar que Google se ubica con mayor precisión con coordenadas geográficas.



Fig. 21. Indicaciones del itinerario.

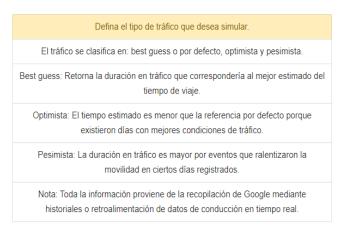




Fig. 22. Indicaciones respecto al tipo de tráfico.

La Figura 22 muestra la información relacionada al botón denominado tráfico del menú principal. El usuario para la simulación debe seleccionar cómo quiere que sea el comportamiento del flujo vehicular. Google ofrece tres opciones: optimista, pesimista y por defecto (*Best-guess*) las cuales son explicadas en el recuadro ilustrado. La selección se usó para delimitar el tiempo estimado del trayecto en la hora y fecha definidas.

Finalmente, el último parámetro es el conductor (Figura 23). El comportamiento del usuario al volante es un factor que afecta el consumo energético del vehículo. Por lo tanto, se plantearon dos opciones: normal y rápido, mediante las cuales se realiza un ajuste con respecto al tipo de conductor. Cabe aclarar que la selección es una decisión a criterio personal.

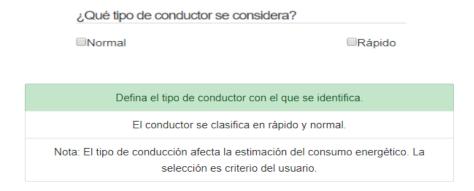


Fig. 23. Indicaciones tipo de conductor.

Al seleccionar el mando titulado "IR A LA APP", se carga la interfaz correspondiente al cálculo del consumo energético, la cual incluye el nombre del proyecto, un pequeño listado concerniente a las instrucciones básicas de uso, dos gráficas que cumplen la función de ejemplificar el perfil de elevación extraído de Google y la curva de velocidad generada aleatoriamente. La Figura 24 expone la página principal de la aplicación.

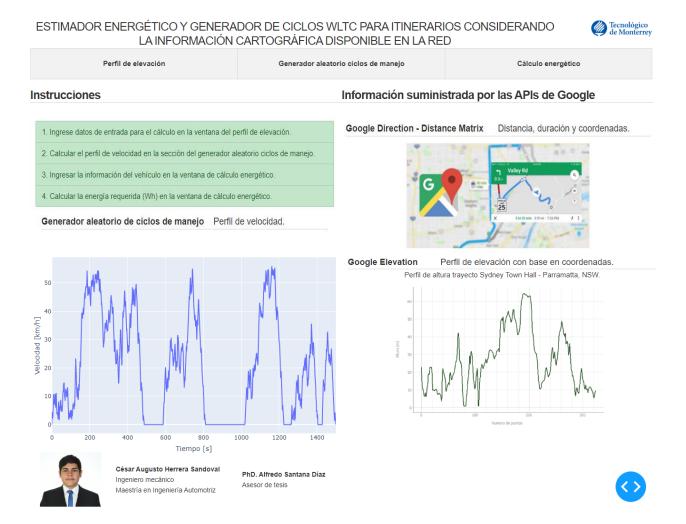


Fig. 24. Interfaz de la aplicación de cálculo.

La aplicación se encuentra subdivida en tres secciones: perfil de elevación, generador aleatorio de ciclos de manejo y cálculo energético.

#### 3.3.4.1 Perfil de elevación

Es la subdivisión en la cual el usuario define el punto de partida y de finalización de su ruta, especificando previamente si se trata de una trayectoria o un circuito. Además, Google permite fijar 10 puntos intermedios como máximo, indicando lugares particulares por donde desea que la ruta se genere. De lo contrario, únicamente hará uso de las indicaciones de inicio y fin y se definirá el mejor recorrido posible.

A continuación, se procede a definir tanto la hora en la que desea realizar la búsqueda y la fecha correspondiente. Por último, se requiere seleccionar el tipo de modelo de tráfico, donde se consideran tres especificaciones: pesimista, optimista o la definida por defecto. La influencia de dicha variable recae sobre la duración del trayecto, puesto arroja como resultado el tiempo promedio necesario para recorrer cierta distancia para los tres escenarios. La Figura 25 muestra el diseño correspondiente a los datos de entrada.

Para ejemplificar el funcionamiento de la aplicación web, la información ingresada es la siguiente: el tipo de recorrido corresponde a un circuito, puesto que poseemos el mismo punto de partida y finalización. El origen y destino se fijaron mediante sus coordenadas geográficas al igual que los puntos intermedios, puesto que aumenta la precisión en la que *Google Maps* se posiciona y evita que se elijan lugares que no estaban en la planeación inicial.

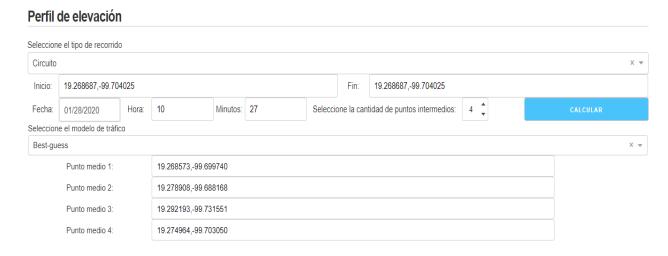


Fig. 25. Datos de entrada, sección del perfil de elevación.

Posteriormente, se procede a activar el botón de calcular para que las funciones programadas para el cálculo del perfil de elevación, la imagen del mapa que ilustra el trayecto elegido y velocidad promedio de las subdivisiones realizadas se ejecuten y arrojen los resultados esperados.

Además, existe una opción dentro de la ubicación llamada resultados que permite seleccionar si los valores de tiempo, distancia y velocidad promedio se desean observar para el itinerario completo o seccionado, tal y como se muestra en la Figura 26.

Dirección inicial:	Dirección final:
Jesús Reyes Heroles 305, San Buena Ventura, 50266 Toluca de Lerdo, Méx., Mexico	Jesús Reyes Heroles 305, San Buena Ventura, 50266 Toluca de Lerdo, Méx., Mexico
Seleccione el tipo de resultados a obtener	
Ruta subdividida	
Coordenadas:	
[(19.26872, -99.70403), (19.27875, -99.68765), (19.28736, -99.71414), (19.29156, -99.72	2971), (19.28273, -99.70288), (19.26872, -99.70403)]
[(19.26872, -99.70403), (19.27875, -99.68765), (19.28736, -99.71414), (19.29156, -99.72 Duración [seg]:	2971), (19.28273, -99.70288), (19.26872, -99.70403)]  Distancia [m]:
	, , , , , , , , , , , , , , , , , , ,
Duración [seg]:	Distancia [m]:

Fig. 26. Datos de salida para una ruta subdividida.

El mapa del camino seleccionado se muestra al igual que la curva de elevación, antes del subtítulo resultados en la ventana del perfil de elevación (Figura 27). Las gráficas expuestas en la web,

permiten al usuario una interacción didáctica gracias a funciones como: guardar imagen, mostrar puntos de corte en los ejes en tiempo real, acercar y alejar, entre otras.



Fig. 27. Ejemplo resultante del perfil de elevación y el mapa del itinerario.

#### 3.3.4.2 Generador aleatorio de ciclos de manejo

La subdivisión anterior (perfil de elevación) nos entrega los datos de entrada en esta etapa. Por lo tanto, el usuario únicamente debe definir el color de la gráfica que desee y activar el botón de cálculo. Los resultados, además de la curva de velocidad generada aleatoriamente (Figura 28), bajo las condiciones definidas en la sección 3.2, son: velocidad promedio del ciclo, aceleración máxima, aceleración mínima (desaceleración máxima), inactividad total (cantidad de ceros) y el RPA para cada fase generada.



Fig. 28. Ejemplo de un ciclo de manejo generado.

La Figura 29 muestra la interfaz con la información obtenida para los datos ingresados anteriormente en la sección de elevación, continuando con el proceso de cálculo consecutivamente.

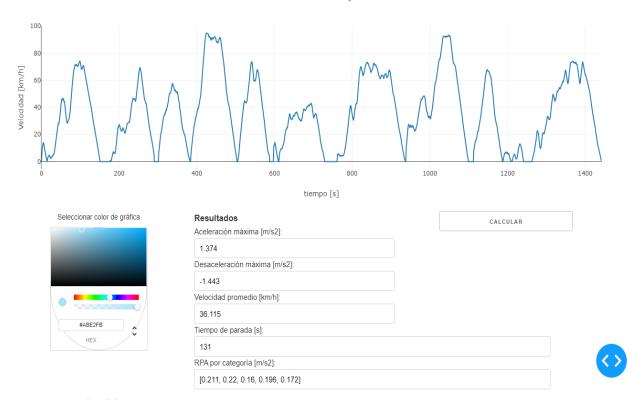


Fig. 29. Interfaz para la subdivisión del generador aleatorio del perfil de velocidad.

### 3.3.4.3 Cálculo energético

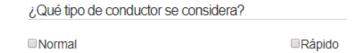
El cálculo energético requiere los resultados de las subdivisiones del perfil de elevación y el generador aleatorio. Por consiguiente, corresponde a una etapa derivada de las anteriores. Además, el usuario debe ingresar información de entrada para indicar las variables: masa total (incluyendo los pasajeros), coeficiente de rozamiento y aerodinámico (arrastre), área frontal del vehículo y la velocidad promedio del aire (para determinar la velocidad relativa entre el aire y el auto), dependiendo del lugar donde se desea realizar la simulación.

Posterior al ingreso de los datos, es necesario presionar el botón para que la función de cálculo energético sea llamada y vinculada a la interfaz. Los resultados corresponden a la energía en Wh y en Wh/km, contemplando la distancia del itinerario extraída por la aplicación *Distance Matrix* de Google. Asimismo, se exhibe una gráfica que muestra la potencia por segundo durante la duración total. La sección de la página descrita se observa en la Figura 30.

#### Cálculo energético Datos de entrada Resultados Velocidad promedio del aire [km/h]: Coeficiente aerodinámico Masa del vehículo [kg]: 0 0.59 1510 Energía requerida (Wh): 3311.64 Área frontal [m2]: Coeficiente de rozamiento Calcular el consumo energético 1.93 0.0179 Energía requerida [Wh/km]: 233.26 ¿Cuál es el porcentaje de carga inicial?: [%] ¿Cuánta energía poseen las baterías al 100%?: [Wh] Potencia recorrido 601 Potencia [W] 1000 1200

Fig. 30. Interfaz del cálculo energético.

El factor de seguridad añadido relativo al impacto del comportamiento del conductor sobre el cálculo energético se implementa con un cuestionamiento al usuario, tal y como se muestra en la Figura 31.



**Fig. 31.** Factor de seguridad por comportamiento del conductor al volante.

Además, se añadió una sección adicional referente al cálculo de baterías y la autonomía del vehículo eléctrico (Figura 32). Para el análisis, se posee automáticamente la información de una batería de Litio Voltronix Modelo V-LYP260Ah en caso de que el usuario no tenga la información respectiva, procediendo únicamente a activar la pestaña llamada características por defecto.



Fig. 32. Sección para el cálculo de baterías y la autonomía.

La autonomía se calcula mediante la ecuación de profundidad de descarga, dependiente de la corriente requerida por el trayecto (Ecuación 9) [35].

$$DoD(t) = \int_{t_0}^{t} \frac{i^n}{\lambda} * dt , \qquad DoD(t_0) = 0$$
 (9)

#### Donde:

 $\lambda$  = Capacidad de la batería [Ah]

n =Coeficiente de Peukert

En caso de poseer los datos de la batería de Litio, seleccionando el botón de características de la batería, se despliega una ventana emergente (Figura 33) donde se pide: el voltaje real, voltaje nominal, peso húmedo, capacidad, voltaje máximo, volumen y la capacidad de arranque en frío, cada uno en las respectivas unidades que se esquematizan.



