



FACULTAD DE INGENIERÍA Y CIENCIAS APLICADAS

ESTIMACIÓN DE LA CARGA ELÉCTRICA Y DE LA LOCALIZACIÓN DE
ESTACIONES CONSIDERANDO UNA INTRODUCCIÓN MASIVA
DE VEHÍCULOS ELÉCTRICOS EN QUITO.

Autor

Servio Felipe Sarmiento Delgado

Año
2019



FACULTAD DE INGENIERÍA Y CIENCIAS APLICADAS

ESTIMACIÓN DE LA CARGA ELÉCTRICA Y DE LA LOCALIZACIÓN DE
ESTACIONES CONSIDERANDO UNA INTRODUCCIÓN MASIVA DE
VEHÍCULOS ELÉCTRICOS EN QUITO.

Trabajo de Titulación presentado en conformidad a los requisitos establecidos
para optar por el título de Ingeniero en Electrónica y Redes de Información.

Profesor Guía

Dr. Jean Michel Clairand Gómez

Autor

Servio Felipe Sarmiento Delgado

Año

2019

DECLARACIÓN PROFESOR GUÍA.

“Declaro haber dirigido el trabajo, Estimación de la carga eléctrica y de la localización de estaciones considerando una introducción masiva de vehículos eléctricos en Quito, a través de reuniones periódicas con el estudiante Servio Felipe Sarmiento Delgado, en el semestre 201920, orientando sus conocimientos y competencias para un eficiente desarrollo del tema escogido y dando cumplimiento a todas las disposiciones vigentes que regulan los Trabajos de Titulación”.

Jean Michel Clairand Gómez.

Doctor en Ingeniería y Producción Industrial

CI. 171473668-1

DECLARACIÓN PROFESOR CORRECTOR.

“Declaro haber revisado este trabajo, Estimación de la carga eléctrica y de la localización de estaciones considerando una introducción masiva de vehículos eléctricos en Quito, del estudiante Servio Felipe Sarmiento Delgado, en el semestre 201920, dando cumplimiento a todas las disposiciones vigentes que regulan los Trabajos de Titulación”.

David Fernando Pozo Espín
Máster Universitario en Automática y Robótica
CI. 1717340143

DECLARACIÓN DE AUTORÍA DEL ESTUDIANTE.

“Declaro que este trabajo es original, de mi autoría, que se han citado las fuentes correspondientes y que en su ejecución se respetaron las disposiciones legales que protegen los derechos de autor vigentes”.

Servio Felipe Sarmiento Delgado
CI. 1718160839

AGRADECIMIENTOS

Agradezco en primer lugar a Dios que me bendice constantemente, otorgándome una familia, amigos de los cuales aprendí muchísimo y experiencias inolvidables. A mis profesores y coordinador, que supieron motivarme, cada uno con su forma específica a lo largo de mi carrera y además de brindarme su amistad y confianza. Finalmente, agradecer a todas las personas que me acompañaron durante mi etapa Universitaria, fueron quienes hicieron de mi experiencia la más alegre etapa de mi vida.

DEDICATORIA

A mi familia, a Dios y la Virgen María, por saberme motivar y sembrar la idea que los sueños pueden hacerse realidad con esfuerzo y fé. Gracias a esto, nunca olvidaré la humildad y la esperanza que me hace la persona que soy.

RESUMEN

Hoy en día, es necesario encontrar nuevas estrategias para evitar el calentamiento global y el uso de combustibles fósiles, una de estas es minimizando las emisiones de gases contaminantes.

El transporte es uno de los sectores más contaminantes, del cual se busca alternativas sostenibles, como, la implementación de vehículos híbridos y eléctricos.

Los vehículos eléctricos pueden ser la herramienta más adecuada para combatir el calentamiento global, pero la introducción masiva de estos sin un estudio puede generar problemas a la red eléctrica, causando apagones, sobreuso de los generadores, deterioro de transformadores, etc.

En el presente trabajo de titulación se pretende investigar el consumo energético que produciría una introducción masiva de vehículos eléctricos en la ciudad de Quito, obteniendo como resultado una idea hipotética del comportamiento del usuario del vehículo y su consumo promedio para la red eléctrica.

El perfil de consumo de los usuarios será modelado gracias al software Matlab, donde se procesará los datos de distancia recorrida, velocidad máxima y tiempo de uso del vehículo obtenidos por un sistema GPS. Los datos de latitud y longitud de los usuarios serán tratados para establecer puntos frecuentes en el área de Quito.

Finalmente, como conclusión se obtendrá una curva que muestra el perfil de consumo energético de los usuarios y puntos posibles de instalación de estaciones de carga. Para así lograr un estudio previo a una introducción masiva de vehículos eléctricos a la ciudad de Quito.

ABSTRACT

Now at day, where people, companies and the government are joined to avoid global warming for the pollution of the environment, it is necessary to find new strategies for all sectors that involve the emission of polluting gases. One of these sectors and it is most polluting is transport, for which, all involved seek and standardize ways that promote sustainability. The case of transport and the use of fossil fuels generate the highest percentage of pollution, so that's why, have been implemented in the market solutions like hybrid and electric vehicles, but if the vehicle is a sustainable solution for the environment, can it be a solution considering the impact on the electric grid that these produces?

The present work of titulation intends to investigate if all of energetic consume that produces the massive use of electric vehicles can be handled without causing problems in the electric grid, besides creating points of stations of load according to frequent trajectories on the part of the users through a GPS system.

The GPS system works through a web platform that outputs data such as latitude, longitude, speed and distance traveled. These data will be processed through the Matlab system, which will form a user profile curve and thanks to the longitude and latitude data, the repetitions at the location points will be filtered to generate the proposed stations.

Finally, the analysis of the profile of the users will answer the question about whether the electric grid will be affected with a massive introduction of electric vehicles. The location points will be proposed as possible charging points, for the frequency that these are show it.

ÍNDICE

1.	Introducción.....	1
1.1	Objetivo General.....	2
1.2	Objetivos específicos.....	2
1.3	Alcance.....	2
1.4	Justificación.....	3
2.	Marco Teórico y Estado del Arte.....	3
2.1	Sistema GPS.....	3
2.1.1	Arquitectura GPS.....	4
2.1.2	Funcionamiento del sistema GPS.....	4
2.1.3	Errores en el sistema GPS.....	9
2.1.4	GPS utilizado para el proyecto de investigación.....	10
2.1.5	Plataforma WEB.....	14
2.2	Modelos para predicción.....	16
2.2.1	Modelos basados en inteligencia artificial.....	17
2.2.1.1	Red Neuronal.....	17
2.2.1.2	Red Neuronal Autorregresiva.....	18
2.2.2	Modelos basados métodos paramétricos.....	18
2.2.2.1	Regresión lineal.....	18
2.2.2.2	Regresión logística.....	18
2.2.2.3	Regresión lineal generalizada.....	19
2.2.2.4	Regresión lineal mixto generalizado.....	19
2.2.3	Modelos de predicción de series temporales.....	19
2.2.4	Modelo dinámico con estimación de parámetros.....	19
2.2.5	Modelo Montecarlo.....	19
2.3	Software MatLab.....	22

2.3.1	Graficación con MatLab.....	22
2.3.2	Funciones estadísticas con MatLab.....	25
2.3.3	Modelos con MatLab.....	30
2.3.3.1	Modelos de red neuronal con Matlab.....	30
2.3.3.2	Modelos de regresiones lineales con Matlab.....	31
2.3.3.3	Simulación Monte Carlo.....	32
2.4	Estrategias Previas.....	34
2.4.1	Metodología con Red Neuronal Autorregresiva en predicciones.....	34
2.4.1.1	Definición y Metodología.....	34
2.4.1.2	Ventajas.....	36
2.4.1.3	Limitaciones.....	36
2.4.2	Metodología con Modelo Dinámico Longitudinal para el análisis de la sensibilidad en la estimación de la demanda energética.....	36
2.4.2.1	Definición y Metodología.....	36
2.4.2.2	Ventajas.....	42
2.4.2.3	Desventajas.....	42
2.4.3	Metodología estocástica para la predicción y análisis del perfil de carga de vehículos eléctricos basado en datos de vehículos en uso... ..	43
2.4.3.1	Definición y Metodología.....	43
2.4.3.2	Ventajas.....	46
2.4.3.3	Limitaciones.....	46
2.4.4	Metodología método de regresión lineal y percentiles para el análisis del comportamiento de carga de vehículos eléctricos basado en mobile crowdsensing.....	47
2.4.4.1	Definición y Metodología.....	47
2.4.4.2	Ventajas.....	50
2.4.4.3	Limitaciones.....	51
3	Desarrollo.....	51
3.1	Caso de Estudio privado y Taxis.....	51
3.1.1	Movilización Particular.....	54

3.1.2 Movilización Mixta	54
3.1.3 Movilización Pública.....	55
3.1.4 Síntesis.....	55
3.2 Obtención de los datos.....	55
3.3 Tratamiento estadístico de datos.....	57
3.3.1 Filtrado de datos.....	57
3.3.2 Tratamiento estadístico de datos en vehículos	60
3.3.3 Tratamiento estadístico de datos en vehículos taxis.	63
3.4 Curva de Perfil.....	66
3.4.1 Curva de Perfil en vehículos privados.....	66
3.4.2 Curva de Perfil en vehículos tipo taxi.....	79
3.5 Obtención de posibles estaciones de carga.....	91
4 Análisis de Resultados.....	99
4.1 Análisis de la curva en autos privados.....	99
4.2 Análisis de la curva en taxis.....	99
4.3 Análisis de posibles puntos de carga.....	100
5 Conclusiones y Recomendaciones.....	99
5.1 Conclusiones.....	102
5.2 Recomendaciones.....	103
Referencias	105

1. Introducción

Los combustibles fósiles se están agotando, el sector automotriz crece de igual proporción a la contaminación ambiental produciendo gran parte del calentamiento global.

Si hablamos de la contaminación en Quito, en el informe de inventario de emisiones de contaminantes por parte de la Secretaria de Ambiente del Distrito Metropolitano de Quito sostiene que, "el 98,7% de CO es provocado por fuentes móviles, donde, el tráfico vehicular es el 97,9%" (Distrito Metropolitano de Quito Secretaria de Ambiente, 2011)

El transporte en el Ecuador genera el 50% del consumo total de energía del país, y así lo sostiene El Banco de Desarrollo de América Latina. Por esta razón, se trata de introducir a las ciudades vehículos eléctricos por beneficios como la eficiencia, cero contaminaciones locales y bajo ruido.

Sin embargo, un cambio masivo de vehículos de gasolina a eléctricos crearía problemas de logística en términos de generación, transmisión y distribución, ya que, esta demanda significa un aumento aproximado de dos veces la energía eléctrica actual, dando lugar a caídas de voltaje, fuerte inversión en la red, perdidas de potencia, deterioro de transformadores, redes de distribución operando más allá de su capacidad nominal, etc. (Dyke, Schofield, & Barnes, 2010)

Si un país implementa dicho cambio, es necesario implementar estrategias de gestión de carga como de optimización de costos de electricidad, minimización de perdidas, minimización de variaciones de voltaje y disminución de picos eléctricos. En cuanto a políticas, es necesario analizar estrategias para el manejo de subsidios, horarios de carga y aranceles de importación de vehículos eléctricos. Además, todas estas estrategias necesitan información relevante y veraz para gestionar de manera correcta una futura implementación masiva de vehículos eléctricos.

1.1 Objetivo General

Estudiar la demanda eléctrica considerando una introducción masiva de vehículos eléctricos a partir de un sistema GPS y un modelo estadístico apropiado.

1.2 Objetivos específicos

- Analizar estudios previos de demanda energética de vehículos eléctricos para una futura introducción masiva.
- Crear una curva de demanda de una hipotética introducción de vehículos privados y taxis eléctricos en la ciudad de Quito mediante un sistema GPS, modelos estadísticos e implementación de software en Matlab.
- Crear un mapa de rutas para proveer posibles lugares estratégicos de instalación de puntos de carga de autos eléctricos.

1.1 Alcance

Se analizará estudios previos de curvas de demandas y modelos estadísticos que se utilizaron para el tratamiento de los datos y la obtención de resultados. Mediante un sistema GPS, se obtendrá datos como velocidad máxima, velocidad mínima, distancia recorrida, horarios de utilización del vehículo, horarios de para del vehículo y gráfica de la ruta diaria.

Un modelo estadístico que parta de una muestra pequeña a una generalización filtrará y procesará estos datos, obteniendo un modelo estadístico veraz. Un software en Matlab procesará el modelo y obtendrá la curva de demanda eléctrica asumiendo que llegarán autos eléctricos a la ciudad de Quito.

A partir de los datos obtenidos, se pretende obtener perfiles eléctricos, para representar las rutas más transitadas en la ciudad de Quito, donde se plantea proponer lugares estratégicos para la implementación de puntos de carga eléctrica.