Fig. 33. Pestaña emergente para ingresar los datos de la batería.

#### Donde:

[V] = Voltaje

[Kg] = Kilogramos

[Ah] = Amperio-hora

[L] = Litros

[A] = Amperios

Como entrada extra, se pide el voltaje del bus, importante en un proceso de diseño para la determinación de la cantidad de baterías si se conoce el consumo energético del vehículo, y los valores pico de potencia y corriente. Finalmente, el botón calcular permite llamar la función encargada y como resultado se obtiene la cantidad de elementos conectados en serie, además de los paquetes que se deben acoplar en paralelo y su autonomía en kilómetros.

Además, como información adicional, se crearon dos segmentos donde se le pide al usuario ingresar el porcentaje de carga que posee el vehículo al momento de realizar la prueba y la energía

que pueden suministrar las baterías con la carga completa. Asimismo, se programaron dos barras de porcentaje para esquematizar el porcentaje de carga de las baterías antes y después de la simulación. Con esto, el usuario tendría una idea de cuánta carga resultante tendría el vehículo luego de completar el itinerario que desea realizar (Figura 34).



Fig. 34. Representación del estado de carga de las baterías.

La Figura 36 ejemplifica la parte inferior de la subdivisión del cálculo energético, donde se añade un espacio de selección de datos para que el usuario pueda observar la curva de velocidad, el perfil de elevación, la aceleración y la energía calculada para el tiempo total del trayecto seleccionado.

Uno de los inconvenientes de la unificación de las tres gráficas es la escala. Por esto, se decidió añadir herramientas didácticas facilitadas por Dash para la selección del factor de multiplicación que se le aplica a cada curva (Figura 35). El rango al que se puede optar es: mínimo, la mitad, igual (por defecto), el doble y un coeficiente de multiplicación de diez veces. El valor inferior para el perfil de velocidad y la energía corresponde a la cantidad dividida por diez. No se usa para las tres opciones, puesto que los datos de altura dependiendo del lugar definido puede llegar a los miles de metros. Por ejemplo, para Toluca, la altura promedio corresponde a los 2725 metros sobre el nivel del mar (información extraída de Google). Por lo tanto, si se unifica en conjunto con los demás, las líneas correspondientes a la energía y la velocidad no se apreciarán adecuadamente, lo que se solucionó dividiendo por 100.



Fig. 35. Escala de las gráficas



**Fig. 36.** Gráficas inherentes al itinerario.

Como resultado la aplicación genera las curvas concernientes al perfil de velocidad, aceleración, elevación, potencia y el consumo energético segundo a segundo, expuestas en las Figuras 37, 38, 39, 40 y 41 respectivamente. Cabe resaltar que el ciclo de conducción no responde a las variaciones del perfil de elevación, la idea consiste en observar los efectos de manera general sobre el cálculo de la energía requerida por el vehículo en una ruta delimitada.

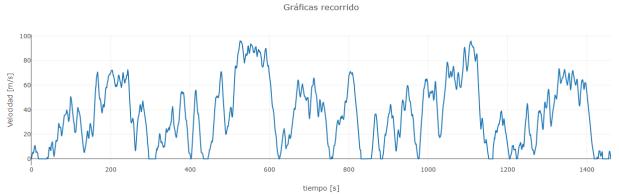


Fig. 37. Gráfica de velocidad.



Fig. 38. Gráfica de elevación.

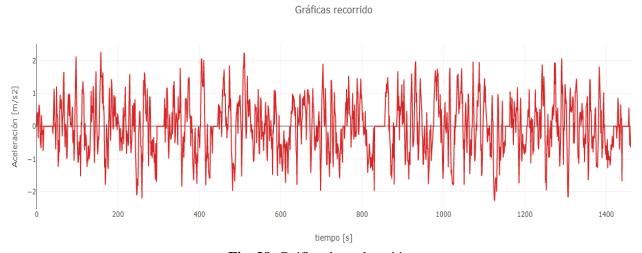


Fig. 39. Gráfica de aceleración.

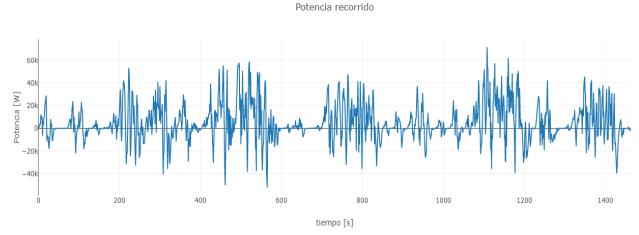


Fig. 40. Gráfica de potencia.

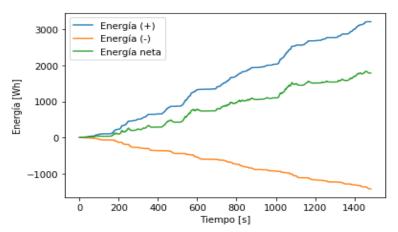


Fig. 41. Gráfica de energía.

La Figura 42 exhibe el diagrama de flujo general de la aplicación, incluyendo las API's usadas para recopilar información y poder obtener el consumo energético en Wh de un vehículo que recorre un itinerario definido.

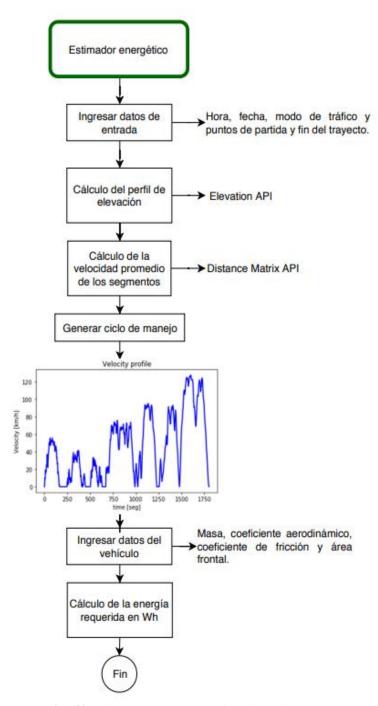


Fig. 42. Diagrama general de funcionamiento.

# **4 EXPERIMENTOS Y ANÁLISIS**

La información que se utilizó en gran medida durante los análisis corresponde a la ruta las Torres con el vehículo A. Lo demás se clasifica como secreto comercial. Por lo tanto, no se encuentra en el documento.

## 4.1 CUARTA ETAPA: PRUEBAS EXPERIMENTALES

Al culminar el modelo de cálculo energético, es indispensable la respectiva comparación de los resultados para determinar la veracidad de la información presentada. Para cumplir este proceso se usaron dos vehículos eléctricos, el modelo A y B (Figura 43), gracias a los vínculos del centro de investigación CIMA con la industria. Por motivos de confidencialidad, no se expondrá la marca propietaria de los automóviles. Además, es importante resaltar que la información referente a los datos dinámicos de los autos fueron proporcionados por estudiantes pertenecientes al CIMA durante la realización de un proyecto relacionado.



Fig. 43. Vehículos eléctricos para pruebas de validación.

### 4.1.1 RUTAS DE PRUEBA

Los itinerarios seleccionados se llevaron a cabo en la ciudad de Toluca, México. La característica que comparten es la presencia de una combinación de tramos de alta, media y baja velocidad. La primera ruta (Figura 44) tiene una distancia promedio de 14.2 kilómetros y una duración promedio de 25 minutos en modo conducción. La siguiente (Figura 45), 10.8 kilómetros y 24 minutos respectivamente. Los datos medios fueron extraídos de *Google Maps*.

Para efectos prácticos, la nomenclatura de los recorridos fue la siguiente: las Torres para el primero y Alpinismo para el segundo.

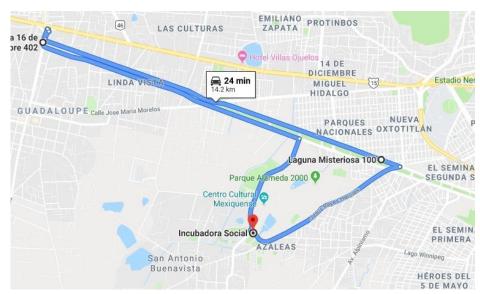


Fig. 44. Ruta 1, las Torres.

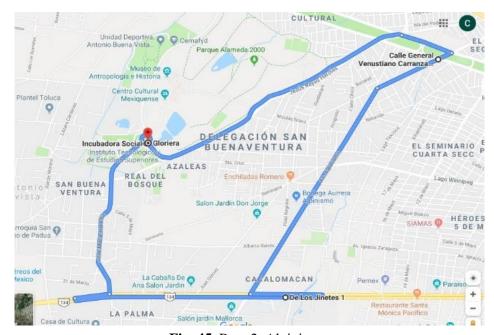


Fig. 45. Ruta 2, Alpinismo.

## 4.1.2 METODOLOGÍA DE LAS PRUEBAS

Una de las principales restricciones de la medición fue la disponibilidad de los vehículos para la realización de las pruebas. Al no ser propiedad del centro de investigación, se contaba únicamente con un período corto de tiempo (teniendo en consideración la recarga de las baterías, los horarios de la universidad y de los conductores), razón por la cual se definieron 5 repeticiones por ruta para los dos modelos, sumando en total 20 pruebas.

Se contó con la presencia de 3 conductores y se dio variación en la cantidad de pasajeros según la disponibilidad de los integrantes del CIMA (2 y 4 ocupantes). Además, se tomó registro de la hora de partida de cada recorrido y el día de la semana.

La Tabla 6 describe las configuraciones que se realizaron para la medición energética del modelo A para la ruta las Torres.

	MODELO A							
	RUTA LAS TORRES							
Ruta	Hora inicial	Fecha de la prueba	Conductor	Personas dentro del vehículo				
1	11:09	9/23/2019	1	4				
2	12:01	9/23/2019	2	2				
3	12:24	9/23/2019	2	2				
4	12:48	9/23/2019	2	2				
5	13:11	9/23/2019	3	2				

Tabla. 6. Información ruta las Torres de la prueba.

### 4.1.2.1 Equipo de medición

El equipo usado fue el módulo principal y su accesorio GPS de la marca DEWESoft, para la recopilación de las siguientes variables: corriente y voltaje de salida del paquete de baterías, velocidad del vehículo, tiempo transcurrido y el perfil de elevación del itinerario.

Para el montaje, se tomaron medidas preventivas puesto que los automóviles son propiedad de una empresa externa. Realizando previamente la respectiva averiguación de sus protocolos y recomendaciones al momento de operar las conexiones de la instalación eléctrica y los puntos claves de medición.

La instalación del equipo para la medición del voltaje y la corriente contiene una serie de pasos:

- 1. Conexión del inversor a la batería de ácido plomo (12 Voltios) para poder alimentar el módulo principal del equipo DEWESoft.
- 2. Conectar un módulo secundario para la conexión de los *clamps* (pinzas amperimétricas) de corriente y los bornes para medición de voltaje.

- 3. Ubicar la pinza amperimétrica en los cables de salida del banco de baterías (Figura 46). Se usaron dos para observar el comportamiento de la corriente al salir del paquete de baterías y pasar por la primera etapa anterior al controlador del motor. La figura de la izquierda representa la salida de corriente y la derecha demuestra la entrada del controlador.
- 4. Ubicar los bornes de voltaje (Figura 47). Se localizó el espacio que garantizara facilidad y seguridad para el personal involucrado en la conexión, ya que se trata de voltajes muy altos y representa un riesgo elevado. Por consiguiente, se utilizó equipo de protección adecuado para la manipulación.
- 5. Conectar una pantalla de computador convencional al módulo principal mediante un puerto VGA para la visualización tanto de la interfaz del programa del equipo y de la medición de los canales seleccionados (previamente se definen las variables de interés para almacenar la información).



Fig. 46. Medición de corriente.



Fig. 47. Medición de voltaje.

El GPS trae consigo dos elementos que deben posicionarse correctamente en el vehículo. Uno de ellos se ubica en la parte superior externa (Figura 48) y el segundo, en medio de los asientos frontales. Ambos componentes se encuentran alineados si observamos desde un plano superior, en el centro del automóvil.

Antes de cada recorrido, la única consideración respecto a los canales de medición del software del equipo es reiniciar la magnitud de la distancia recorrida, puesto que la medición cuando se finaliza, graba la información más no reinicia los valores a cero.



Fig. 48. Instalación componente GPS.

Durante las mediciones de la elevación, se utilizaron dos GPS, el primero corresponde a un dispositivo conocido como VBOX, cuya característica primordial es su instalación rápida en el vehículo. El segundo es el GPS del equipo DEWESoft, el cual presentó mejor resolución (criterio personal) que el VBOX, razón por la cual se decidió analizar la información de altura con este componente.

Las especificaciones del GPS del dispositivo DEWESoft [36] son las siguientes: la velocidad de exactitud corresponde a 0.05 m/s, la exactitud de posición horizontal y vertical son 2 y 3 metros respectivamente. La exactitud de posición horizontal (por sus siglas en inglés SBAS) equivale a 0.6 metros y la vertical (SBAS) a 1 metro. Finalmente, la velocidad de datos de salida es de hasta 100 Hz.

# 4.2 PERFIL DE ELEVACIÓN

Para garantizar la validez de la información suministrada por la aplicación *Elevation* se realizó un análisis comparativo entre los datos registrados por el GPS del equipo DEWESoft y la información suministrada por Google para el circuito las Torres. Los resultados se presentan gráficamente con los perfiles de ambas fuentes de datos y el respectivo porcentaje de error de uno con respecto al otro, tomando como valores teóricos las mediciones del dispositivo del centro de investigación CIMA.

Debido a que el GPS de DEWESoft recopila gran cantidad de información comparada con la aplicación de Google, dependiente de la distancia del trayecto, genera una cantidad de puntos variable. Por esta razón, se utilizó una técnica llamada submuestreo para lograr que la cantidad de puntos de los dos grupos fuera semejante y realizar la respectiva comparación.

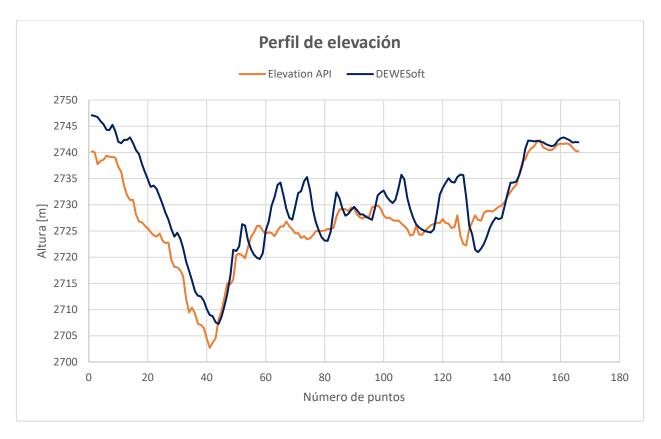


Fig. 49. Gráfica comparativa perfil de elevación.

La línea azul en la Figura 49 representa el perfil de elevación registrado por el GPS y la de color naranja representa los datos extraídos de la aplicación *Elevation*. Se propuso observar los puntos iniciales y finales, además del punto medio, las alturas máxima y mínima para calcular el error, descritos en la Tabla 7.

**Tabla. 7.** Tabla de errores perfil de elevación.

Perfil de elevación					
Punto	DEWESoft	Elevation API	Error [%]		
Inicial	2746.185	2740.210	0.2176		
Final	2741.909	2740.210	0.0620		
Medio	2725.702	2725.609	0.0034		
Máximo	2747.142	2742.324	0.1754		
Mínimo	2707.074	2702.719	0.1609		

Como se observó en los resultados obtenidos referentes al error de la tabla anterior, los datos suministrados por la aplicación *Elevation* poseen errores menores al 1 %, garantizando que la información recopilada de *Google* puede emplearse en el cálculo de la energía potencial durante todo el trayecto definido.

Además, se comparó punto por punto las elevaciones medidas por el DEWESoft y los datos obtenidos de la aplicación de Google, donde se observó que el mayor porcentaje de variación correspondió al 0.48 %, lo cual indica que la información proveniente de *Elevation* puede usarse para predicciones que involucren el perfil de elevación de un trayecto.

## 4.3 COMPARACIÓN DE LOS PERFILES DE VELOCIDAD

El propósito de esta sección es determinar la similitud existente en tres perfiles de velocidad. El ciclo WLTC, el perfil de velocidad registrado en la medición de los vehículos y el perfil generado aleatoriamente por el código de Python. La comparación permite observar qué características se distancian y poder tener un indicio de aproximación a la realización de un ciclo de manejo en México.

Los parámetros evaluados fueron: velocidad promedio, velocidad promedio con paradas, porcentaje de inactividad, velocidad máxima y la variable RPA (aceleración positiva relativa).

#### 4.3.1 CICLO WLTC CONTRA PERFIL REAL

Las características del ciclo WLTC ya se describieron previamente. Asimismo, la información de las pruebas de la ruta las Torres para el vehículo A relativa a las variables principales de comparación fueron promediadas. Las Tablas 8 y 9 presentan la información para cada una de las fases de velocidad descritas por el WLTC presentes en la ruta.

CICLO WLTC						
FASE	Velocidad promedio [km/h]	Velocidad promedio con paradas [km/h]	Inactividad [%]	Velocidad máxima [km/h]	RPA [kWs/kg km]	
BAJA	18.9	25.7	24.8	56.5	0.2046	
MEDIA	39.2	44.1	10.6	76.6	0.1904	
ALTA	56.7	60.8	6.4	97.4	0.1223	
EXTRA ALTA	92	94	1.5	131.3	0.1249	

**Tabla. 8.** Características principales ciclo WLTC.

RUTA LAS TORRES MODELO A							
FASE	Velocidad promedio [km/h]	Velocidad promedio con paradas [km/h]	Inactividad [%]	Velocidad máxima [km/h]	RPA [kWs/kg km]		
BAJA	29.3	31.1	6.0	63.5	0.4043		
MEDIA	37.9	41.4	8.6	95.2	0.3547		
ALTA	48.6	58.5	16.7	101.3	0.2904		

Tabla. 9. Características principales del ciclo real ruta las Torres.

Las asignaciones de las fases al perfil de velocidad real se realizaron bajo criterio, comparando las velocidades promedio con y sin paradas, estableciendo cual fase se adecuaba mejor a los valores definidos por el ciclo WLTC.

VARIACIÓN [%]						
FASE	Velocidad promedio	Velocidad promedio con paradas	Inactividad	Velocidad máxima	RPA	
BAJA	-54.8	-21.0	75.7	-12.4	-97.6	
MEDIA	3.3	6.1	19.1	-24.3	-86.3	
ALTA	14.2	3.8	-161.1	-4.0	-137.5	

**Tabla. 10.** Variación del ciclo real con respecto al WLTC.

La variación se calculó (Tabla 10) tomando como valor de referencia el ciclo WLTC y el signo negativo representa que el valor teórico es menor que el tomado para la curva medida real. La velocidad promedio con paradas presenta el menor porcentaje para la fase alta y la velocidad sin considerar inactividad en la fase media. La fase baja para la mayoría de sus características ostenta valores superiores a los definidos por el WLTC, razón por la cual no puede considerarse similitud entre los dos perfiles para esta etapa, resaltando que se necesita más información para dar una afirmación totalitaria.

Otra observación se plantea sobre la velocidad máxima, siendo superior en las tres fases comparada con las presentes en el WLTC. Asimismo, la fase media y baja del ciclo real posee un porcentaje de paradas muy bajo a lo establecido y para la fase alta ocurre lo contrario.

### 4.3.2 PERFIL REAL CONTRA EL PERFIL GENERADO

Gráficamente se presentó la información concerniente al perfil generado aleatoriamente por el código de Python y la prueba número 1 de la ruta las Torres (Figura 50), cuyas características correspondientes se encuentran en la Tabla 9.

Se logra observar que la duración de la curva generada por la aplicación y la real se asemejan, indicando resultados positivos a la implementación de la información suministrada por *Distance Matrix API*. Además, se deseaba aproximar la velocidad promedio del perfil simulado (34.615 km/h) con la realidad (37.88 km/h), lo cual pudo observarse con el análisis de datos. Es destacable el hecho de que se requieren una muestra de mediciones reales de un tamaño importante para que se considere representativo estadísticamente.



Fig. 50. Perfil de velocidad generado y medido

Las características del ciclo generado aleatoriamente se presentan en la Tabla 11. Es primordial destacar que el código posee 4 rangos para la definición de la fase según la velocidad promedio proveída por Google para cada uno de los segmentos definidos de la ruta. Los rangos son los siguientes: De 0 a 20 km/h, etapa baja, mayor a 20 y menor o igual a 40 km/h, etapa media, por encima de 40 e igual o inferior a 60 km/h, etapa alta y finalmente superior a 60 km/h, etapa de extra-alta velocidad.

CICLO GENERADO POR LA APLICACIÓN						
FASE	Velocidad promedio [km/h]	Velocidad promedio con paradas [km/h]	Inactividad [%]	Velocidad máxima [km/h]	RPA [kWs/kg km]	
MEDIA	31.9	35.8	11.0	72.4	0.3522	
ALTA	47.6	51.0	6.8	93.7	0.3749	

**Tabla. 11.** Características principales del ciclo generado.

VARIACIÓN [%]						
FASE	Velocidad promedio	Velocidad promedio con paradas	Inactividad	Velocidad máxima	RPA	
MEDIA	16.0	13.6	-28.5	23.9	0.7	
ALTA	2.2	12.8	59.3	7.5	-29.1	

**Tabla. 12.** Variación del ciclo real con respecto al perfil generado.

Se tomó como referencia teórica el ciclo real para la estimación de la variación porcentual. Por otra parte, las velocidades promedio extraídas de *Distance Matrix API* para la ruta de las Torres únicamente se ajustaron a las fases de media y alta velocidad. Por lo tanto, se examinaron las dos etapas en ambos ciclos.

Se distinguió para la mayor parte de las características que el ciclo resultante del código, los valores analizados están por debajo de la referencia. Observando la velocidad promedio con y sin paradas, el promedio general notificado anteriormente, era inferior, razón por la cual la variación es positiva. Además, el porcentaje de variación es bastante cercano, considerablemente aceptable. La inactividad y la velocidad máxima en el desarrollo de las funciones programadas se mantuvo según lo establecido por el WLTC, por eso representan las mayores magnitudes de diferencia.

Tal y como se ha expresado durante el documento (Sección 4.2), la falta de repetibilidad de las mediciones reales no permite desarrollar afirmaciones estadísticamente representativas. Aunque se pueden tomar como indicios válidos para continuar el proceso de investigación y la recopilación de un número aceptable de muestras.

La variable RPA luego de realizarse las respectivas divisiones de la ruta, no es posible garantizar que presente el mismo valor a lo estipulado en el ciclo WLTC, puesto que no se cuenta con la misma duración y distancia para cada una de las etapas. A su vez, haría más complejo el proceso de cálculo por parte del código y la compilación podría llegar a tardar demasiado mientras encuentra una respuesta que cumpla con todos los parámetros.