1.2 Justificación

El Ecuador busca la manera de cuidar los recursos naturales que posee, esto implica la introducción de leyes para el cuidado del medio ambiente, alza de aranceles e impuestos para vehículos que utilizan gasolina y disminución de subsidios en dos de los tres tipos de combustibles fósiles, buscando la inclusión de estrategias que cuiden el medio ambiente y además cuiden el flujo de dinero del estado.

Los autos eléctricos pueden ser una solución sustentable. El Ecuador cuenta con toda la infraestructura necesaria para gestionar de forma correcta la red eléctrica, al tener sus propias fuentes de generación energética como hidroeléctricas, ERNC, termo eléctrico, eólico, etc., los cuales permiten generar otros medios de PIB.

Sin embargo, para la implementación de estos, es necesario estudiar previamente la gestión de carga, ya que, si no se lo hace, se pueden tener problemas previamente mencionados. Para implementar dichas estrategias con precisión, es necesario realizar un estudio detallado y realista de los perfiles de consumo de los usuarios. Para aquello se utilizará el sistema GPS, facilitando la obtención de la información.

2. Marco Teórico y Estado del Arte.

El siguiente capítulo busca definir todas las herramientas y tecnologías utilizadas para el desarrollo del proyecto de investigación, así como presentar los trabajos relacionados.

2.1 Sistema GPS

El sistema de posicionamiento global (GPS), es uno de los avances tecnológicos más importantes de los últimos años. Diseñado inicialmente para aplicaciones militares, teniendo en cuenta datos como posición, velocidad y tiempo. (Pozo-Ruz, y otros, 2000).

2.1.1 Arquitectura GPS

“El sistema es conformado por tres segmentos:

- Segmento Espacio: Formado por 24 satélites GPS, con una órbita de 26560 Km. de radio y un periodo de 12 h.
- Segmento Control: Formado por 5 estaciones monitoras encargadas de mantener en órbita los satélites y supervisar su correcto funcionamiento, 3 terrestres que envían a los satélites las señales que deben transmitir y 1 estación experta de supervisión de todas las funciones. (Figura. 1)
- Segmento Usuario: Formado por las antenas y receptores pasivos situados en tierra.” (Pozo-Ruz, y otros, 2000)



Figura 1. Situación de las estaciones monitoras y de la estación de control maestra.

Adaptado de (Pozo-Ruz, y otros, 2000)

2.1.2 Funcionamiento del sistema GPS

El objetivo del sistema GPS es calcular la ubicación de un punto en un espacio con coordenadas (latitud, longitud, altitud). Para esto multiplica el tiempo de vuelo de la señal emitida por el satélite por la velocidad de propagación. (Ecuación 1). Los pasos automáticos, continuos e instantáneos que utiliza para llegar al resultado que obtiene el usuario son:

(Ecuación 1)

$$Ps = t_y * V_x$$

Con:

Pseudodistancia: Pd

Tiempo de vuelo: = t_y Velocidad de propagación: = V_x

1. Calcular las distancias entre el punto ubicado el GPS a un mínimo de tres satélites, los mismos que constan con una localización conocida. Esta medida se llega gracias a la triangulación, en la que se miden ángulos y distancias. El planteamiento geométrico y analítico tiene como objetivo localizar el punto del receptor (x,y) conociendo la distancia de los tres satélites. (Figura. 2).

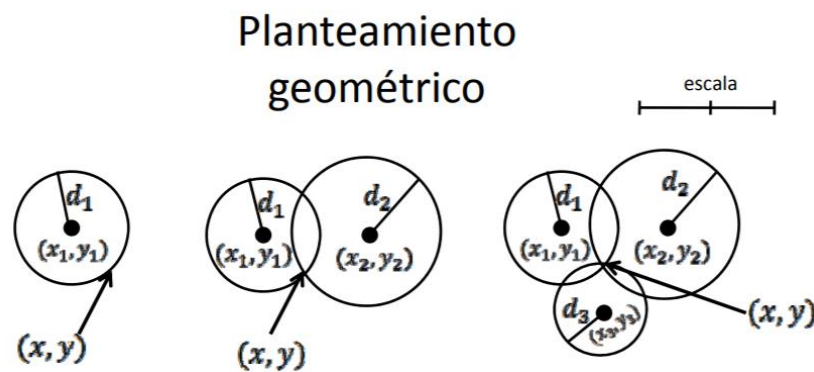


Figura 2. Planteamiento geométrico para el cálculo de las pseudodistancias.

Tomado de (Gómez, 2014)

Planteamiento Analítico

(Ecuación 2)

$$d_n = \sqrt{(x - x_n)^2 + (y - y_n)^2}$$

Con: Distancia Satélite = $d_1 \dots \dots d_n$

Coordenada x: = $x_1 \dots \dots x_n$

Coordenada y: = $y_1 \dots \dots y_n$

2. En el cálculo de las pseudodistancias, hay que tener en cuenta que las señales GPS viajan en un entorno de ruido natural y-o artificial, lo cual motiva a la generación de un código aleatorio artificial como un patrón de fluctuaciones por parte del receptor. Este código es una corrección de errores, ya que por la ley de la relatividad de Albert Einstein que dice que *“Las leyes que describen los cambios de los sistemas físicos no resultan afectadas si estos cambios de estado están referidos a uno u otro de dos sistemas de coordenadas en traslación con movimiento uniforme”*, el tiempo fluye más despacio en un sistema de referencia que esté en movimiento. En conclusión, el satélite que se mueve a mucha más velocidad que un punto en la tierra, un reloj sufre un retardo. (Gómez, 2014)

Fórmula para la corrección relativista:

(Ecuación 3)

$$\Delta t = \frac{\Delta t'}{\sqrt{1 - (v^2/c^2)}}$$

Con:

Teoría especial de la relatividad (factor de Lorentz) = Δt

Derivada Teoría especial de la relatividad (factor de Lorentz) = $\Delta t' = 1$

Velocidad de una partícula medida por un sistema de referencia = v

Velocidad de la luz = c

Por otra parte, en la teoría de la relatividad postulado dos, nos dice que “La velocidad de la luz es independiente de la velocidad de la fuente”, lo cual nos da otro punto en el cual hacer un factor de corrección de errores. Al ser la gravedad mucho menor en el satélite el reloj sufre un adelanto. Este punto se conoce como la corrección por gravedad.

Fórmula para la corrección por gravedad:

(Ecuación 4)

$$\Delta t = \Delta t' \sqrt{1 - \left(\frac{r_s}{r_T}\right)}$$

$$r_s = \frac{2Gm^2}{c^2}$$

Con:

Teoría especial de la relatividad (factor de Lorentz) = Δt

Derivada Teoría especial de la relatividad (factor de Lorentz) = $\Delta t' = 1$

Constante de gravitación universal = G

Masa del objeto = m

Velocidad de la luz = c

3. El satélite envía a cada instante una señal con el mismo patrón que el código aleatorio y logran la sincronización.
4. Después de la sincronización, el receptor calcula la distancia haciendo un desplazamiento temporal de su código hasta lograr la coincidencia con el código recibido. (Figura. 3) ” (Pozo-Ruz, y otros, 2000)

(Ecuación 5)

$$d_n = \sqrt{(x - x_n)^2 + (y - y_n)^2 + (z - z_n)^2} + c\tau - c\tau^n$$

Con:

$$\text{Distancia Satélite} = d_1 \dots \dots \dots d_n$$

$$\text{Coordenada x:} = x_1 \dots \dots \dots x_n$$

$$\text{Coordenada y:} = y_1 \dots \dots \dots y_n$$

$$\text{Corrección por relatividad: } c\tau$$

$$\text{Corrección por gravedad:} = c\tau^1 \dots \dots \dots c\tau^n$$

En conclusión, el sistema GPS, tiene 24 satélites alineados ecuatorialmente con una distancia conocida de alrededor de 20200 km sobre la superficie de la tierra, 21 para uso en cada cuadrante y 3 de reserva que funcionan enviando una señal al receptor, la cual, por el tiempo de vuelo y la velocidad se puede calcular la distancia de este. Sin embargo, por la diferencia de gravedad y estado según el primer y segundo postulado de la ley de la relatividad se aplica correcciones de gravedad y relativista obteniendo como resultado una posición final.

Cómo funciona el sistema de posicionamiento global

El sistema realiza una cuadrangulación respecto de la posición de cuatro satélites y calcula la ubicación del usuario.

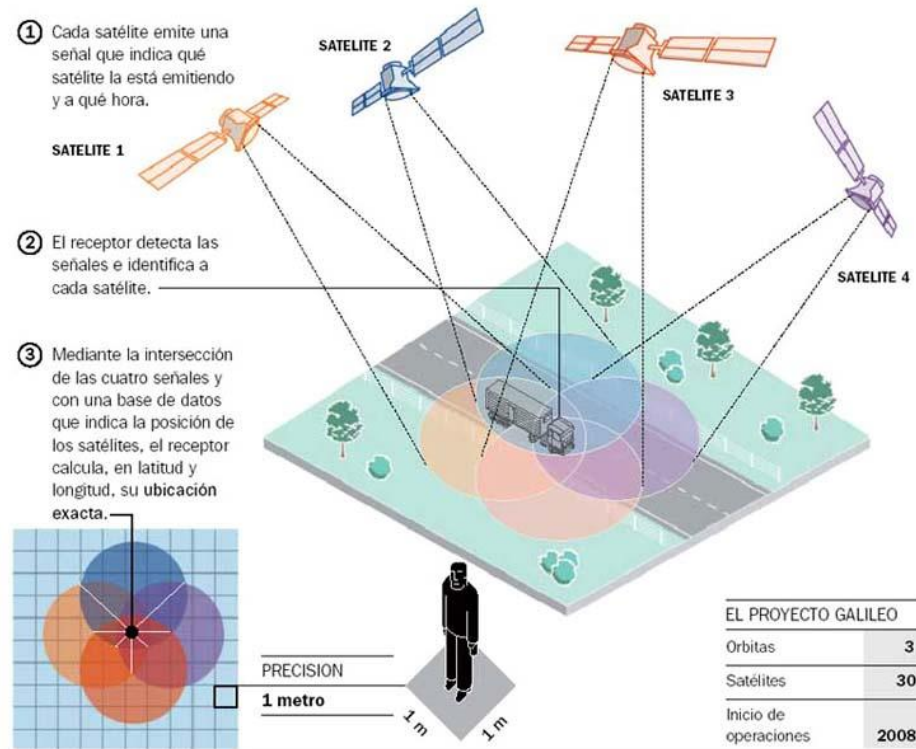


Figura 3. Funcionamiento del sistema de posicionamiento global.

Tomado de (European Space Agency, 2016).

2.1.3 Errores en el sistema GPS.

- Mala calidad de los componentes del receptor. Los relojes de sincronización son de cuarzo de bajo costo, teniendo como efecto una variación de la distancia calculada.
- El paso de la señal por la ionosfera. En la ionosfera está formada por partículas cargadas eléctricamente, teniendo como efecto la variación de la velocidad de la señal.
- Fenómenos meteorológicos. El paso de la señal por la troposfera reduce la velocidad de la señal.
- Interferencias eléctricas. Provoca correlaciones erróneas en los códigos aleatorios o suelen redondear inadecuadamente el cálculo de la órbita,

- Errores Multisenda. Las señales pueden sufrir reflexiones antes de alcanzar al receptor.
- Interferencia. Es introducida por las instituciones militares y constituye la fuente de error más grande.

Topología. Los receptores y la topología del espacio para medir la distancia suelen tener interferencias de geometría. (Akim & Tuchin, 2003)

Tabla 1.

Errores más comunes por fuentes en un sistema GPS.

Fuente	Error
Ionosfera	± 5 m
Efemérides	$\pm 2,5$ m
Reloj satelital	± 2 m
Distorsión multibandas	± 1 m
Troposfera	$\pm 0,5$ m
Errores numéricos	± 1 m o menos

Tomado de: (Giménez & Ros, 2010)

2.1.4 GPS utilizado para el proyecto de investigación.

El sistema de posicionamiento global utilizado para el presente proyecto es el modelo GL300. El GPS GL300, es un dispositivo creado para seguimiento de vehículos, mascotas, contenedores y rastreo de activos en general. El receptor de este dispositivo es de tipo GNSS, lo cual soporta sistemas de GPS y GLONASS de alta sensibilidad de movimiento. (Queclink, 2014)



Figura 4. GPS GL300.

Tomado de (Queclink, 2014)

Se eligió este dispositivo por características y algoritmos que lo hacen resistente al agua, contar con 3 ejes para el velocímetro integrado y con una extrema duración de la batería, además de poseer una plataforma web la cual muestra a los administradores la localización del dispositivo. (Queclink, 2014)

Tabla 2.

Especificaciones GSM del GL300.