#### 4.3.3 PERFIL GENERADO CONTRA EL CICLO WLTC

Los datos concernientes a las características principales del ciclo WLTC y el perfil generado por la aplicación se encuentran en la Tabla 8 y 11 respectivamente. Para el porcentaje de variación se tomó como referencia el ciclo WLTC.

VARIACIÓN [%]							
FASE	Velocidad promedio	Velocidad promedio con paradas	Inactividad	Velocidad máxima	RPA		
MEDIA	18.7	18.8	-3.9	5.4	-85.0		
ALTA	16.1	16.1	-6.2	3.8	-206.5		

**Tabla. 13.** Variación del perfil generado con respecto al ciclo WLTC.

Tal y como se expresó en la comparación del perfil real contra la curva resultante del código de Python, la inactividad y la velocidad máxima se mantuvieron con base en los valores definidos para el ciclo WLTC. Es por esta razón que los porcentajes de diferencia son muy bajos entre los dos perfiles.

Complementando, la velocidad promedio con paradas y sin inactividad revelan valores superiores a la comparación de la aplicación contra la medición real; pero son considerados como variaciones aceptables por el proyecto. Por lo tanto, para las fases de media y alta velocidad se puede tomar una referencia de semejanza entre los tres ciclos de velocidad analizados.

### 4.3.4 CARACTERÍSTICAS PRINCIPALES DEL CICLO DE MANEJO

Para las fases de baja, media y alta velocidad se realizaron gráficos radiales donde se establece como la referencia, los valores presentes del ciclo WLTC para observar la proximidad de las variables del ciclo medido (Ciclo las Torres) y el perfil generado por la aplicación desarrollada en Python (Figura 51, 52 y 53).

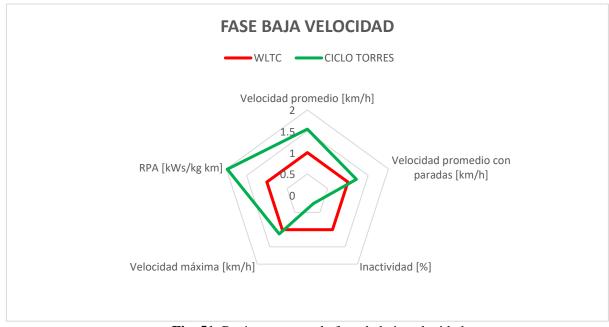
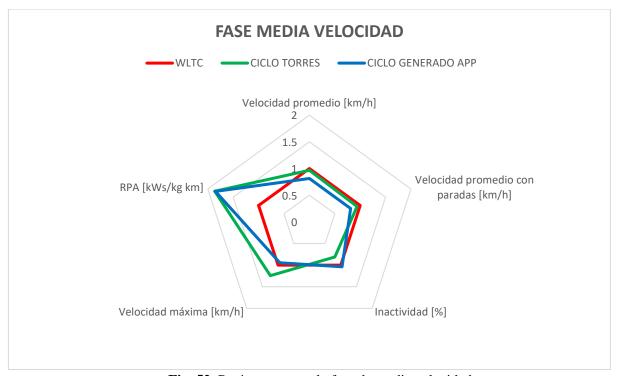


Fig. 51. Parámetros para la fase de baja velocidad.

Los factores que más se alejaron para la fase de baja velocidad fueron: la inactividad, el RPA y la velocidad promedio sin considerar paradas. Para la velocidad promedio, se justifica porque la magnitud propuesta por el WLTC es inferior a lo que sucede cuando se condujo por la ruta las Torres. Asimismo, el porcentaje de inactividad es superior a lo evidenciado durante la conducción.



**Fig. 52.** Parámetros para la fase de media velocidad.

Para la fase de media velocidad, el ciclo WLTC se asemeja al perfil de velocidad generado por la aplicación en la velocidad máxima y el porcentaje de inactividad, parámetros que el código de Python toma como referencia del WLTC. Además, la variación realizada sobre la velocidad promedio con y sin paradas, tomando como base los datos de velocidad promedio proporcionados por las aplicaciones de Google en vez de los valores propuestos por el WLTC, funciona correctamente por la cercanía del ciclo generado y el medido mediante la conducción del vehículo eléctrico.

La velocidad máxima, la inactividad y el RPA se distancian de la referencia, lo cual sirve como indicador para investigar en la generación del ciclo de manejo mexicano, ya que la información del ciclo presenta discrepancia con las mediciones reales.

La Figura 53 expone las características mencionadas anteriormente para la fase de alta velocidad. El porcentaje de inactividad junto con el RPA son las de mayor diferencia apreciable. La inactividad se observa superior a la especificada en el WLTC. Además, es importante resaltar que, para la velocidad máxima, la velocidad con paradas y sin ellas, hay más concordancia en los resultados y se adapta el WLTC a las mediciones en la ruta las Torres.

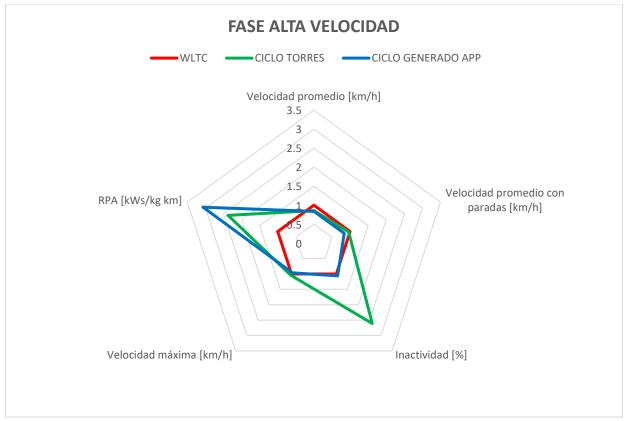


Fig. 53. Parámetros para la fase de alta velocidad.

Al haberse realizado las mediciones de la ruta las Torres en un vehículo eléctrico, el incremento en la variable se debe a que se presentan aceleraciones más grandes que las existentes en un ciclo WLTC, diseñado para vehículos a combustión. Además, comparando el RPA del perfil generado y el real, existe una cercanía, lo que nos da un indicio de que la modificación de la aceleración en el código de Python se ajusta a la conducción real, teniendo en cuenta que no sólo ocurre esto en la fase de alta velocidad, sino también se presentó en la zona de mediana velocidad.

Como análisis de los gráficos, se pudo observar una discrepancia marcada entre la referencia, el ciclo WLTC, el ciclo medido de las Torres y el generado por la aplicación para la variable RPA. Esto nos indica que la referencia no es adecuada para implementarla en la generación de ciclos de manejo aplicado a vehículos eléctricos.

Greenhouse Gas and Pollutant Emission from Light-Duty Vehicles Regarding the Relative Positive Acceleration, estudió los efectos de la variable RPA (aceleración positiva relativa) en vehículos a combustión. Como resultado, concluyen que existe una relación lineal creciente entre el RPA y el consumo de combustible, así como también con las emisiones de CO2 (Figura 54) [32]. El artículo nos podría ayudar a inferir que al aumentar la variable RPA, el consumo energético sea mayor en los vehículos A y B usados para realizar las validaciones en las rutas especificadas. No obstante, es necesario verificar la relación existente entre la aceleración positiva relativa y la energía requerida y poder así validar este parámetro para incluirlo en el ciclo de conducción de México.

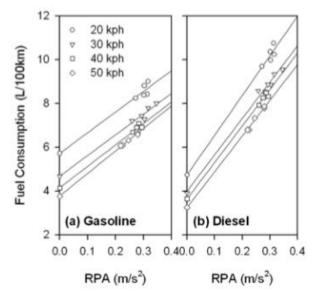


Fig. 54. Relación existente entre el RPA y el consumo de combustible [32].

Para determinar la relación entre el RPA y el consumo de combustible se utilizaron 5 patrones de conducción, aunque no corresponden al ciclo WLTC. Por lo tanto, las características expuestas para los perfiles de velocidad no son utilizadas en este proyecto.

# 4.4 CÁLCULO ENERGÉTICO POR RUTA

Para la obtención de resultados, se utilizó la aplicación 30 veces por repetición de la ruta, con el fin de posteriormente analizar estadísticamente los datos. Se prescinde de un tamaño de población mayor o igual a 30 para garantizar que la distribución normal se aproxime a la distribución muestral de la media [34] .Cada una de las pruebas posee características definidas como: hora de inicio, cantidad de personas al interior del vehículo y fecha de la prueba, es conveniente saber a qué día de la semana corresponde para que Google mediante sus registros históricos nos dé información viable para la simulación. Además, *Elevation* no suministra resultados relativos a eventos pasados, lo que significa una asignación del tiempo de ejecución futuro. La información referente a la ruta las Torres del automóvil A se presenta en la Tabla 9.

<b>Tabla. 14.</b> Tabla de información de l	las pruebas realizadas para la ruta las Torres.

	RUTA LAS TORRES MODELO A								
Prueba	Hora inicial	Fecha de la prueba	Fecha de la aplicación	Conductor	Personas	Modelo de tráfico	Tipo de conductor		
1	11:09	9/23/2019	11/18/2019	1	4	Default	Normal		
2	12:01	9/23/2019	11/18/2019	2	2	Default	Normal		
3	12:24	9/23/2019	11/18/2019	2	2	Default	Normal		
4	12:48	9/23/2019	11/18/2019	2	2	Default	Normal		
5	13:11	9/23/2019	11/18/2019	3	2	Default	Normal		

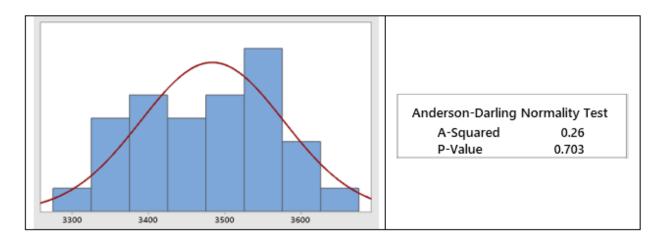
Los consumos energéticos para los trayectos seleccionados se presentan en forma gráfica con la variación existente respecto a las mediciones reales para los dos vehículos. Por la dificultad de obtener un conjunto de muestras superior, no se tiene repetibilidad del valor real de consumo para cada uno de los ensayos.

Al no poseer la cantidad de información necesaria para poder realizar un análisis estadístico que permita determinar si la aplicación es válida, únicamente podemos obtener un indicio, cuyo objetivo es representar el inicio del trabajo a futuro en esta área de investigación.

#### 4.4.1 INTERVALOS DE TOLERANCIA

Los intervalos de tolerancia se realizaron sobre las repeticiones de las muestras referentes a cada una de las rutas para obtener un rango con un 95 % de confiabilidad, en donde el resultado de consumo expresado por la aplicación se encontrará. El análisis es realizado en distribuciones normales. Por lo tanto, se aplicó una prueba de normalidad *Anderson-Darling* [30] antes de proceder con el cálculo. Para cada uno de los conjuntos simulados, se obtuvo el *P-Value*, usado en este contexto para no rechazar la hipótesis nula, definida como: los datos siguen una distribución específica, en este caso normal.

La Figura 55 expone el resultado del análisis para la medición número 1 realizada en la ruta las Torres para el vehículo A, con el respectivo valor P superior a 0.05, medida para representar el error tipo 1, lo que significa que no se puede negar que la información presenta normalidad.