Ítem	Característica
Frecuencia	Cuatri-Banda: 850/900/1800/1900 MHz Compatible con GSM fase 2/2+ -Clase 4 (2W @ 850/900 MHz) -Clase 1 (1W @ 1800/1900 MHz)
GPRS	GPRS multi-slot clase 12

GPRS estación móvil clase B	
Error de Fase RMS	5 grados
Máxima potencia de salida RF	GSM850/GSM900: 33.0 dBm±2 dBm DCS/PCS: 30.0 dBm±2 dBm
Rango Dinámico de entrada	-15~-108 dBm
Sensibilidad de Recepción	Class II RBER 2% (-107 dBm)
Estabilidad de frecuencia	< 2.5 ppm
Máxima desviación de frecuencia	±0.1ppm

Tomado de: (Queclink, 2014).

Tabla 3.

Interfaces del GL300.

Ítem	Característica
Entradas Digitales	Dos Entradas digitales Una entrada digital positiva para detección de ignición Una entrada de activación negativa para botón de pánico u otros usos.

Botón ON/OFF	Para encender y apagar. Puede ser deshabilitado de manera remota.
Botón de Función con confirmación por vibración	Para alarma SOS o una configuración rápida de Geo cercas
Antenas GSM/GNSS	Solamente internas
Indicador LED	GSM , GPS y estatus de la batería
Interface Mini USB	Para alimentación externa y configuración

Tomado de: (Queclink, 2014).

Tabla 4.

Protocolos de comunicación del GL300.

Ítem	Característica
Protocolo de transmisión	TCP, UDP, SMS
Reporte de tiempo programado	El reporte de posición sigue el intervalo predefinido para obtener la posición GPS y el tiempo de envío del reporte.
Geo cercas	Se pueden definir 5 barreras geográficas

Reporte de Encendido/Apagado	Reporte cuando se enciende/apaga el dispositivo
Alarma de batería baja	Envío de alarma cuando el nivel de la batería es bajo
Alarma de SOS/Emergencia	Alarma SOS cuando el botón es presionado
Alarma especial	Alarma especial basada en la activación de entrada digital
Detector de movimiento	Alarma de movimiento basada en el acelerómetro de 3 ejes

Tomado de: (Queclink, 2014).

2.1.5 Plataforma WEB.

La plataforma Web utilizada para el proyecto de investigación fue proporcionada por la empresa CLARO, ya que es la única autorizada legalmente para regir el control del monitoreo del GPS GL300. (Figura. 5).

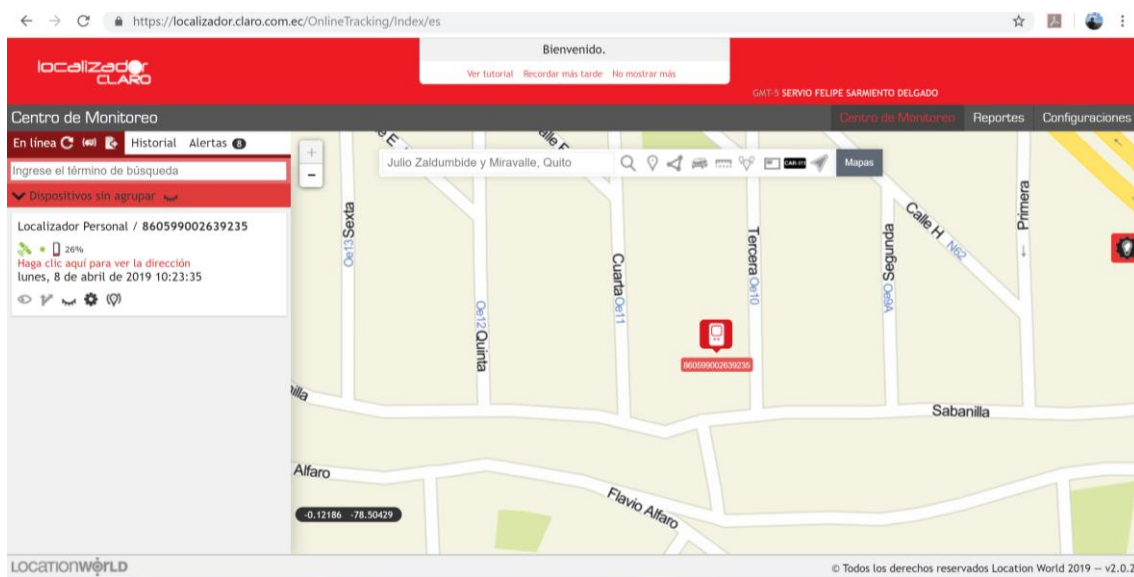


Figura 5. Plataforma Web de Monitoreo GPS.

Esta plataforma Web puede realizar consultas para monitorear la actividad del GPS, es decir, puede crear reportes de todos los eventos que hayan transcurrido con el usuario del GPS. (Figura. 6).

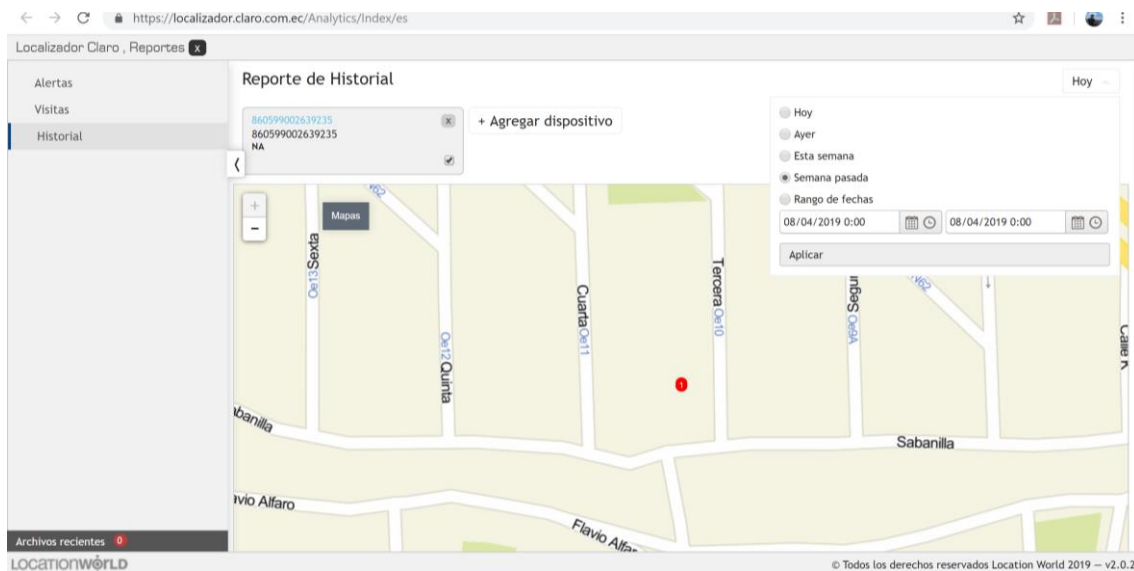


Figura 6. Formulario de reporte de eventos desde la plataforma Web.

Para identificar los eventos y clasificarlos la plataforma Web nos brinda gráficas de actividades, datos relevantes como distancia recorridas, velocidad máxima/mínima, latitud y longitud del usuario. (Figura. 7). (Figura. 8).

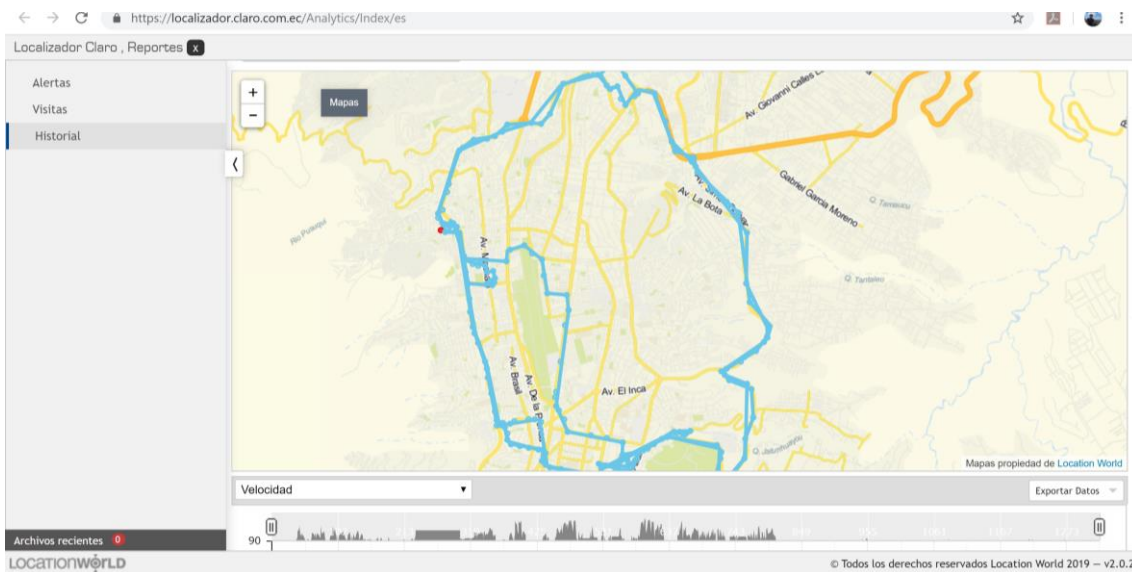


Figura 7. Gráfica de rutas y actividades del usuario.

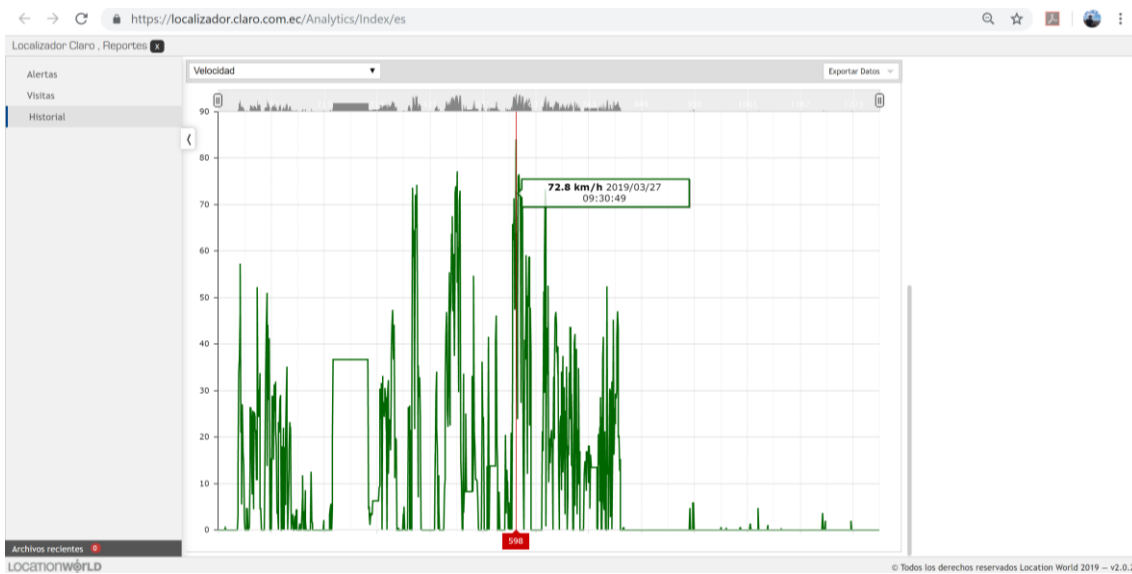


Figura 8. Gráfica de velocidades del usuario.

2.2. Modelos para predicción.

Un modelo estadístico es una ecuación matemática que utiliza variables exactas o influenciadas por el azar para reproducir fenómenos de la forma más exacta posible. (IBM, 2015). Para estimar o proyectar un evento a futuro es adecuado adaptar un modelo matemático que avale esta predicción, sin embargo, no todos los modelos matemáticos están acordes a los tipos de eventos que se desean

estimar. En esta sección del proyecto de investigación se detalla modelos matemáticos que han sido utilizados en la misma línea de investigación.

2.2.1 Modelos basados en inteligencia artificial.

2.2.1.1 Red Neuronal.

Una red neuronal es un método enfocado a la resolución de problemas de tipo individual o combinada con otros métodos. Sus aplicaciones pueden ser en trabajos de clasificación, identificación, diagnóstico, optimización o predicción por adaptarse dinámicamente reajustando constantemente el peso de sus interconexiones. (Salas R. , 2004)

La red neuronal artificial es un sistema de computación de tipo distribuida construida en semejanza al sistema nervioso de los seres humanos donde su arquitectura se logra al conectar varios procesadores elementales para obtener los requerimientos del usuario.

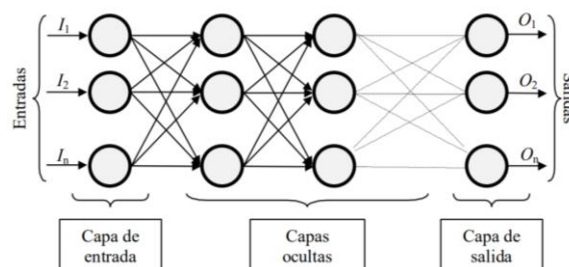


Figura 9. Esquema de una red neuronal totalmente conectada.

Tomado de (Matich, 2001).

Los datos en un modelo de red neuronal entran por la capa de entrada, se procesan por la capa oculta que puede tener varias capas y salen por la capa de salida.

La característica mas importante de las redes neuronales es la capacidad de aprender a partir de un conjunto de patrones, es decir, encuentra un modelo

matemático que se ajusta a los parámetros, esta característica puede ser manipulada o no por el usuario del modelo. (Salas R. , 2004)

2.2.1.2 Red Neuronal Autorregresiva.

Una Red Neuronal Autorregresiva es un modelo matemático que procesa la información como un cerebro humano, en estadística se conoce como modelos no lineales de regresión que pueden aproximar cualquier función continua definida en un dominio compacto. (Velásquez, Franco, & García, 2009).

2.2.2 Modelos basados métodos paramétricos.

Los modelos de predicción con métodos paramétricos tienen como objetivo cuantificar la probabilidad de que ocurra un evento en base a parámetros. Para este tipo de modelos es necesario establecer el grado de certeza y el error porcentual de la solución del modelo. (Núñez, Steyerberg, & Núñez, 2011).

2.2.2.1 Regresión lineal.

El modelo de regresión lineal tiene como objetivo explicar la relación entre una variable dependiente y varias variables independientes. (Carollo, 2011). Este modelo predice un objetivo continuo teniendo en cuenta como base las relaciones lineales entre la variable dependiente y las variables independientes. (IBM, 2015)

2.2.2.2 Regresión logística.

Este modelo se puede utilizar cuando se trata de una respuesta binaria (si, no) . (Fernández S. d., 2011). La regresión logística es ajustada mediante covariables y se puede considerar como alternativa a la regresión de COX solamente cuando la duración del seguimiento del estudio es corto (Núñez, Steyerberg, & Núñez, 2011),

2.2.2.3 Regresión lineal generalizada.

Es una ampliación del modelo lineal general al relacionar linealmente las variables independientes con la variable dependiente, pero la distribución puede ser normal o no normal para el caso de la variable dependiente. (IBM, 2015).

2.2.2.4 Regresión lineal mixto generalizado.

Este modelo es una propuesta de análisis estadístico para preguntas complejas ya que permite analizar diferentes tipos de respuestas como variables, modelando el valor esperado de la pregunta y su variabilidad. (Llorenç, 2011).

2.2.3 Modelos de predicción de series temporales.

Una serie temporal es un conjunto de eventos ordenados en el tiempo que representan la evolución de la variable dependiente. Este modelo tiene como objetivo el análisis del patrón del comportamiento para así prever su comportamiento en futuro próximo. (Salas J. , 2016)

2.2.4 Modelo dinámico con estimación de parámetros.

Este modelo utiliza las representaciones en el espacio de estados de los parámetros en forma gaussiana para predecir un evento a futuro. (Salas J. , 2016)

2.2.5 Modelo Montecarlo.

El modelo por Montecarlo utiliza variables aleatorias bajo una función de probabilidad, para responder a cualquier evento de la realidad. Este resultado es una aproximación a dicho evento, sin embargo, es bastante utilizado para determinar comportamientos en sectores económicos, sociales y ambientales.

Este modelo trabaja con funciones de probabilidad, es decir, se utiliza la probabilidad de que el evento ocurra o no y esto gracias a una gran cantidad de variables aleatorias determina un resultado aproximado a la realidad.

Las ventajas que puede proporcionar la simulación de Monte Carlo son: es un método flexible al tener varios softwares para su implementación además se puede modificar, eliminar y añadir variables e incluso se pueden aplicar experimentos para correlacionar las variables aleatorias. Otra ventaja es que los problemas que no tienen una solución analítica Montecarlo logra simularlas permitiendo experimentar con las variables.

Las desventajas que presenta la simulación de Montecarlo pueden partir desde la implementación del modelo, ya que si es complicada y dependiente de varias variables el margen de error crece, los resultados no son una solución global y exacta y cada resultado es al azar por lo cual necesita gran cantidad de variables aleatorias para aproximar el resultado final a una condición real.

Este modelo será utilizado en la siguiente investigación por los siguientes motivos.

- Es imposible obtener una muestra considerable por motivo de costos y respuestas sociales.
- Durante la investigación obtenemos datos reales desde el sistema GPS, por lo cual, la aproximación del resultado por Montecarlo no varía mucho de la realidad.
- Al obtener gran cantidad de autos en la ciudad de Quito, es necesario crear un número considerable de variables para el modelamiento de este problema social y ambiental.

Las funciones de probabilidad que maneja el modelo por Montecarlo para esta investigación se detallan a continuación.

Función de probabilidad en variable Distancia.

Para la variable distancia obtenemos la probabilidad de que un auto recorra cierto kilometraje. Este kilometraje es ordenado mediante rangos de 10 km de ancho.

Función de probabilidad en variable Hora de Salida.

Para la variable Hora de Salida obtenemos la probabilidad de que un auto salga de su hogar en cierta hora durante el día. Esta medida de tiempo es ordenada mediante 23 rangos de 60 min de ancho.

Función de probabilidad en variable Hora de Llegada.

Para la variable Hora de Llegada obtenemos la probabilidad de que un auto llegue a su hogar en cierta hora durante el día. Esta medida de tiempo es ordenada mediante 23 rangos de 60 min de ancho.

Como resultados obtendremos una nube de puntos aleatorios distribuidos por probabilidades, de los cuales haremos los cálculos para obtener el perfil de carga.

Para la comprobación del buen funcionamiento del modelo, se agregará 10km a la variable distancia por ser un buen porcentaje de sensibilidad, sabiendo que, la media es de 35km y el incremento de una hora a la variable hora de llegada. este análisis de sensibilidad es recomendado por los autores del modelo "Ashtari, Bibeau, Shahidinejad, & Molinski" y utilizado en esta publicación en el caso de vehículos de tipo privado.

Para la comprobación del buen funcionamiento del modelo en el caso de taxis, se agregará 30km a la variable distancia por ser un buen porcentaje de sensibilidad, sabiendo que, el promedio es de 160km y el incremento de una hora a la variable hora de llegada. este análisis de sensibilidad es recomendado por los autores Ashtari, Bibeau, Shahidinejad, & Molinski creadores modelo, sin embargo, no es utilizado en el caso de vehículos de este tipo.

2.3 Software MatLab.

Matlab es un software creado para el análisis repetitivo de un modelo que se puede programar basándose a las matemáticas de matrices y arreglos. (MathWorks, 1994).

La librería que utiliza Matlab para los módulos de programas llamada “Toolbox Standard” puede resolver problemas estadísticos como la interpolación, medidas de tendencia central, medidas de dispersión, inferencia estadística, etc.. (Pabón, 2010)

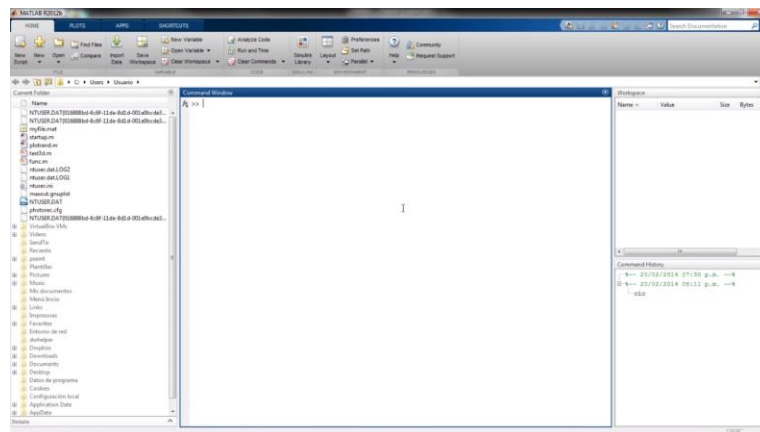


Figura 10. Entorno de Trabajo del Software MatLab.

Adaptado de (Casado M. C., 2006)

2.3.1 Graficación con MatLab.

Matlab puede graficar tendencias, curvas y superficies de segunda y tercera dimensión, para esto se utiliza el comando PLOT que grafica funciones bidimensionales. (Pabón, 2010).

Una característica de MATLAB y en la que se enfocará el proyecto de investigación, es la utilización de funciones para graficar modelos matemáticos eliminando puntos atípicos de la investigación.












Orden	¿Qué hace?	Imagen
area	colorea el area bajo la gráfica	
bar	diagrama de barras (verticales)	
barh	diagrama de barras (horizontales)	
hist	histograma	
pie	sectores	
rose	histograma polar	
stairs	gráfico de escalera	
stem	secuencia de datos discretos	
loglog	como plot pero con escala logarítmica en ambos ejes	
semilogx	como plot pero escala logarítmica en el eje x	
semilogy	como plot pero escala logarítmica en el eje y	

Figura 11. Resumen de códigos para gráficas en Matlab.

Tomado de (Casado M. C., 2006)

Un ejemplo de una curva bidimensional es la gráfica de la función $y = e^x + 10$.

(Ecuación 6)

```
>> x = -2:0.1:2;
```

```
>> y = exp(x) + 10;
```

```
>> plot(x,y), grid;
```

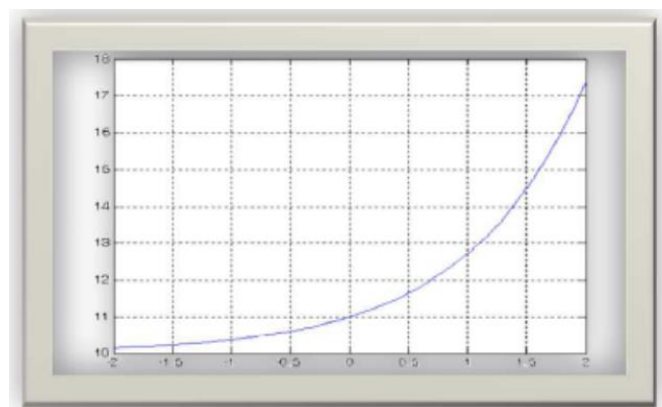


Figura 12. Gráfica de la función $y = e^x + 10$.

Adaptado de (Pabón, 2010)

Para graficar histogramas se utiliza la función bar (Figura. 12).

(Ecuación 7)

$$\gg x = \begin{bmatrix} 1 & 4 & 7 & 8 \\ 8 & 8 & 8 & 8 \end{bmatrix};$$

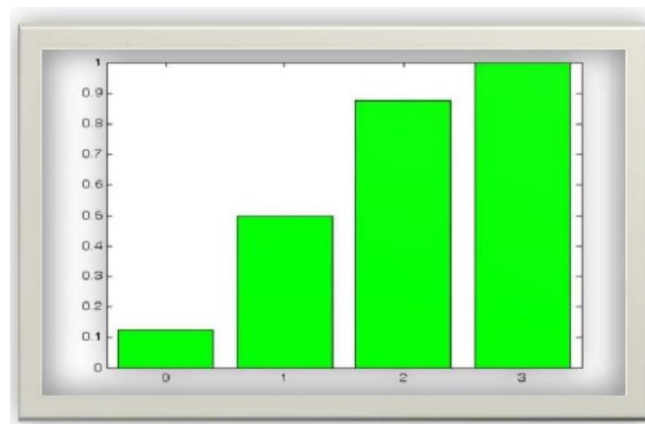
$$\gg \text{bar}(y, x, 'g');$$


Figura 13. Gráfica de Histogramas.

Adaptado de (Pabón, 2010)

Algunos comandos para manipular las gráficas en el entorno de trabajo en Matlab son:

Tabla 5.

Comandos para la edición de gráficas en MatLab.

Acción	Comando
etiqueta sobre el eje X de la gráfica actual:	$\gg \text{xlabel}(\text{'texto'})$
etiqueta sobre el eje Y de la gráfica actual:	$\gg \text{ylabel}(\text{'texto'})$

título en la cabecera de la gráfica actual:	>> title('texto')
texto en el lugar especificado por las coordenadas:	>> text(x,y, 'texto')
texto, el lugar lo indicamos después con el ratón:	>> gtext('texto')
dibujar una rejilla:	>> grid
fija valores máximo y mínimo de los ejes:	>> axis([xmin xmax ymin ymax])
fija que la escala en los ejes sea igual:	>> axis equal
fija que la gráfica sea un cuadrado:	>> axis square
desactiva axis equal y axis square:	>> axis normal
abre una ventana de gráfico:	>> hold on
borra lo que hay en la ventana de gráfico:	>> hold off

Tomado de: (Casado M. C., 2006)

2.3.2 Funciones estadísticas con MatLab.

Matlab es un software completo que puede asociar la estadística con la programación, incluyendo en su compilador funciones para calcular probabilidades, espacio muestral e incluso gráficas gerenciales sobre flujos de datos.