**Fig. 55.** Prueba de normalidad desarrollada en Minitab.

Al garantizarse el tipo de distribución de los datos, se aplica la herramienta de calidad conocida como intervalo de tolerancia a todas las muestras, contando así con 20 rangos como resultado estadístico del proyecto para observar la predicción de la aplicación y determinar si el valor único de medición real de consumo se encuentra dentro de los límites (Figura 56). La Tabla 15 expone los rangos obtenidos para la ruta las Torres modelo A. La totalidad de los resultados se encuentran en los anexos A, B, C y D.

	RUTA LAS TORRES MODELO A							
Hora Fecha de Valor de consumo Intervalo de		Intervalo de tolerancia						
Prueba	inicial	la prueba	real [Wh]	tolerancia [Wh]	[Wh/km]			
1	11:09	9/23/2019	3242.574	(3244.224, 3722.375)	(240.366, 275.793)			
2	12:01	9/23/2019	3241.328	(2944.008, 3463.019)	(218.123, 256.577)			
3	12:24	9/23/2019	3153.021	(2964.144, 3446.277)	(219.615, 255.337)			
4	12:48	9/23/2019	3247.015	(2984.104, 3476.510)	(221.094, 257.576)			
5	13:11	9/23/2019	3376.281	(3007.323, 3431.118)	(222.814. 254.213)			

Tabla. 15. Intervalos de tolerancia

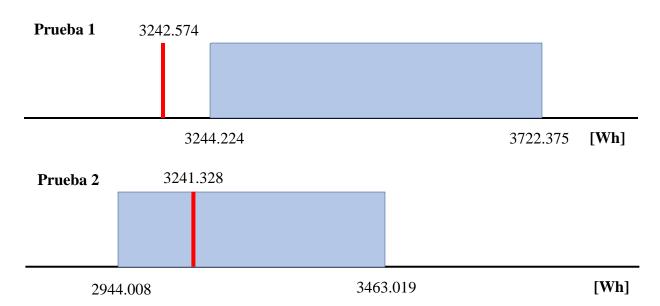


Fig. 56. Representación gráfica de los intervalos de tolerancia ruta las Torres.

Como análisis estadístico se puede hacer énfasis en que los valores de consumo medido en el vehículo para las 5 muestras de la ruta definida se encuentran dentro de los intervalos de tolerancia calculados, a excepción de la prueba 1 para la ruta las Torres del modelo A, resaltando que no está muy lejano al valor inferior del intervalo de tolerancia (Menos del 1%). Lo que significa un indicio positivo para la estimación energética por parte de la aplicación ya que no se cuenta con la información suficiente para generar una valoración veraz.

## 4.4.2 DESVIACIÓN ESTÁNDAR Y VARIACIÓN

Además de los cálculos previamente desarrollados, se obtuvieron las desviaciones estándar (Tabla 16 y Figuras 57, 58) para cada una de las pruebas en los dos vehículos y el porcentaje de variación existente entre el promedio de los datos generados por la aplicación y la medición de consumo real (Figuras 60, 61, 62 y 63).

La desviación estándar es muestral, nos informa que tan dispersos se encuentran los datos con respecto a la media y para este caso particular observar cómo se comporta la aplicación luego de realizar 30 repeticiones; pero no se puede tomar como un criterio de comparación estadístico por las razones mencionadas en la sección 4.2.

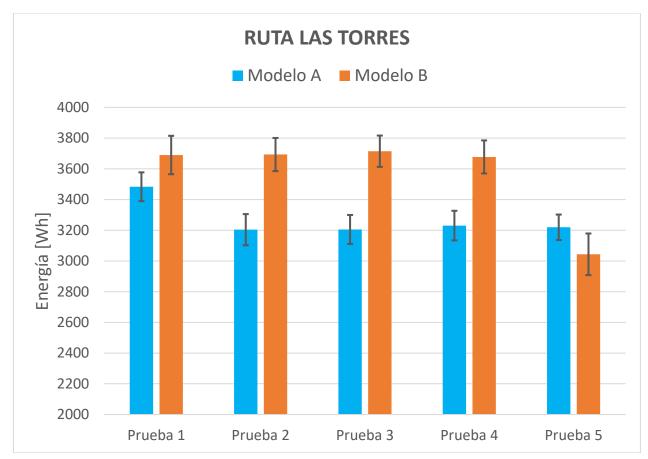


Fig. 57. Desviación estándar y media de la ruta las Torres.

Respecto a la desviación estándar para la prueba las Torres, se observa que el modelo B presenta valores superiores al A, lo cual indica que la aplicación generó información con menor varianza para el vehículo A. Además, se puede apreciar como el consumo se ve afectado por el peso de los pasajeros. Las pruebas 1, 2, 3 y 4 del modelo B se realizaron con 4 ocupantes y la quinta con 2, lo cual se evidencia en el menor gasto de energía. Las mediciones 2, 3, 4 y 5 del modelo A, se ejecutaron con 2 personas en el auto. Por esta razón, la similitud en los valores entre la prueba 5 del B y los últimos cuatro experimentos del A. Asimismo, la primera prueba del A con las primeras cuatro del B:

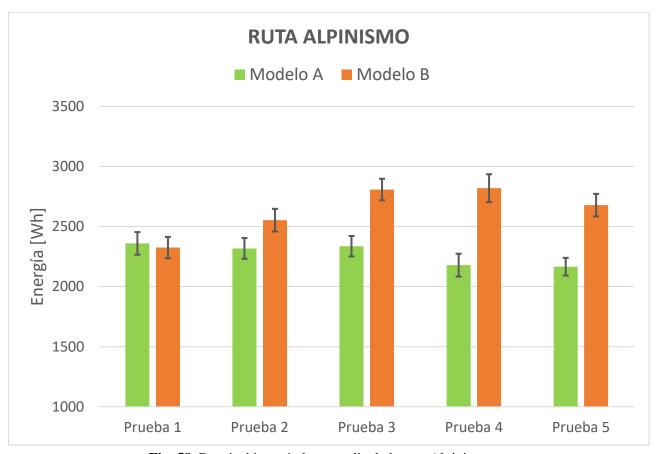


Fig. 58. Desviación estándar y media de la ruta Alpinismo.

La media de las desviaciones estándar para la ruta Alpinismo, muestra que el modelo A presenta una dispersión en los datos menor con respecto al B, con promedios de 86.94 y 96.34 respectivamente. Además, la prueba 1, 2 y 3 del A se realizó con 4 pasajeros y las dos últimas se hicieron con 2. Es de resaltar que para el modelo B, todos los experimentos son con 2 ocupantes. El incremento en la energía para las tres últimas pruebas del B, es debido a que se implementó un factor de conductor rápido para la interfaz.

**Tabla. 16.** Desviación estándar resultados energéticos de la aplicación.

	DESVIACIÓN ESTÁNDAR [Wh]								
Prueba	MODELO A Torres	MODELO A Alpinismo MODELO B Torres		MODELO B Alpinismo					
1	93.575	94.102	125.111	88.501					
2	101.572	86.357	107.787	94.111					
3	94.355	85.404	102.049	89.443					
4	96.365	95.097	107.555	115.598					
5	82.938	73.760	135.550	94.067					

La desviación más alta de todas las simulaciones correspondió a  $\pm 135.55$  Wh y el mínimo valor fue  $\pm 73.76$  Wh.

Al inicio de la sección 4.4 se explicó la razón por la cual se realizaron 30 repeticiones para cada una de las pruebas. En la figura 59 se evidencia que para valores superiores a 30, la desviación estándar se mantiene cercana a 100 Wh. Por lo tanto, no se requiere incrementar el tamaño muestral de los experimentos.

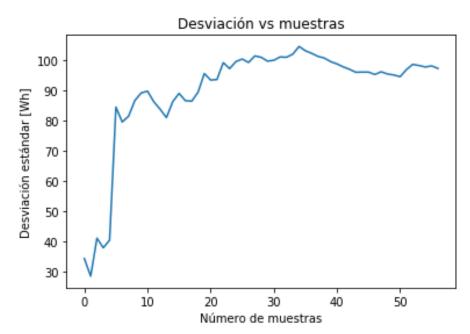


Fig. 59. Desviación estándar vs tamaño de muestra.

La variación presentada en porcentaje representa la comparación entre los valores de consumo real y la energía necesaria predicha por el código de Python. Cabe resaltar que no es representativo estadísticamente puesto que se relacionó un único valor de energía real y no se puede asumir que la media del gasto del vehículo bajo ciertas condiciones corresponde al dato que se posee.

Por lo tanto, representa un indicativo positivo si el porcentaje es muy bajo, informando que se asemeja en gran medida a la única cifra con la que se realiza la comprobación. Como objetivo propuesto se definió que la variación de preferencia si no puede ser muy cercana a 0, se encuentre sobredimensionando el consumo, lo cual garantiza que la predicción no vaya a ocasionar que el usuario se quede varado sin completar el recorrido definido.

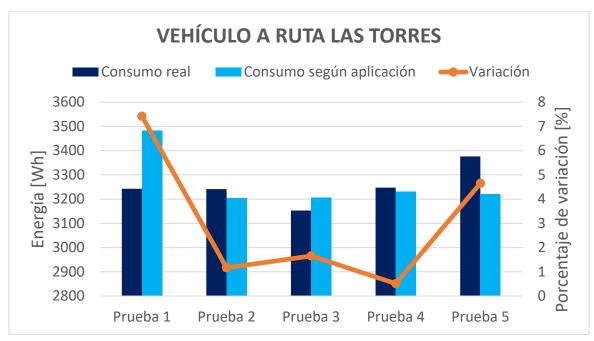


Fig. 60. Variación de la medición real del modelo A ruta las Torres respecto a la interfaz.

La variación más alta para el modelo A en la ruta las Torres (Figura 60) correspondió a 7.42 %, manteniendo el propósito de sobredimensionar el consumo requerido. Además, la prueba 1 se realizó con 4 ocupantes en el vehículo mientras que la prueba 2, únicamente con 2 pasajeros. La semejanza en el valor de energía real, puede deberse al comportamiento del conductor al volante, siendo el conductor de la primera, un usuario que maneja de forma lenta. Un caso similar se presenta en la prueba 5, donde a pesar de subdimensionar el gasto necesario por parte de la interfaz, el valor medido experimentalmente indica que el usuario conduce de forma rápida y no como el cálculo teórico lo predice.

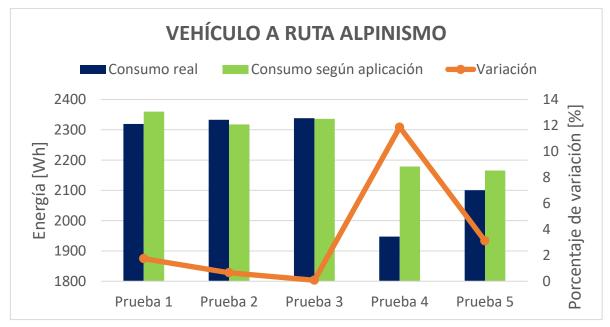


Fig. 61. Variación de la medición real del modelo A ruta Alpinismo respecto a la interfaz.

El porcentaje de variación más alto fue de 11.867 % para la prueba 1 (Figura 61), sobredimensionando el resultado respecto a la medición real. La ruta de Alpinismo posee un trayecto de pendiente negativa de longitud considerable donde el freno regenerativo del vehículo se encuentra activo y la energía se recupera. Al no poseerse la información clara del modelo que simule este componente, se piensa que la variación más alta se asocia a los trayectos en donde la regeneración se emplea significativamente generando discrepancia con el valor de consumo estimado. Además, cabe resaltar que los vehículos poseen una configuración donde la energía se recobra cuando se suelta el pedal del acelerador, así como también cuando se frena.

Además, se resalta que las demás pruebas presentaron variaciones menores al 4 %, dando un indicio positivo respecto a la predicción que realiza la interfaz respecto al cálculo energético.