Combinaciones con Matlab.

Una combinación es el número posible de seleccionar un objeto de un total de elementos. (De Sá, 2007)

Obtención de Combinaciones.

$$\text{Número posible de combinaciones} = nCr$$

Total de elementos = n

Número posible de seleccionar = r

(Ecuación 8)

$$nC_r = \frac{n!}{r!(n-r)!}$$

Ejemplo de codificación de una combinación en MatLab.

```
>> v = [1 2 3 4 5]
```

```
>> c4 = combnk(v, 4)
```

$$c4 = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 1 & 2 & 3 & 5 \\ 1 & 2 & 4 & 5 \\ 1 & 3 & 4 & 5 \\ 2 & 3 & 4 & 5 \end{pmatrix}$$

Varianza con Matlab.

Es una medida de dispersión de los datos que puede ser afectada por valores atípicos. (De Sá, 2007)

Varianza.

Media = μ

Cada Dato = x_i

Número de datos = n

(Ecuación 9)

$$\sigma^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (x_i - \mu)^2$$

Ejemplo de codificación para varianza en MatLab.

$$\mu = 3.5$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (x_i - \mu)^2$$

$$\gg s = \text{sqrt}(E)$$

$$s = 1.7078$$

Distribución de Poisson.

Es una distribución que parte de la frecuencia media de un evento para obtener la probabilidad de que ocurra un determinado número de eventos durante un periodo de tiempo. (De Sá, 2007)

Poisson en Matlab.

Base de logaritmos naturales = e^x

Distribución binomial por la probabilidad de éxito = $np = \mu$

Número de casos favorables = k

(Ecuación 10)

$$P(x = k) = \frac{e^{-\mu} \mu^k}{k!}$$

Ejemplo de codificación para distribución de Poisson en MatLab.

$$\mu = 2$$

$$k = \leq 10$$

$$\gg p0 = \text{poisspdf}(0,2)$$

```

>> p1 = poisspdf(1,2)

>> p2 = poisspdf(2,2)

>> k = 0:10

>> p = [p0 p1 p2 p3 p4 p5 p6 p7 p8 p9 p10];

>> plot(k,p,'o',k,p,'*')gri

```

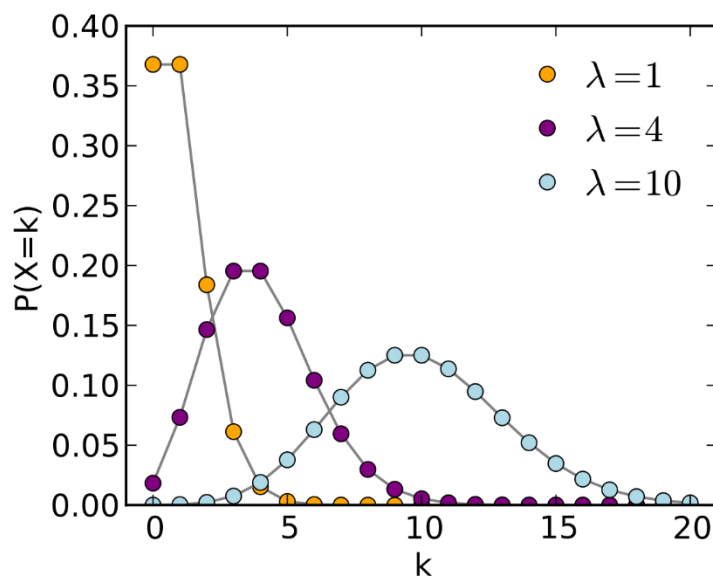


Figura 14. Gráfica de Poisson.

Tomado de (Pabón, 2010)

Distribución F.

Este tipo de distribución se utiliza para obtener inferencias acerca de las varianzas de población. Es decir, comparar entre dos varianzas de población para obtener la variabilidad de una población con otra. (De Sá, 2007)

Distribución F en Matlab.

Función = F

Grados de libertad = ν_1 ; ν_2

Varianzas = x ; y

(Ecuación 11)

$$F = \frac{x/\nu_1}{y/\nu_2}$$

Ejemplo de codificación para distribución F en MatLab.

8 y 12 *grados de libertad var 1*

12 y 24 *grados de libertad var 2*

`>> x = 0:0.01:4;`

`>> y1 = fpdf(0:0.01:4,8,12);`

`>> y2 = fpdf(0:0.01:4,12,24);`

`>> plot(x,y1,x,y2)`

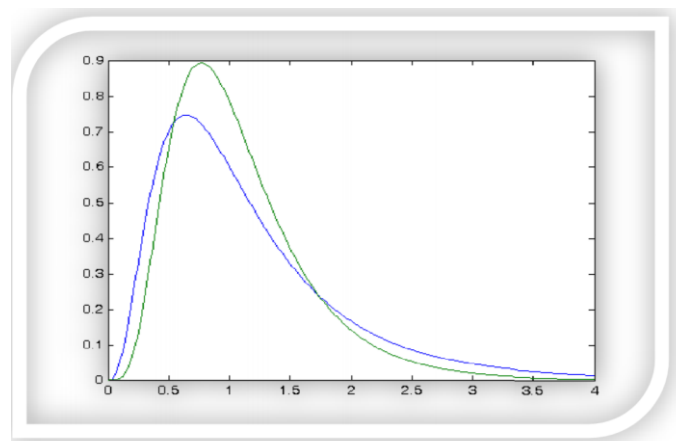


Figura 15. Gráfica de una distribución F.

Tomado de (De Sá, 2007).

2.3.3 Modelos con MatLab.

2.3.3.1 Modelos de red neuronal con Matlab.

En la tesis “Desarrollo con Matlab de una red neuronal para estimar la demanda de energía eléctrica” de la Universidad de Valladolid del autor Jesús Salas se presenta el uso de una red neuronal para la estimación de la demanda eléctrica diseñada en el software MatLab.

```
>> input = [1 1 0 0; 1 0 1 0]
```

```
>> target = [0 1 1 0]
```

```
>> funcact = {'logsig','logsig'}
```

```
>> net = newff(input, target, [2 2], funcact)
```

```
>> net = train(net, input, target)
```

```
>> output = sim(net, input)
```

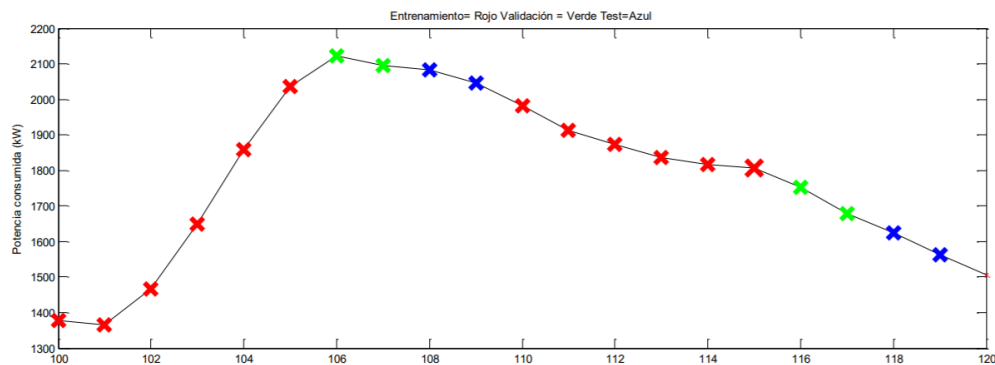


Figura 16. Datos de entrenamiento, validación y test.

Tomado de (Salas J. , 2016)

2.3.3.2 Modelos de regresiones lineales con Matlab.

Para este tipo de modelos es eficiente importar la data de una hoja de Excel y registrar en el código de Matlab.

```

y = column 1                                coef = 0.3514  41.1625

>> x = 1:214;                                >> coef = pinv(x) * y

>> x = x';                                    coef = 0.6393

>> plot(x,y)                                  >> coef = pinv(X) * y

>> X = [x, ones(214,1)];                      coef = 0.3514  41.1625

>> coef = X\y                                  >> ya = polyval(coef,x)
>> plot(y,'DisplayName','y'); hold on; plot(ya,'DisplayName','ya');

```

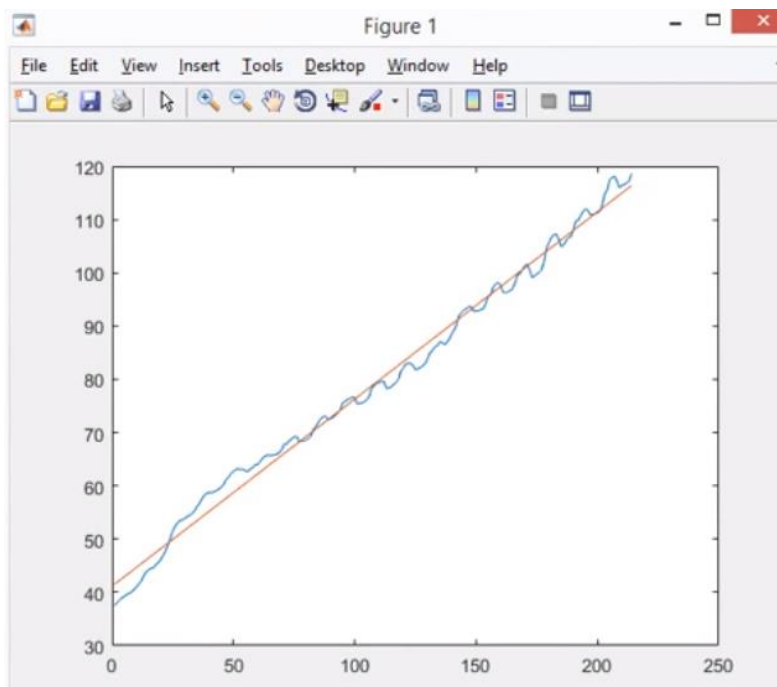


Figura 17. Gráfica de modelo regresión lineal.

Tomado de (MatLab, 2016)

2.3.3.3 Simulación Monte Carlo.

Una simulación de Monte Carlo es un método matemático – estadístico que genera una gran cantidad de variables aleatorias para llegar a resultados próximos a resultados reales. Esta simulación tiene el concepto de “entre más experimentos, mejores resultados” y es aplicada para resolver problemas imitando el comportamiento de un sistema real.

La simulación de Monte Carlo tiene un número de puntos aleatorios (N) de los que (N') resultan corresponder al área que se desea calcular. (Rodríguez-Aragón, 2011).

(Ecuación 12)

$$S = A * \frac{N'}{N}$$

Con:

S = Proporcionalidad de que un punto aleatorio caiga en la superficie.

N = números aleatorios.

N' = número de aciertos.

A = área.

La probabilidad de que esto se cumpla viene dada por la siguiente ecuación.

(Ecuación 13)

$$p = \frac{N'}{N}$$

Con:

p = probabilidad.

N = números aleatorios.

N' = número de aciertos.

En nuestra investigación se implementará el modelo Montecarlo, para generar variables aleatorias contando con la probabilidad obtenida previamente, las razones y cómo se utiliza se describe en la sección 2.2.5 de esta investigación.

Ejemplo de uso de Monte Carlo con Matlab.

MatLab en su caja de herramientas tiene varios componentes para generar números aleatorios en intervalos. Para esto utiliza sentencias formadoras de bucles como lo es for, while, do while, sin embargo, tiene sentencias propias como rand o randi.

$$s = rand(0,1)1,20);$$

$$s = randi(0,1)1,20);$$

Estos dos códigos tienen como objetivo generar 20 números aleatorios en un intervalo de 0 a 1. La siguiente grafica presenta una distribución de puntos aleatorios aplicando la probabilidad de que un punto caiga en un intervalo.

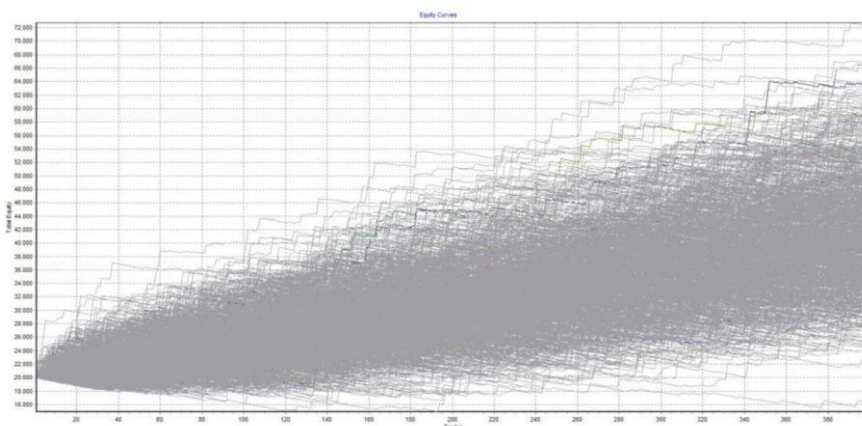


Figura 18. Gráfica de una simulación Monte Carlo.

Tomado de (López J. F., 2019)

2.4 Estrategias Previas.

2.4.1 Metodología con Red Neuronal Autorregresiva en predicciones.

2.4.1.1 Definición y Metodología.

La publicación de Velásquez, Franco, & García: “Un modelo no lineal para la predicción de la demanda mensual” verifica que la utilización del modelo de Red Neuronal que está conformado por un modelo lineal autorregresivo y un perceptrón multicapa con una capa oculta puede obtener mejores resultados en predicciones de comportamientos en base a variables dependientes frente a modelos como ARIMA y un perceptrón multicapa. El funcionamiento de este modelo es obtener la variable dependiente (y) con una función no lineal de los valores pasados como muestra la ecuación 14.

(Ecuación 14)

$$y_t = \beta_* + \sum_{p=1}^P \varphi_p y_{t-p} + \sum_{h=1}^H \beta_h * G \left(\frac{1}{2\sigma_y} (\lambda_h + \sum_{p=1}^p \alpha_{p,h} * y_{t-p}) \right) + e_t$$

Con:

y_t : Demanda.

$e_i = \sigma e_t, \sigma$: Desviación estándar.

e_t : Variable aleatoria que sigue una distribución normal.

β : Constante que representa el peso de la conexión entre una neurona adaptativa y la neurona de salida.

Φ_p : Coeficientes de la componente autorregresiva del modelo.

β_h : Parámetros asociados a la capa oculta hacia la neurona de salida.

λ_h : Parámetros asociados a las conexiones de la neurona adaptativa hacia las neuronas de la capa oculta.

$\alpha_{p,h}$: Es la conexión de la neurona de entrada p hacia la neurona oculta h.

G(.) : Función de activación de las neuronas de la capa oculta.

H: Número de las neuronas en la capa oculta.

σ_y : Desviación estándar de y_t .

Sin embargo, para la obtención de la variable dependiente es necesario aplicar la función que activa las neuronas de la capa oculta del modelo que se conoce como función sigmoidea bipolar (Ecuación 15). La adición de la variable $0.025u$ ayuda a que no se sature la neurona o unidad de procesamiento en la capa oculta.

(Ecuación 15)

$$G(u) = \frac{2}{1 + \exp(-u)} - 1 + 0.025u$$

Con:

G(.) : Función de activación de las neuronas de la capa oculta.

u: variable para evitar saturación de la neurona o unidad de procesamiento en la capa oculta.

Para la correlación de los datos y evitar un porcentaje de error alto se minimiza la sumatoria del error cuadrático medio (SSE) que es obtenido mediante un cálculo sobre la muestra de calibración, es decir, para evitar que se sobrepase el porcentaje de error acordado en los datos se debe aplicar una técnica de gradientes como muestra la ecuación 16.

(Ecuación 16)

$$SSE = \sum_{t=1}^R e_t^2$$

Con:

SSE: Error cuadrático medio.

e_t : Variable aleatoria que sigue una distribución normal.

En conclusión, los autores recomiendan este modelo para predicción de comportamientos, sin embargo, es necesario considerar las clases de estos para aplicar correlación de errores.

Ventajas.

- No requiere gran cantidad de variables, es decir, las variables empleadas para el cálculo del modelo son pocas y puntuales.

Limitaciones.

- Los autores refieren que no es un modelo aceptado por la comunidad científica ya que no es una metodología, si no, un conjunto de pasos a partir de heurísticas generales.
- Depende mucho de la experticia propia del pronosticador y el conocimiento particular que se tenga del caso de investigación.
- El uso de este modelo es poco conocido.

2.4.2 Metodología con Modelo Dinámico Longitudinal para el análisis de la sensibilidad en la estimación de la demanda energética.

2.4.2.1 Definición y Metodología.

La publicación "Sensitivity analysis for energy demand estimation of electric vehicles" describe la sensibilidad del comportamiento de un vehículo a lo largo de su dirección longitudinal mediante el modelo LDM (Modelo longitudinal dinámico). Este modelo incluye variables de las características del vehículo y su

entorno, sin embargo, el uso de este modelo puede generar estimaciones inexactas por el uso de variables sin relevancia. Los autores de la publicación buscan priorizar el uso de las variables utilizadas para mejorar la estimación de la variable dependiente. La contribución de esta publicación y el modelo empleado es evaluar la varianza de la estimación del consumo de energía mediante el modelo y la incertidumbre por variable empleada, es decir, comparar como varía el consumo de energía según las variables utilizadas.

Para lograr el objetivo de la publicación es necesario definir todas las fuerzas como variables que van a ser empleadas en el modelo, siendo este el primer paso para la resolución del problema. (Ecuación 15). Considerando las fuerzas de resistencia en el vehículo como, el rozamiento, aire e inclinación.

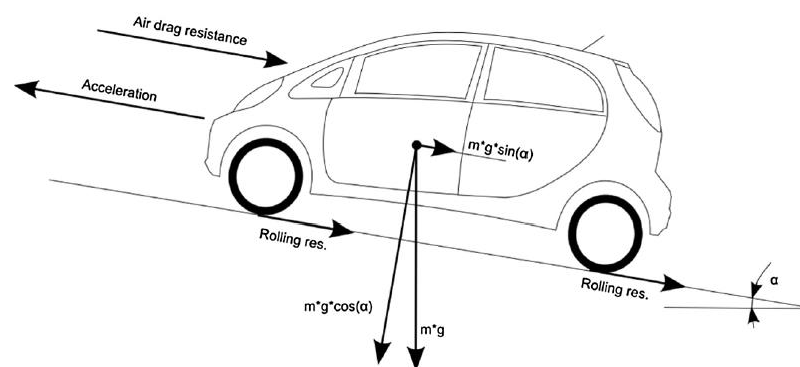


Figura 19. Fuerzas que actúan en vehículo en cuesta.

Tomado de (Asamer, Graser, Heilmann, & Ruthmair, 2016).

(Ecuación 17)

$$F_T = \frac{dv}{dt} * f * m + F_R$$

Con:

F_T : Fuerza de tracción.

F_R : Resistencias.

m : Masa total (pasajeros, conductor, equipaje, etc.).

f : Factor de masa (motor, transmisión, llantas).

Al ser un vehículo eléctrico es determinante comprender que la energía que lo hace trasladarse de un punto a otro proviene de la energía extraída de la batería. Para el cálculo de esta energía se toma en cuenta la potencia de salida y la potencia de entrada por la recuperación del vehículo. El total de demandas de energía la cual se resume mediante una ecuación 18.

(Ecuación 18)

$$E_{el} = \int_0^T P_{el} dt$$

Con:

E_{el} : Consumo de energía por trayectoria.

P_{el} : Demanda de potencia por trayectoria.

Existen variaciones del modelo para estimar la demanda de potencia en una ruta definida en función de la velocidad (Ecuación 18) y el consumo de energía por distancia recorrida (Ecuación 19).

(Ecuación 19)

$$E_{el} = \sum_{i=1}^N P_{el,i} * \Delta t$$

Con:

$P_{el,i}$: Demanda de potencia por trayectoria entrada y salida.

E_{el} : Consumo de energía por trayectoria.

Δt : Tiempo entre dos posiciones.

(Ecuación 20)

$$EC = \frac{E_{el}}{L}$$

Con:

L : Distancia de toda la trayectoria.

E_{el} : Consumo de energía por trayectoria.

EC : Consumo de energía por distancia.

El análisis de sensibilidad que propone esta publicación compara las demandas energéticas obtenidas con variables diferentes, es decir, según la sensibilidad de la variable para el modelo se obtendrá una demanda energética diferente.

Las variables que toman en cuenta en el análisis se clasifican en viajes individuales, velocidad y perfil de elevación. En primera instancia el modelo realiza un análisis de sensibilidad de primer orden calculando la demanda energética y priorizando factores. Como segunda instancia se determina la sensibilidad total y se clasifican los parámetros según la sensibilidad tomando en cuenta un subconjunto de factores que deben ser corregidos para reducir la varianza de salida.

Tabla 6.

Rango de incertidumbre para los parámetros del modelo LDM.

No.	Parámetro.	Min	Max	Por defecto
1	Efficiency (drive)	0.68	0.9	0.9
2	Efficiency (recuperation)	0.62	0.83	0.8
3	Total mass	1145	1405	1145

4	Mass factor	1	1.05	1
5	Gravitational acceleration	9.81	9.81	9.81
6	Rolling friction coefficient	0,007	0.014	0.08
7	Air density	1.005	1.296	1.2
8	Air drag coefficient	0.333	0.368	0.35
9	Front surface área	1.81	2.01	1.9
10	Auxiliary power	236	1266	450
11	Minimum speed for recuperation	0	15	10

Tomado de: (Asamer, Graser, Heilmann, & Ruthmair, 2016).

El objetivo de la publicación es identificar la influencia de los parámetros del modelo en el consumo de energía por distancia. (Ecuación 20). Dentro de rangos establecidos en la publicación se selecciona un número de variaciones de los parámetros y se calcula el consumo de energía en 100 km. (Tabla 6). Finalmente, se debe calcular el factor de sensibilidad, para calcular los diferentes tipos de sensibilidad (primer orden (Ecuación 21), total (Ecuación 22)) el modelo se ejecuta de una forma semi-aleatoria ecuación.

(Ecuación 21)

$$SI = \frac{V(E(Y|X_i))}{V(Y)}$$

Con:

V : Varianza.

Y : Respuesta del modelo.

E : Valor esperado.

X_i : Varianza total de los paramentos normalizados por la varianza total.

(Ecuación 22)

$$TSI = \frac{V(E(Y|X_{-i}))}{V(Y)}$$

Con:

 V : Varianza. Y : Respuesta del modelo. E : Valor esperado.

X_i : Varianza total de los parámetros normalizados por la varianza total a excepción del parámetro i .

Los autores concluyen que la medida SI es adecuada para realizar la priorización de parámetros. El valor SI indica la influencia del parámetro, si es alto el valor de SI, la influencia del parámetro es crítica, si el valor SI es bajo, la influencia del parámetro por consecuencia será bajo. Por lo cual se debe calibrar este valor para la estimación más exacta posible.

Obteniendo como resultados que a rangos menores de 80 km/h de velocidad los parámetros de resistencia tienen poca influencia y los factores de recuperación energética no tienen influencia. A velocidades altas todos los parámetros influyen con excepción de parámetros de recuperación.

El modelo se puede utilizar ampliamente según la literatura, pero la experiencia del usuario influye en la introducción de las variables. Los parámetros tienen importancia según el perfil de manejo de los usuarios, sea cuesta arriba, la demanda de potencia auxiliar, coeficiente fricción y eficiencia.

Ventajas.

- Al ser variables con incertidumbre se pueden aplicar varias referencias para realizar correcciones a las variables y volverlas exactas dentro de un rango y un porcentaje de error.
- Calcula la variable que tiene mayor influencia en la estimación del consumo de energía.
- Puede ser aplicable a cualquier vehículo eléctrico.
- Utiliza un sistema GPS para obtener datos y en la aplicación del modelo utiliza las variables de distancia recorrida, aceleración y velocidad del vehículo.
- Las variables pueden ser directamente obtenidas del sistema GPS o pueden ser derivadas de otras variables.
- Las principales variantes de la demanda se ven relacionadas con variables como la velocidad y el perfil de elevación.
- La complejidad del modelo es media ya que los datos pueden ser obtenidos desde un solo sistema GPS y para datos propios del vehículo se pueden obtener desde la ficha técnica.

Desventajas.

- Debido al entorno de trabajo y el vehículo todas las variables están sujetas a incertidumbre dentro de un rango.
- Es necesario calibrar el modelo con variables importantes que deben ser exactas para mejorar la precisión y rendimiento.
- El modelo se ve afectado por la evaluación de como elegir el valor del parámetro.
- El modelo es confiado a referencias por lo cual los valores no son exactos además de contar con una incertidumbre por el origen de los mismos.
- Al ser un modelo el cual involucra parámetros referenciados, no exactos y con incertidumbre el modelo no es exacto.

2.4.3 Metodología estocástica para la predicción y análisis del perfil de carga de vehículos eléctricos basado en datos de vehículos en uso.

2.4.3.1 Definición y Metodología.

La publicación de Ashtari, Bibeau, Shahidinejad, & Molinski "PEV charging profile prediction and analysis based on vehicle usage data" recomienda la utilización de una metodología estocástica para determinar los perfiles de carga eléctrica en la red en función del tiempo.

Para la publicación se analizaron 76 vehículos eléctricos que cuentan con un sistema GPS durante un año en la ciudad de Winnipeg. Los resultados obtenidos en esta publicación se dan por la utilización de un método determinista y tres métodos estocásticos (2 métodos estocásticos previos solo utilizados para comparación) que captan con mayor precisión la relación de salida, llegada y tiempo de viaje del vehículo en comparación con los dos métodos estocásticos utilizados en publicaciones anteriores de los mismos autores.