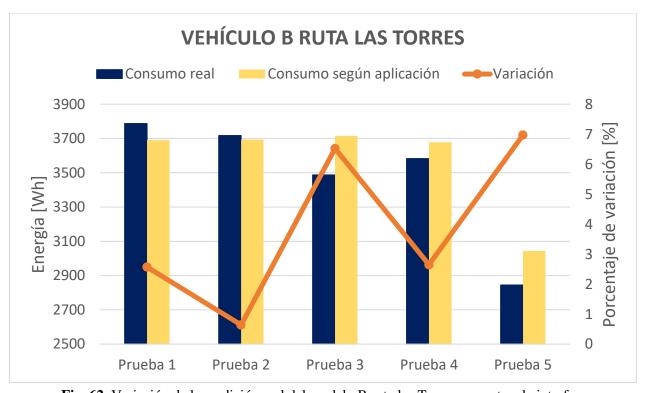


Fig. 62. Variación de la medición real del modelo B ruta las Torres respecto a la interfaz.

El mayor porcentaje de variación es 6.97 %, sobredimensionando el consumo energético (Figura 62). La prueba 3 presentó un valor medido real inferior a las pruebas 1, 2 y 4, con las cuales comparte las mismas características a diferencia de la hora en la que se realiza. Es probable que durante el experimento el tráfico fuese ligero, razón por la cual el gasto energético se minimiza. También es posible que el conductor se comportara precavido y moderado al pisar el acelerador.

El porcentaje de variación más alto, presentado en la Figura 63, fue de 11.867 %, relativo a la prueba 4 de la ruta Alpinismo con el vehículo A. Lo importante es que la energía requerida se sobredimensionó cumpliendo con el requerimiento principal con una diferencia promedio aceptable. La máxima subdimensión correspondió a 7.079 %, comparada con la magnitud

porcentual del estado de descarga de las baterías de los vehículos, referente al 10%, puede considerarse en un rango admisible de riesgo.

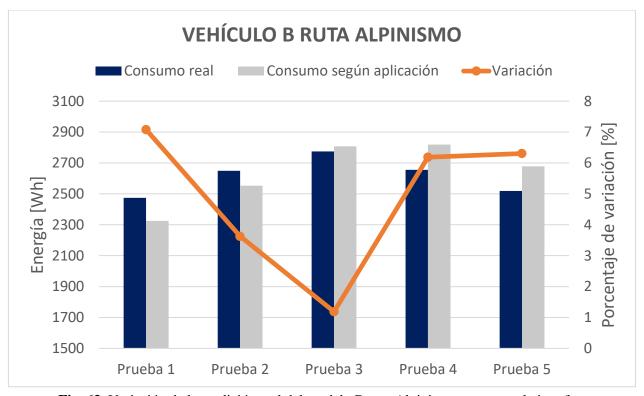


Fig. 63. Variación de la medición real del modelo B ruta Alpinismo respecto a la interfaz.

Otra variable destacable es el comportamiento del conductor al volante. Al observarse la Tabla 14, la primera prueba posee 4 personas dentro del vehículo y la siguiente 2 ocupantes. El consumo energético es similar y se esperaría que al ser mayor la carga del vehículo, la energía también incrementara. Es por esto por lo que debe tenerse en consideración que el factor referente a la forma de conducir del usuario empleado en la aplicación no garantiza que no existan variaciones considerables y puede ser motivo de igual manera de discrepancia en el resultado.

#### 4.4.3 FACTORES DE INFLUENCIA

Al momento de analizar las mediciones se observó la preponderancia de dos factores que afectan la predicción de la energía en Wh. Se hace referencia a las condiciones de tráfico y al conductor. El primero, se obtiene mediante la información de tiempo registrada por Google para tres eventos: optimista, pesimista y la opción predeterminada (*Best guess*). Además, el usuario al volante, cuyo comportamiento no era una variable definida para la simulación, se agregó mediante dos modos de conducción: rápido y normal.

#### 4.4.3.1 Modelo de tráfico

Para revisar la influencia del tráfico sobre el cálculo, se probaron las tres configuraciones mencionadas y se calculó el consumo energético para tres pruebas (Figura 64) y la variación de la prueba número uno con el valor medido en el vehículo A de la ruta Torres (Figura 65).

- Best guess: Retorna la duración en tráfico que correspondería al mejor estimado del tiempo de viaje recopilado por Google mediante historiales o retroalimentación de datos de conducción en tiempo real [31].
- Optimista: El tiempo estimado es menor que la referencia por defecto porque existieron días con mejores condiciones de tráfico.
- Pesimista: La duración en tráfico es mayor por eventos que ralentizaron la movilidad en ciertos días registrados.

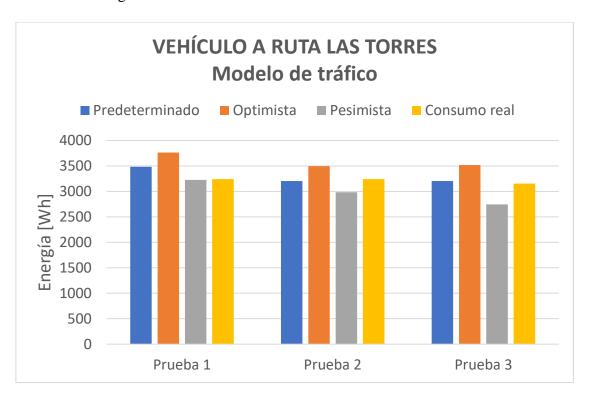


Fig. 64. Consumo energético con variación del modelo de tráfico.

De los resultados presentados gráficamente se identificó que tanto la condición optimista como pesimista tienen una influencia marcada sobre el valor real. Para las tres pruebas se repitió que el valor de energía fue mayor para la opción optimista. La razón puede deberse a que se caracteriza por un tiempo menor de conducción, lo que a su vez repercute en velocidades más altas. A su vez, en contraposición, pesimista ocasionó el valor más bajo, también representado en la duración, puesto que condiciones de tráfico malas ocasionaría que el usuario mantenga velocidades bajas en su trayecto.

La Figura 65 representa el porcentaje de variación medido con respecto al único valor registrado real de la prueba 1 para el modelo A de la ruta las Torres. Donde se observa 0.48% para la prueba en la condición de tráfico pesimista, lo cual puede asumirse como un ejemplo de predicción

apropiado por su cercanía al dato original, lo cual demuestra la importancia de este factor en la simulación. También puede aceptarse 7.42 % en la opción por defecto ya que, a diferencia de la cantidad más baja se encuentra sobredimensionando la energía requerida, lo cual garantiza el cumplimiento del objetivo de evitar problemas para el conductor y no supera el 10% relativo a la señal de alarma de los vehículos utilizados para cargar las baterías.

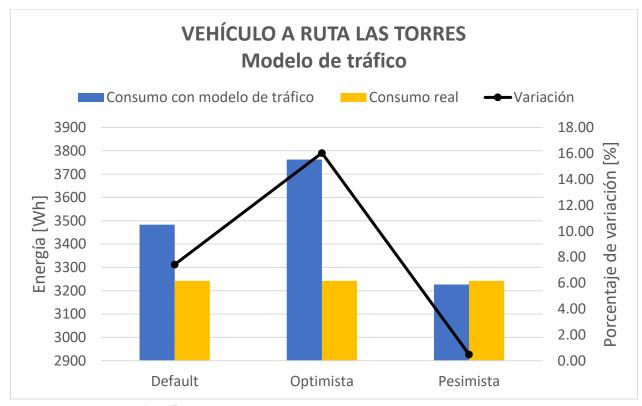


Fig. 65. Variación de la prueba número 1 con modelo de tráfico.

#### 4.4.3.2 Comportamiento del conductor

Al revisar los datos recopilados para la ruta las Torres del vehículo A se registró una diferencia notoria entre dos mediciones muy cercanas en la hora inicial de conducción del recorrido y con la misma cantidad de personas al interior del vehículo. Lo que se planteó fue que el comportamiento del conductor al volante era un factor determinante en la predicción del consumo. Por lo tanto, al no poseer un modelo de simulación del usuario y la variabilidad presente por la cantidad de perfiles existentes, se decidió implementar dos magnitudes asociadas a la conducta de manejo rápido y normal.

Los valores implementados fueron 1.25 y 1/0.98, aproximadamente 1.020, los cuales sobredimensionan la energía necesaria, respaldando el planteamiento de evitar que se generen resultados que puedan ocasionar inconvenientes al conductor. Es importante destacar que los números seleccionados son una prueba preliminar a criterio para mejoría del código de Python.

	RUTA LAS TORRES MODELO A							
Hora inicial Fecha de la prueba		Personas	Valor de consumo real [Wh]					
	11:38	9/23/2019	2	3766.1318				
	12:01	9/23/2019	2	3241.3284				

**Tabla. 17.** Valores de consumo para sustentar la influencia del conductor.

La comparación de los resultados con la implementación del factor del conductor se realizó para una prueba recopilada de la ruta las Torres. Se determinó la energía bajo las condiciones de manejo: rápido, normal y sin factor, para seguidamente calcular la variación con respecto al único valor medido real, expuesto en la Figura 66.

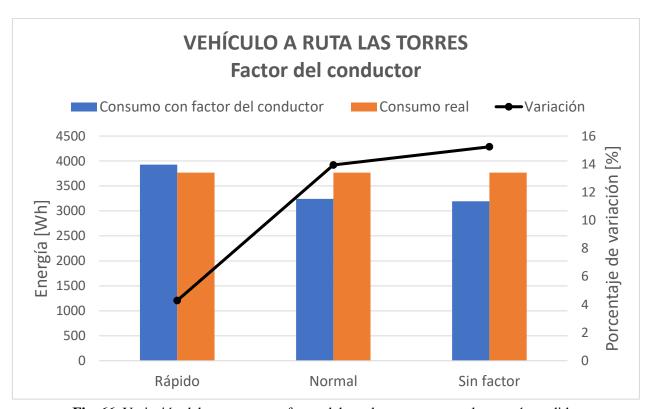


Fig. 66. Variación del consumo con factor del conductor respecto a la energía medida.

Como se observa en la información presentada gráficamente en la Figura 66, el menor porcentaje de variación lo obtuvo la condición de conducción rápida correspondiente al 4.28, sobreestimando el valor de consumo real, requerimiento explicado en la sección 4.2.2. Además, para la opción normal o sin factor aplicado, las cantidades son muy altas, subestimando la predicción de la aplicación en 13.94 y 15.23 por ciento (%) respectivamente. El análisis realizado es crucial para generar un área de oportunidad en la predicción del comportamiento de un usuario al volante, donde si se aplicara un método de detección concerniente al modo de manejo del usuario, el porcentaje de variación sería menor gracias al ajuste sobre el consumo energético.

# 4.4.4 COMPARACIÓN DEL PERFIL DE ELEVACIÓN EN EL CÁLCULO ENERGÉTICO

Para analizar la variación existente en usar el perfil de elevación suministrado por la aplicación *Elevation* API y compararlo con la información obtenida en las mediciones reales con el GPS del DEWESoft, se utilizó la interfaz con cada uno de los perfiles (real y Google), con una muestra de 30 repeticiones, para poder calcular el consumo energético.

La información resumida se encuentra en la Tabla 18.

**Tabla. 18.** Comparación del cálculo energético entre el perfil de elevación de Google contra la elevación medida (DEWESoft) por el GPS.

	PERFIL DE ELEVACIÓN RUTA LAS TORRES MODELO A									
	Hora	Fecha de la		Modelo de			PROMEDIO	VARIACIÓN		
Ruta	inicial	prueba	Personas	tráfico	Conductor	ELEVACIÓN	[Wh]	[%]		
1	11:09	9/23/2019	4	Default	Normal	GOOGLE	3623.04	2.48		
	11.03	3/23/2013	7	Delauit	Normai	REAL	3535.46	2.40		
2	12:01	9/23/2019	2	Default	Normal	GOOGLE	3310.75	2.54		
	12.01	9/23/2019	2	Delauit	NOTITIAL	REAL	3228.59	2.54		
3	12:24	9/23/2019	2	Default	Normal	GOOGLE	3367.57	2.53		
3	12.24	9/23/2019	2	Delauit	INOTITIAL	REAL	3284.43	2.55		
4	12:48	9/23/2019	2	Default	Normal	GOOGLE	3316.63	2.24		
4	12:48	9/23/2019	2	Delauit	INOTITIAL	REAL	3240.79	2.34		
5	12.11	0/22/2010	2	Default	Normal	GOOGLE	3309.04	2.20		
5	13:11	9/23/2019	2	Delault	inormal	REAL	3235.43	2.28		

Cada una de las pruebas se realizó con su respectivo perfil de elevación registrado por el GPS. Esto quiere decir que se usaron 5 perfiles de altura real para la comparación.

Como se muestra en la Tabla 18, el porcentaje de variación más alto correspondió a 2.54 % y el promedio fue 2.434 %, lo cual indica que la información suministrada por Google referente al perfil de altura de un trayecto se adapta correctamente y puede usarse para calcular el consumo energético de un vehículo.

#### **5 CONCLUSIONES**

Se desarrolló un sistema que calcula el consumo energético de un vehículo eléctrico que realizará una ruta del punto inicial al final. Para esto, se segmenta el recorrido para obtener la velocidad promedio de cada tramo y así generar un ciclo de manejo aleatorio que se adapte correctamente. Además, se obtiene la información concerniente al perfil de elevación del itinerario, con el fin de combinar la curva de velocidad y altura para calcular un consumo energético más cercano a la realidad y asegurar que el usuario va a completar el recorrido satisfactoriamente.

Los ciclos de manejo aleatorios desarrollados en Python cumplieron estadísticamente los parámetros adaptados del ciclo WLTC para luego probarlos en itinerarios reales. Se descubrió que al adaptar la velocidad promedio a los valores extraídos de las funciones de Google, se lograba una menor discrepancia respecto a la información obtenida de las mediciones. En cambio, el RPA se aleja mucho de lo propuesto por la referencia (WLTC). Una de las razones que inferimos, es el tiempo de respuesta de los motores eléctricos es mayor al de un motor a combustión y por lo tanto, las aceleraciones, variable que define el cálculo de la aceleración positiva relativa.

Se realizó una interfaz didáctica mediante la implementación de Dash, entorno que permite la realización de aplicaciones interactivas en la web con la ventaja de poder cargar la plataforma en un servidor para su posterior uso. Particularmente si se deseara implementar en un vehículo, únicamente se requeriría un dispositivo que reciba la señal para la conexión y un compilador de Python.

La aplicación calcula la energía requerida (Wh) para un recorrido que se define mediante información que el usuario ingresa como lo son: punto de partida y finalización del trayecto, la hora inicial, la fecha correspondiente y un modelo de tráfico a su criterio. Luego de suministrar los parámetros de entrada, el código incorpora los datos disponibles en la red mediante las aplicaciones ofrecidas por Google para la caracterización de la ruta. Finalmente, incorporando las variables dinámicas del vehículo se llega al consumo resultante. Todo el procedimiento se realizó pensando en un proceso amigable e interactivo con el conductor.

Se comprobó que la información proveída por *Elevation API* con respecto al perfil de elevación es muy precisa, ostentando porcentajes de diferencia menores al 1%, lo cual indica que es conveniente involucrar la aplicación de Google para proyectos que requieran datos de altura. El proceso de verificación se realizó mediante la medición por parte de un GPS del equipo DEWESoft en las rutas previamente definidas para el proyecto.

Con respecto al ingreso de la ubicación inicial y final, es de mayor conveniencia definirlas con sus coordenadas geográficas, latitud y longitud. Al realizar pruebas, cuando se anotaban las direcciones con sus nombres, Google en ocasiones tomaba puntos aledaños que ocasionaba que el trayecto definido se alargara y no correspondiera al deseado. Lo cual no conviene si se desea que únicamente se simule el itinerario esperado por el usuario. Además, se implementó una sección dentro de la

aplicación para que existan posiciones intermedias que garanticen el cumplimiento del viaje específico que planea realizar el conductor.

Para la confirmación se condujo sobre las rutas definidas por facilidad de realización, gracias a la cercanía que representa de las instalaciones del Tecnológico de Monterrey en Toluca, con dos vehículos eléctricos modelo A y B gracias a un proyecto realizado con el centro de investigación CIMA. Se realizaron 5 pruebas para cada automóvil por recorrido, generando un total de 20 mediciones de consumo energético con el dispositivo DEWESoft.

Como validación, no se puede dar una respuesta estadística puesto que se presentó el inconveniente de que para cada una de las pruebas únicamente se obtuvo un valor de consumo energético medido. Por lo tanto, no se cuenta con la cantidad de muestras requeridas para demostrar que la aplicación es funcional, razón por la cual se realizaron los siguientes análisis: determinación de los intervalos de tolerancia con un 95% de confianza de los datos simulados por la interfaz para comparar si la medición real se encuentra dentro del margen obtenido y la variación promedio existente entre las 30 repeticiones realizadas por prueba para cada ruta con la única cantidad en Wh registrada por conducción del vehículo. Todo esto con el fin de conseguir un indicio que garantice el punto de partida para la continuación del proyecto. Los resultados arrojaron que la prueba número 4 realizada con el vehículo A de la ruta Alpinismo presenta el mayor porcentaje de variación, correspondiente al 11.86 (%). Además, únicamente la prueba 1 del vehículo A ruta las Torres no se encontró dentro de los límites generados por el intervalo de confianza.

Se cumplió el objetivo de sobredimensionar el consumo energético requerido por el vehículo, puesto que el mayor porcentaje de variación cuyo resultado de la aplicación subestimaba el valor de medición real fue de 7.078 (%).

#### 6 TRABAJO A FUTURO

Como continuación del trabajo realizado se necesita un mayor número de mediciones de consumo real para dar una validación que se pueda sustentar estadísticamente. En el libro "Probabilidad y estadística para ingenieros", se expone que un tamaño de muestra aceptable (moderadamente grande) para un análisis concierne a una cantidad igual o superior a 30 [34]. Por lo tanto, es necesario cumplir con el mínimo requerido de repeticiones para cada una de las pruebas por ruta. Adicionalmente, realizar una prueba para determinar qué factores son los más importantes para el cálculo de la energía y poder tomar decisiones respecto a estos con el fin de disminuir la variación.

Integrar la inteligencia artificial mediante la aplicación de redes neuronales para obtener una respuesta al comportamiento del usuario que permita simular correctamente el manejo del vehículo y se pueda conseguir un valor de consumo con el mínimo error posible. El resultado de la red sería el factor del conductor implementado en el código.

Realizar tomas de datos del consumo energético reflejado en la carga de las baterías de diversos conductores para determinar los coeficientes referentes a un conductor veloz y normal.

Realizar pruebas en el dinamómetro de motor presente en el laboratorio del Tecnológico de Monterrey para determinar la eficiencia del vehículo analizado y ajustar el valor propuesto en el código basado en experimentos preliminares.

Además, es importante recopilar la información real del perfil de velocidad para cada una de las repeticiones en las rutas que se definan, con el objetivo de establecer las reglas que seguiría el ciclo de manejo de México, incluyendo factores como: velocidad promedio, velocidad promedio con paradas, porcentaje de paradas, velocidad máxima y la aceleración positiva relativa (RPA).

Por la dificultad de conseguir vehículos eléctricos disponibles, además del corto plazo de tiempo para la realización de un gran número de muestras de consumo, es de vital importancia utilizar la camioneta MOLDEX presente en el Centro de Investigación en Mecatrónica Automotriz (CIMA).

Para poder extraer información de forma gratuita proveniente de las aplicaciones de Google para futuros proyectos, se requiere crear una cuenta en *Google Cloud Platform* y registrar una tarjeta de crédito para tener los beneficios de 300 dólares de regalo para invertir en la descarga de datos o un tiempo límite de un año.

Realizar pruebas en vehículos eléctricos, ya sea en el dinamómetro del centro de investigación CIMA o siguiendo una ruta específica, para conocer la relación entre la variable RPA y el consume energético.

Respecto a la interfaz máquina-usuario, es importante adecuarla para que la interacción sea más amigable al uso del conductor común. En el proceso de cálculo se piden ciertas características dinámicas del vehículo que normalmente no son de conocimiento general. Por lo tanto, la

información necesaria para el funcionamiento de la aplicación debe cargarse por parte de la computadora del vehículo o archivarse en el dispositivo encargado del procesamiento del código si se instala particularmente en un vehículo.

## **REFERENCIAS**

- [1] Jiang and C. Zhang, Fundamentals and application of lithium-ion batteries in electric drive vehicles. John Wiley & Sons Singapore Pte. Ltd. 2015.
- [2] J. A. P. Lopes, F. J. Soares, and P. M. R. Almeida, "Integration of electric vehicles in the electric power system," Proc. IEEE, 2011.
- [3] R. Stone and J. K. Ball, Automotive Engineering Fundamentals. SAE International. 2013.
- [4] I. Husain, Electric and Hybrid Vehicles: Design Fundamentals. CRC Press. 2003.
- [5] C. C. Chan, "The state of the art of electric, hybrid, and fuel cell vehicles," Proc. IEEE, 2007.
- [6] D. Chrenko, I. Garcia Diez, and L. Le Moyne, "Artificial driving cycles for the evaluation of energetic needs of electric vehicles," 2012 IEEE Transp. Electrif. Conf. Expo, ITEC 2012, pp. 0–4, 2012.
- [7] N. Watrin, R. Roche, H. Ostermann, B. Blunier, and A. Miraoui, "Multiphysical lithium-based battery model for use in state-of-charge determination," IEEE Trans. Veh. Technol., 2012.
- [8] E. Ericsson, "Variability in urban driving patterns," Transp. Res. Part D Transp. Environ., 2000.
- [9] D. Chrenko, A. Ravey, R. Roche, and D. Bouquain, "Autonomy estimation for EV based on road planning software," pp. 1–4, 2014.
- [10] P. Mock, J. Kühlwein, U. Tietge, V. Franco, A. Bandivadekar, and J. German, "The WLTP: How a new test procedure for cars will affect fuel consumption values in the EU," 2014.
- [11] M. Tutuianu et al., "Development of the World-wide harmonized Light duty Test Cycle (WLTC) and a possible pathway for its introduction in the European legislation," Transp. Res. Part D Transp. Environ., vol. 40, no. August 2016, pp. 61–75, 2015.
- [12] "Ready to Use Facts | Natural Resources Canada," 2015. [Online]. Available: https://www.nrcan.gc.ca/energy/efficiency/communitiesinfrastructure/transportation/idling/4465. [Accessed: 12-Feb-2019].
- [13] "Productos y servicios | Google Cloud," 2017. [Online]. Available: https://cloud.google.com/products/?hl=es#productos-destacados. [Accessed: 5-Feb-2019].
- [14] J. Y. Wong, Theory of Ground Vehicles. John Wiley & Sons. 2008.
- [15] M. André, "The ARTEMIS European driving cycles for measuring car pollutant emissions," Sci. Total Environ., vol. 334–335, pp. 73–84, 2004.
- [16] E. Tazelaar, J. Bruinsma, B. Veenhuizen, and P. van den Bosch, "Driving cycle characterization and generation, for design and control of fuel cell buses," World Electr. Veh. J., vol. 3, no. 1, pp. 812–819, 2009.
- [17] "Engine & Emission Technology Online," 2008. [Online]. Available: https://www.dieselnet.com/.[Accessed: 12-Feb-2019].
- [18] G. Souffran, L. Miegeville, and P. Guerin, "Simulation of real-world vehicle missions using a stochastic markov model for optimal powertrain sizing," IEEE Trans. Veh. Technol., vol. 61, no. 8, pp. 3454–3465, 2012.