La contribución de esta publicación es que las empresas encargadas de los servicios públicos logren un balance de costos entre infraestructura de carga, transmisión de potencia, tamaño de la batería y nuevas fuentes de generación de energía renovable para cargas de vehículos eléctricos.

En cuanto a la metodología, la publicación se realizó en tres partes, supuestos utilizados en el modelo, desarrollo del método estocástico y comparación entre diferentes infraestructuras de carga. Para el modelo se tomaron en cuenta datos como el tren motriz del vehículo, el perfil de uso diario, capacidad de la batería y los efectos del clima por estación en la carga, sin embargo, se tuvo que suponer varios datos como las características del vehículo son las mismas de un Nissan Leaf con una batería de 24 kWh, la carga completa del vehículo tarda 20 h en cargador nivel 1 y 8 h en el cargador nivel 2, la eficiencia es de 6,7 km por kWh, los conductores cargan inmediatamente después de que llegan a casa o trabajo y los hábitos de conducción son los mismos que un vehículo a gasolina actual.

El modelo de simulación fue implementado en el software MatLab, el método determinista utiliza los datos directamente y los métodos estocásticos utilizan los datos del conductor de forma indirecta. El método estocástico tiene acceso a datos como la hora de salida y entrada al hogar y la distancia recorrida diaria. Es necesario recalcar que los dos métodos estocásticos son utilizados anteriormente y solo están presentes en la publicación con fines de comparación entre el nuevo método estocástico y los dos métodos previamente mencionados.

El método estocástico utiliza funciones de probabilidad para evitar errores innecesarios, estas funciones pueden ser reproducibles obteniendo los histogramas de los datos.

El método estocástico empieza con determinar la descarga de la batería (Ecuación 23) y la carga de la batería (Ecuación 24) tomando en cuenta la hora de salida del vehículo, distancia recorrida y hora de llegada del vehículo para autos etiquetados desde el 1 al 76 y el día de estudio entre el 1 al 365.

(Ecuación 23)

$$SOC_a(m, n) = SOC_d(m, n) - \frac{d_{mn}}{Eff * C} * 100$$

Con:

SOC: Estado de carga de la batería en %

m : Número de auto (1-76).

n : Día de estudio (1-365)

d : distancia recorrida por día.

C : Capacidad de la batería. (24kWh)

Eff : Eficiencia total. (6.7km/kWh)

(Ecuación 24)

$$SOC_d(m, n) = SOC_a(m, n - 1) + \frac{t_{mn} * R}{C} * 100$$

Con:

m : Número de auto (1-76).

n : Día de estudio (1-365)

n : Día de estudio (1-365)

R : Tasa de carga en kW

t : Tiempo de carga en horas.

C : Capacidad de la batería. (24kWh)

Para utilizar funciones de probabilidad no interactivas e independientes los autores muestran el modelo estocástico utilizado donde los datos de hora de salida, entrada y distancia recorrida se obtienen directamente del sistema GPS en forma de puntos y estos se procesan por una simulación de Monte Carlo contando con una función de probabilidad.

Para cada punto que se obtiene desde el GPS, se calcula el tiempo de carga (Ecuación 25)

(Ecuación 25)

$$t_e(n) = \left\{ \begin{array}{l} \frac{d(n)}{Eff} \\ R \end{array} \right\}$$

Con:

t_e = Tiempo de finalización de carga.

d : distancia recorrida diaria

R : Tasa de carga en kW

C : Capacidad de la batería. (24kWh)

Eff : Eficiencia total. (6.7km/kWh)

Ventajas.

Utiliza los hábitos de consumo iguales a los de un vehículo a gasolina.

No utiliza toda la información de un vehículo eléctrico, con datos como la hora de salida y entrada al hogar y la distancia recorrida diaria es suficiente para que el modelo actúe.

Tiene un error de predicción del 3.4% siendo el modelo más exacto utilizado previamente en la publicación.

El modelo se puede extender mediante correcciones de datos como la autonomía de la batería, carga de la batería y factores de recuperación de la batería.

Limitaciones.

Se debe suponer varios parámetros para cumplir con los requerimientos del modelo, sin embargo, en futuras contribuciones es posible obtener de forma real estos datos supuestos.

Se ve afectado en los perfiles de los usuarios por factores externos como radares, clima, utilización de calentadores térmicos en casas u oficinas y precio de la electricidad en cada ciudad.

Al asumir que la función de hora de salida y la distancia recorrida son independientes llega a la imprecisión del modelo estadísticamente.

Asumir que el vehículo al salir de casa está totalmente cargado (irreal) aumenta el porcentaje de error de imprecisión.

2.4.4 Metodología método de regresión lineal y percentiles para el análisis del comportamiento de carga de vehículos eléctricos basado en mobile crowdsensing.

2.4.4.1 Definición y Metodología.

La publicación de Yang, Xu, Guo, Zhang, & Sun “EV charging behaviour analysis and modelling based on mobile crowdsensing data” utiliza una metodología diferente que considera interacciones entre pasajeros, la energía del sistema y el sistema de transporte de un vehículo BYD con una autonomía de 260 km siendo este el 81% de su valor original de 320 km que después de 10000 ciclos de carga reduce en un 30%.

La aportación de esta publicación es basada en el nuevo enfoque de análisis y la combinación de datos históricos y datos en tiempo real incluyendo características de viajes no tomados en cuenta en bibliografía existente hasta entonces. El nuevo enfoque de la publicación es analizar vehículos eléctricos para el uso del transporte público (taxis) tomando en cuenta datos organizados como muestra la ecuación 26 para cada carrera del vehículo en cuestión.

(Ecuación 26)

$$S = \{(o_i, t_i^o, d_i, t_i^d, route_i, s_i)\}, \quad i = 1, 2, 3 \dots \dots N$$

Con:

S = Datos del vehículo.

o_i : Posición original.

t_i^0 = Tiempo inicial de la carrera

d_i = Posición de llegada.

t_i^d = Tiempo final de la carrera

$route_i$ = Ruta propuesta

s_i = estatus de pasajeros (ocupado o vacío)

Al obtener retrasos en la transmisión, mal funcionamiento de hardware y datos variables en intervalos de tiempo los autores implementaron un método de limpieza de los datos para mejor exactitud de los resultados.

Para el modelo se requiere obtener la energía consumida (Ecuación 27) que es obtenida por una función lineal de la distancia recorrida.

(Ecuación 27)

$$SoC_{usage, i} = dist_i * \frac{SoC_{max}}{dist_{max}}$$

Con:

$SoC_{usage, i}$ = Consumo de energía del intervalo.

$dist_i$: Distancia de intervalo.

$dist_{max}$ = Distancia máxima del vehículo (260km)

SoC_{max} = Consumo de energía máxima.

Para el forecast de carga se utilizaron datos históricos (Ecuación 28) siendo calculados mediante el promedio de las cargas históricas a través de registros, datos según la cooperativa a la que pertenece (Ecuación 29) calculados de forma

independiente a las características propias del vehículo en cuestión y tomando en cuenta un mismo perfil según la cooperativa, y datos según el perfil individual del vehículo (Ecuación 30) que considera las características propias de cada individuo analizado.

(Ecuación 28)

$$L_{d,n}(t) = \frac{1}{ND} \sum_{i=1}^D L_i(t)$$

$$L_d(t) = \sum_{n=1}^N L_{d,n}(t)$$

Con:

$L_d(t)$ = Forecast de carga en un intervalo.

(Ecuación 29)

$$L_{d,n}(t) = \frac{1}{ND} \sum_{i=1}^D L_i(t) * \left[\left(k_1 + k_t^{SoC} \left(SoC_{d,n}(t - \Delta t) \right) + k_t^{time} \left(time_{d,n}(t) \right) \right) \right]$$

$$* k_t^{route} \left(route_{d,n}(t - \Delta t) \right)$$

$$L_d(t) = \sum_{n=1}^N L_{d,n}(t)$$

Con:

$L_d(t)$ = Forecast de carga en un intervalo.

$SoC_{usage, i}$ = Consumo de energía del intervalo.

k_t^{SoC} = Factor de corrección

k_t^{time} = Índice de preferencia temporal.

(Ecuación 30)

$$L_{d,n}(t) = \frac{1}{D} \sum_{i=1}^D L_{i,n}(t) * \left[(k_{1t} + k_{2t} * p(\text{charging} | SoC_{d,n}(t - \Delta t))) + k_{3t} * cdf\left(\frac{t - Time_i^{ref}}{\sigma_i} n_i\right) \right] * k_{t,n}^{route}(route_{d,n}(t - \Delta t))$$

Con:

k_{1t}, k_{2t} = Periodos de tiempo.

$L_d(t)$ = Forecast de carga en un intervalo.

$SoC_{usage, i}$ = Consumo de energía del intervalo.

k_t^{SoC} = Factor de corrección

k_t^{time} = Índice de preferencia temporal.

Ventajas.

- Utiliza datos históricos de diferentes publicaciones y datos obtenidos en tiempo real mediante un sistema GPS para mejor exactitud de los resultados.
- El modelo utilizado toma en cuenta la interacción de los pasajeros (dato no visto en otras publicaciones) siendo muy importante a considerar en el consumo energético de los vehículos y aplicable para investigaciones en taxis y sector privado familiar.
- El modelo es muy exacto, utiliza parámetros como lapsos de tiempo entre llegada de pasajeros, distancia mínima, porcentaje de carga del vehículo,

pasajeros, distancia recorrida, tiempo de utilización del vehículo por lo cual el estudio tiene especificidad muy alta.

- El modelo al ser tan completo no se puede expandir ya que no entraría ninguna variable más.
- Se puede expandir para varios casos de estudio vehículos privados, buses, vehículos de carga pesada.

Limitaciones.

Para obtener el mejor rendimiento del modelo es necesario considerar una muestra representativa de los datos considerando conceptos como big data o cloud computing.

La inversión para obtener los requerimientos para el modelo es muy alta ya que considera varios parámetros como lapsos de tiempo entre llegada de pasajeros, distancia mínima, porcentaje de carga del vehículo, pasajeros, distancia recorrida, tiempo de utilización del vehículo entre parada y siguiente pasajero.

3 Desarrollo

En el presente capítulo se tratan los datos, se implementa el modelo y se crean las posibles estaciones de carga según los puntos arrojados por el sistema GPS.

3.1 Caso de Estudio privado y Taxis.

Oficialmente San Francisco de Quito, capital de la República del Ecuador, es una ciudad ubicada en Latitud: -0.225219, Longitud: -78.52480° 13' 31" Sur, 78° 31' 29" Oeste con 372,39 km² de superficie. (Figura. 20) (INEC, 2010).



Figura 20. Ciudad de San Francisco de Quito.

Adaptado de Google Maps, SF.

Quito, es la ciudad más poblada del país con más de 2,6 millones de habitantes de acuerdo con la última estadística publicada por el INEC en el año de 2018. (INEC, 2017). Hasta las últimas encuestas publicadas por el sitio Quito informa hasta el mes de octubre existen 382314 vehículos matriculados, con un promedio de 44081 vehículos matriculados por mes. (Quito Alcaldía, 2018). En marzo del año 2019 la ANT (Agencia Nacional de Tránsito) ha registrado 98457 vehículos matriculados. (Quito Alcaldía, 2019), como consecuente, la ciudad de Quito tiene gran parte de los vehículos en el país ecuatoriano.

Al tener varias fuentes de energía renovable (Hidráulica, Biomasa, Fotovoltaica, Eólica, Biogas) es razonable administrarlas de forma efectiva para generar mayor productividad y calidad de servicio en beneficio de todos los ecuatorianos.

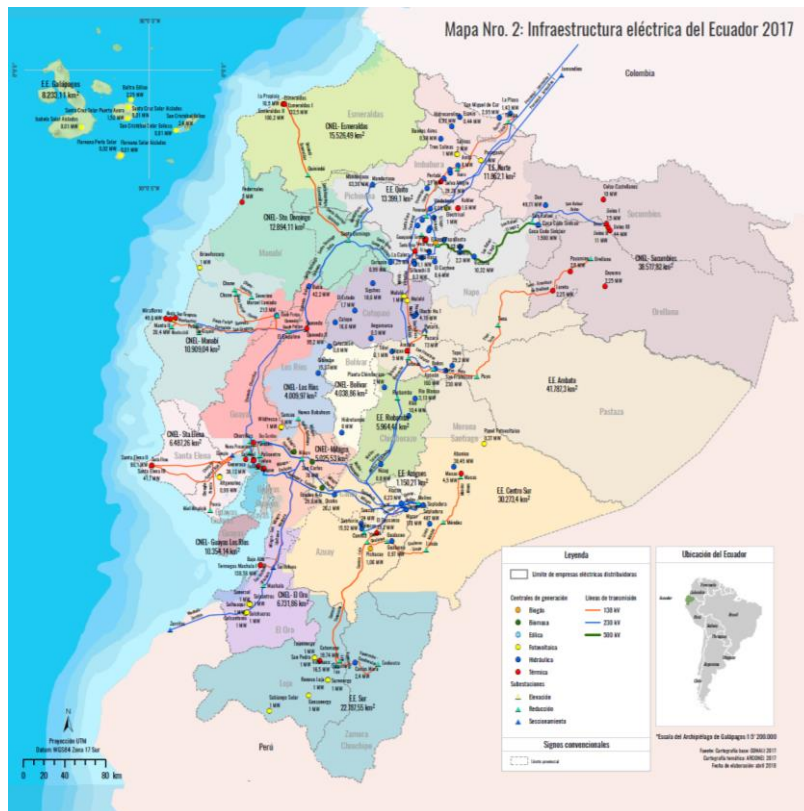


Figura 21. Infraestructura eléctrica ecuatoriana 2017.