- [19] T. K. Lee and Z. S. Filipi, "Synthesis of real-world driving cycles using stochastic process and statistical methodology," Int. J. Veh. Des., 2011.
- [20] D. G. Kooijman, A. E. Balau, S. Wilkins, N. Ligterink, and R. Cuelenaere, "WLTP Random Cycle Generator," 2015 IEEE Veh. Power Propuls. Conf. VPPC 2015 Proc., pp. 0–5, 2015.
- [21] S. Shahidinejad, E. Bibeau, and S. Filizadeh, "Statistical development of a duty cycle for plug-in vehicles in a North American urban setting using fleet information," IEEE Trans. Veh. Technol., vol. 59, no. 8, pp. 3710–3719, 2010.
- [22] R. Wang and S. M. Lukic, "Review of driving conditions prediction and driving style recognition based control algorithms for hybrid electric vehicles," 2011 IEEE Veh. Power Propuls. Conf. VPPC 2011, pp. 1–7, 2011.
- [23] M. G. Perhinschi, C. Marlowe, S. Tamayo, J. Tu, and W. S. Wayne, "Evolutionary algorithm for vehicle driving cycle generation," J. Air Waste Manag. Assoc., vol. 61, no. 9, pp. 923–931, 2011.
- [24] C. Gutenkunst, D. Chrenko, R. Kriesten, P. Neugebauer, B. Jager, and T. Giereth, "Route Generating Algorithm Based on OpenSource Data to Predict the Energy Consumption of Different Vehicles," 2015 IEEE Veh. Power Propuls. Conf. VPPC 2015 Proc., pp. 2–6, 2015.
- [25] H. Y. Tong, W. T. Hung, and C. S. Cheung, "Development of a driving cycle for Hong Kong," Atmos. Environ., vol. 33, no. 15, pp. 2323–2335, 1999.
- [26] S. Tewiele, P. Driesch, T. Weber, and D. Schramm, "Clustering of real BEV driving data with subsequent driving cycle construction using Markov chains," AmE 2018 Automot. meets Electron. 9th GMM-Symposium, pp. 1–6, 2018.
- [27] N. Chopde and M. Nichat, "Landmark Based Shortest Path Detection by Using Dijkestra Algorithm and Haversine Formula," *Int. J. Eng. Res. Appl.*, 2013.
- [28] "Dash User Guide and Documentation Dash by Plotly," 2019. [Online]. Available: https://dash.plot.ly/introduction. [Accessed: 15-May-2019].
- [29] "2019 Transport UNECE." [Online]. Available: https://www.unece.org/trans/main/wp29/wp29wgs/wp29grpe/grpedoc\_2019.html. [Accessed: 15-Feb-2019].
- [30] "The Anderson-Darling statistic Minitab," 2019. [Online]. Available: https://support.minitab.com/en-us/minitab/18/help-and-how-to/statistics/basic statistics/supporting-topics/normality/the-anderson-darling-statistic/. [Accessed: 5-Oct-2019].
- [31] "Developer Guide | Distance Matrix API | Google Developers," 2017. [Online]. Available: https://developers.google.com/maps/documentation/distance-matrix/intro. [Accessed: 10-Mar-2019].
- [32] T. Lee et al. "Greenhouse Gas and Pollutant Emission from Light-Duty Vehicles Regarding the Relative Positive Acceleration.", 2010.
- [33] "Random Generate pseudo-random numbers Python 3.8.3rc1 documentation," 2020. [Online]. Available: https://docs.python.org/3/library/random.html. [Accessed: 15-May-2020].
- [34] R. Johnson, Probabilidad y Estadistica para ingenieros. Pearson Education, Inc. 2012.
- [35] A. Santana, Excel. Toluca: Microsoft.

[36] "GPS and IMU Technical Specifications | Dewesoft," 2020. [Online]. Available: https://dewesoft.com/products/interfaces-and-sensors/gps-and-imu-devices/tech-specs. [Accessed: 28-May-2020].

# **ANEXOS**

# **ANEXO A.** TABLA DE INFORMACIÓN DE LAS PRUEBAS

	RUTA ALPINISMO MODELO A										
Ruta	Hora inicial	Fecha de la prueba	Fecha de la aplicación	Conductor	Personas	Modelo de tráfico	Tipo de conductor				
1	17:06	9/23/2019	11/18/2019	4	4	Default	Normal				
2	17:36	9/23/2019	11/18/2019	4	4	Default	Normal				
3	18:07	9/23/2019	11/18/2019	4	4	Default	Normal				
4	10:50	9/25/2019	11/20/2019	4	2	Default	Normal				
5	11:43	9/25/2019	11/20/2019	4	2	Default	Normal				

	RUTA LAS TORRES MODELO B									
Ruta	Hora inicial	Fecha de la prueba	Fecha de la aplicación	Conductor	Personas	Modelo de tráfico	Tipo de conductor			
1	16:41	9/25/2019	11/20/2019	1	4	Default	Normal			
2	17:06	9/25/2019	11/20/2019	1	4	Default	Normal			
3	17:30	9/25/2019	11/20/2019	1	4	Default	Normal			
4	18:03	9/25/2019	11/20/2019	1	4	Default	Normal			
5	12:48	9/26/2019	11/21/2019	4	2	Pesimista	Normal			

	RUTA ALPINISMO MODELO B									
Ruta	Hora inicial	Fecha de la prueba	Fecha de la aplicación	Conductor	Personas	Modelo de tráfico	Tipo de conductor			
1	10:02	9/26/2019	11/21/2019	4	2	Default	Normal			
2	8:38	9/28/2019	11/23/2019	5	2	Optimista	Normal			
3	9:34	9/28/2019	11/23/2019	5	2	Default	Rápido			
4	9:59	9/28/2019	11/23/2019	5	2	Default	Rápido			
5	10:22	9/28/2019	11/23/2019	5	2	Default	Rápido			

## ANEXO B. PRUEBA DE NORMALIDAD

RUTA LAS TORRES MODELO A						
Ruta	P-Value					
1	0.703	06				
2	0.437	Confianza del 95%				
3	0.567	uei 33/6				
4	0.386					
5	0.108					

RUTA ALPINISMO MODELO A							
Ruta	P-Value						
1	0.624	C6					
2	0.692	Confianza del 95%					
3	0.928	uei 95/6					
4	0.163						
5	0.222						

RUTA LAS TORRES MODELO B						
Ruta	P-Value					
1	0.485	0				
2	0.880	Confianza del 95%				
3	0.632	uei 93/6				
4	0.531					
5	0.435					

RUTA ALPINISMO MODELO B						
Ruta	Ruta P-Value					
1	0.390	0				
2	0.465	Confianza del 95%				
3	0.212	uei 93/6				
4	0.074					
5	0.737					

## ANEXO C. INTERVALOS DE CONFIANZA

	RUTA ALPINISMO MODELO A									
Ruta	Hora inicial	Fecha de la prueba	Valor de consumo real [Wh]	Valor de consumo real [Wh/km]	Intervalo de tolerancia [Wh]	Intervalo de tolerancia [Wh/km]				
1	17:06	9/23/2019	2319.486	225.237	(2119.443, 2600.286)	(205.811, 252.503)				
2	17:36	9/23/2019	2333.174	226.566	(2097.263, 2538.530)	(203.657, 246.507)				
3	18:07	9/23/2019	2338.052	227.039	(2118.102, 2554.500)	(205.680, 248.057)				
4	10:50	9/25/2019	1947.637	189.128	(1935.811, 2421.736)	(187.979, 235.165)				
5	11:43	9/25/2019	2100.314	203.954	(1977.229, 2354.127)	(192.001, 228.600)				

	RUTA LAS TORRES MODELO B									
Ruta	Hora inicial	Fecha de la prueba	Valor de consumo real [Wh]	Valor de consumo real [Wh/km]	Intervalo de tolerancia [Wh]	Intervalo de tolerancia [Wh/km]				
1	16:41	9/25/2019	3787.154825	280.592	(3370.208, 4009.496)	(249.700, 297.065)				
2	17:06	9/25/2019	3716.976072	275.393	(3417.764, 3968.530)	(253.223, 294.030)				
3	17:30	9/25/2019	3487.120905	258.363	(3453.845, 3975.295)	(255.897, 294.531)				
4	18:03	9/25/2019	3582.454108	265.426	(3402.532, 3952.114)	(252.095, 292.814)				
5	12:48	9/26/2019	2844.91254	210.781	(2696.982, 3389.614)	(199.820, 251.138)				

RUTA ALPINISMO MODELO B						
Ruta	Hora inicial	Fecha de la prueba	Valor de consumo real [Wh]	Valor de consumo real [Wh/km]	Intervalo de tolerancia [Wh]	Intervalo de tolerancia [Wh/km]
1	10:02	9/26/2019	2474.74676	240.313	(2099.331, 2551.552)	(203.858, 247.771)
2	8:38	9/28/2019	2649.294466	257.263	(2312.769, 2793.655)	(224.584, 271.281)
3	9:34	9/28/2019	2775.115907	269.481	(2579.559, 3036.592)	(250.491, 294.872)
4	9:59	9/28/2019	2655.321365	257.848	(2524.267, 3114.948)	(245.122, 302.480)
5	10:22	9/28/2019	2519.064821	244.617	(2437.605, 2918.265)	(236.706, 283.381)

# ANEXO D. VARIACIÓN PROMEDIO DEL CONSUMO ESTIMADO

RUTA LAS TORRES MODELO A					
Ruta	Hora inicial	Fecha de la prueba	Valor de consumo real [Wh]	Variación promedio de la energía estimada [%]	
1	11:09	9/23/2019	3242.574	-7.424	
2	12:01	9/23/2019	3241.328	1.167	
3	12:24	9/23/2019	3153.021	-1.655	
4	12:48	9/23/2019	3247.015	0.515	
5	13:11	9/23/2019	3376.281	4.652	

RUTA ALPINISMO MODELO A					
Ruta	Hora inicial	Fecha de la prueba	Valor de consumo real [Wh]	Variación promedio de la energía estimada [%]	
1	17:06	9/23/2019	2319.486	-1.741	
2	17:36	9/23/2019	2333.174	0.655	
3	18:07	9/23/2019	2338.052	0.075	
4	10:50	9/25/2019	1947.637	-11.868	
5	11:43	9/25/2019	2100.314	-3.112	

RUTA LAS TORRES MODELO B					
Ruta	Hora inicial	Fecha de la prueba	Valor de consumo real [Wh]	Variación promedio de la energía estimada [%]	
1	16:41	9/25/2019	3787.155	2.569	
2	17:06	9/25/2019	3716.976	0.641	
3	17:30	9/25/2019	3487.121	-6.523	
4	18:03	9/25/2019	3582.454	-2.648	
5	12:48	9/26/2019	2844.913	-6.973	

RUTA ALPINISMO MODELO B					
Ruta	Hora inicial	Fecha de la prueba	Valor de consumo real [Wh]	Variación promedio de la energía estimada [%]	
1	10:02	9/26/2019	2474.74676	7.079	
2	8:38	9/28/2019	2649.294466	3.627	
3	9:34	9/28/2019	2775.115907	-1.188	
4	9:59	9/28/2019	2655.321365	-6.187	
5	10:22	9/28/2019	2519.064821	-6.307	