Tomado de (Agencia de Regulación y Control de Electricidad, 2017)

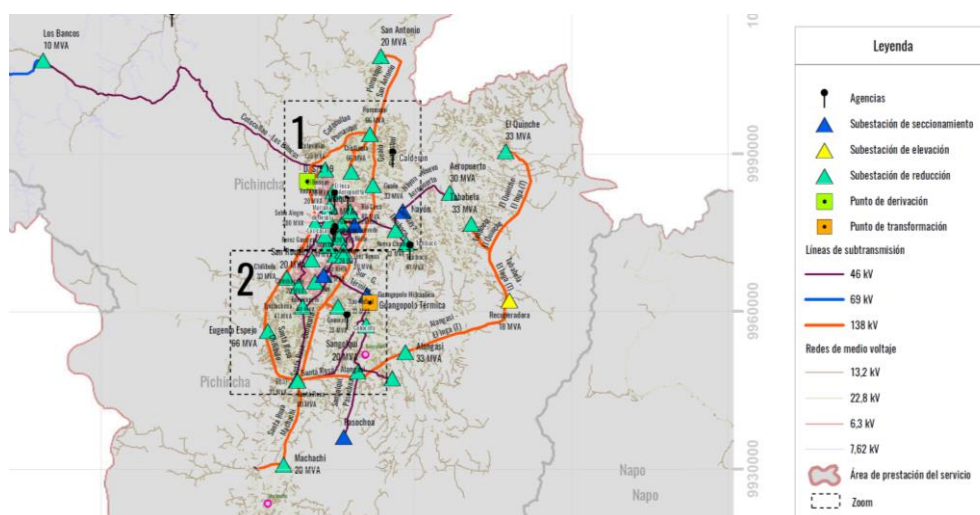


Figura 22. Infraestructura eléctrica E.E. QUITO 2017.

Tomado de (Agencia de Regulación y Control de Electricidad, 2017)

En Quito, el 98,7% de CO es provocado por fuentes móviles, donde, el tráfico vehicular es el 97,9%” (Distrito Metropolitano de Quito Secretaria de Ambiente, 2011)

Los resultados de la publicación “Quantifying decade-long effects of fuel and traffic regulations on urban ambient PM2.5 pollution in a mid-size South American city” de los actores (Zalakeviciute, Rybarczyk, López-Villada, & Diaz Suarez, 2017), sostienen que aunque se hayan tomado medidas para la contaminación y el tráfico de la ciudad de Quito, aún se tiene grandes diferencias con la contaminación máxima recomendada por la ONU e incluso con estándares propios de la ciudad, por lo cual, se debe tomar medidas aceleradas para el bien de la salud pública.

El sector del transporte en la ciudad podríamos dividirlo en dos grandes grupos, sin tomar en cuenta la movilidad del sector gubernamental y municipal:

1. Movilización particular.
2. Movilización mixta
3. Movilización pública.

En este proyecto definiremos estos tres grupos previamente mencionados como:

3.1.1 Movilización Particular

La movilidad particular es considerada como los autos particulares que se desplazan libremente en la ciudad de Quito con conductores que cuentan con registro/licencia tipo SportMan (Tipo B) o Profesional (Tipo C) considerando que el automotor no es utilizado con fines de lucro.

3.1.2 Movilización Mixta

La movilidad mixta es considerada como los autos particulares que se desplazan libremente en la ciudad de Quito con conductores que cuentan con registro/licencia tipo SportMan (Tipo B) o Profesional (Tipo C) considerando que el automotor puede ser para fines de lucro en ciertos días de la semana, este

tipo de movilización se considera vulgarmente como taxis piratas o bien pertenecen al grupo de aplicaciones como UBER o Cabify. No tienen registro oficial para trabajar con el automotor, pero por factores externos lo utilizan para este fin.

3.1.3 Movilización Pública.

La movilidad pública es considerada como los taxis, taxis ejecutivos, buses, metros y ecovía que se desplazan en la ciudad de Quito con conductores que cuentan con registro/licencia tipo Profesional (Tipo C) considerando que el automotor es utilizado con fines de lucro y para las personas que habitan la ciudad. Modelos Estadísticos.

3.1.4 Síntesis.

Se puede concluir que, Quito es una ciudad con un factor en crecimiento muy alto en cuestiones de población, transporte y contaminación en relación con su superficie, dando motivos suficientes para iniciar una investigación de una previa introducción de vehículos eléctricos sin afectación de la red de distribución. (Municipio del Distrito Metropolitano de Quito, 2015)

3.2 Obtención de los datos.

Para la obtención de los datos se instala el dispositivo GPS en el vehículo (Figura. 23) y se deja durante 5 días laborables. Se consideran 5 días laborables por la calidad de vida de los usuarios, esta calidad de vida es catalogada como rutinaria.



Figura 23. Instalación de un GPS en un vehículo.

Los lugares más frecuentes donde se emplea el uso del vehículo son:

- Lugar de trabajo.
- Universidad.
- Centros comerciales y movilidad personal.

Trascurridos los 5 días desde la instalación del GPS, se descargan los datos (Secuencia, Fecha, Hora, Latitud, Longitud, Dirección, Velocidad, Batería, Distancia Recorrida) producidos por el sistema en formato Excel y KML. (Figura. 24).

Secuencia	Fecha	Hora	Latitud	Longitud	Dirección	Velocidad (Km/h)	Batería
1	05/06/2019	16:49:42	0.228661	-78.261208	Salinas y Bolívar, Otavalo, Ecuador	0	
2	05/06/2019	16:49:51	-0.123147	-78.5068	Tercera y Sabanilla, Quito, Ecuador	0.1	
3	05/06/2019	16:50:57	-0.123147	-78.5068	Tercera y Sabanilla, Quito, Ecuador	0	
4	05/06/2019	16:51:57	-0.123147	-78.5068	Tercera y Sabanilla, Quito, Ecuador	0	

Figura 24. Tabla de datos desde la plataforma WEB.

3.3 Tratamiento estadístico de datos.

3.3.1 Filtrado de datos.

Las variables obtenidas (Figura. 24) se detallan de la siguiente manera. La columna Secuencia, es el ID de la posición del usuario en ese instante de tiempo. Las columnas Fecha y Hora sirven para representar el día y la hora del posicionamiento del usuario. La columna hora es muy importante durante el modelo determinístico, ya que, es aquí donde se evidencia la salida del usuario de su hogar y la hora final de uso del vehículo. Las columnas Latitud, Longitud y Dirección nos ayudarán para determinar las posibles estaciones de carga mediante un diagrama de densidad usando el software Google Earth. Para finalizar, el odómetro propio del dispositivo GPS, marca la distancia recorrida del usuario, la cual nos sirve para obtener los datos de entrada del modelo determinístico.

Al obtener entre 2800 a 5500 puntos de secuencia diarios en cada uno de los vehículos privados siendo un total de 131706 puntos contando que son 27 vehículos que se sujetaron a la investigación con el sistema GPS y un total de 93699 puntos de secuencia en 10 autos de tipo taxi, es necesario filtrar puntos falsos como errores de lectura.

Caso Autos Privados.

$$\#Secuencias = \# \text{ de secuencias diarias} * \text{días de investigación.}$$

$$131706 = x * 5$$

Caso Autos Taxi.

$$\#Secuencias = \# \text{ de autos} * \text{días de investigación.}$$

$$93699 = x * 5$$

Caso Autos Privados.

*#Variables = # de autos * días de investigación.*

$$135 = 27 * 5$$

Caso Autos Taxi.

*#Variables = # de autos * días de investigación.*

$$110 = 22 * 5$$

Estos errores pueden ser provocados por paradas del vehículo durante el tráfico o semáforos que el GPS reconoce como para y envía una alerta errónea (Figura. 25) o bien errores de energía del dispositivo.

Para evitar esto, los datos se filtran de acuerdo con el tiempo de para de un vehículo en un mismo punto mayor a 5 minutos, cumpliendo la condición de que el odómetro no haya variado por más de 100 metros (0,1 km). obteniendo un total de 47415 puntos en el caso de vehículos privados y 44995 en el caso de taxis.

1	Secuencia	Fecha	Hora	Latitud	Longitud	Dirección	Velocidad	% Batería	Odómetro	Distancia r	Alerta	Zona/Marca
2	1	11/29/2018	08:17:56	-0,12111	-78,5072	Cuarta y C	0	95	0,2	0	Se movio	
3	2	11/29/2018	08:19:07	-0,12111	-78,5072	Cuarta y C	0	95	0,2	0		
4	3	11/29/2018	08:20:07	-0,12111	-78,5072	Cuarta y C	0	95	0,2	0		
5	4	11/29/2018	08:21:07	-0,12111	-78,5072	Cuarta y C	0	95	0,2	0		
6	5	11/29/2018	08:22:07	-0,12134	-78,507	Calle G y C	0	95	0,2	0		
7	6	11/29/2018	08:23:06	-0,12104	-78,5072	Cuarta y C	0,2	94	0,3	0		
8	7	11/29/2018	08:24:06	-0,12083	-78,5073	Cuarta y C	0	94	0,3	0		
9	8	11/29/2018	08:25:06	-0,12083	-78,5073	Cuarta y C	0	94	0,3	0		
10	9	11/29/2018	08:25:18	-0,12083	-78,5073	Cuarta y C	0	94	0,3	0	Se detuvo	
11	10	11/29/2018	08:28:26	-0,12083	-78,5073	Cuarta y C	0	94	0,3	0	Se movio	
12	11	11/29/2018	08:30:05	-0,12083	-78,5073	Cuarta y C	0	94	0,3	0		
13	12	11/29/2018	08:31:05	-0,12083	-78,5073	Cuarta y C	0	94	0,3	0		

Figura 25. Error de lectura por parte del GPS.

Después del primer filtrado según la condición anterior, se clasifican las secuencias por fechas, cada auto investigado tiene 5 días diferentes, es decir habrá 4 tablas de cada una de las variables dichas anteriormente (distancia, velocidad máxima, hora salida y hora llegada), cada una con 5 columnas diferentes por la fecha de obtención del dato por el número de vehículos de cada

categoría. (privados, taxis). Haciendo de que cada variable tenga un total de 135 datos en autos privados y un total de 110 datos en autos de tipo taxi.

Tabla 7.

Ejemplo de la variable Distancia en vehículos TIPO TAXI en km.

No Auto.	Día 1	Día 2	Día 3	Día 4	Día 5
1	196,3	206,6	198,5	169,8	218,7
1.1	155,3	170,5	217,1	189	187,5
1.2	217,3	208,7	172,4	174,6	189,2
2	175	145	183,9	192,9	213,4
2.1	163,9	211,8	123	179,3	170
3	213,7	214,7	178,6	150,7	181,7
3.1	159,8	153,9	138	182,7	206,9
3.2	165,1	153,1	206,1	195,3	214,8
4	169,3	198,5	172	116	166,8
4.1	156,3	195,7	188,9	199,3	195,9
5	155,1	197,3	164,9	156,2	193,3
5.1	171,4	178,6	184,6	199,5	199,7
6	123	202,1	218,6	111	183,8
6.1	174,8	213,1	173,8	179,7	182
6.2	159,3	209,2	209,1	192,4	161,3
7	150,9	109	156,4	128	172,2
7.1	208,5	189	157,9	173,6	211,1
8	163	161	185,9	191,2	171,9
8.1	205,9	178,8	214,4	160,6	163,2
9	198,9	188	182,9	208,2	173,1
9.1	174,4	179,7	160,3	211,2	199,4
10	198	166,7	151,8	218,5	169,5

El número de datos (135 vehículos privados, 110 vehículos tipo taxi) de cada una de las variables nos ayuda para obtener los porcentajes en las gráficas del tratamiento estadístico de los datos.

En errores producidos por la descarga de batería en el dispositivo GPS, se toma de nuevo la muestra de datos en la siguiente semana hasta completar un ciclo repetitivo de conducción del usuario; En esta investigación, en vehículos privados se tomaron en cuenta 5 días de la semana para mayor especificidad,

sin embargo, el ciclo de conducción repetitivo de una persona quiteña que se moviliza a su trabajo, lugar de estudio y lugares personales en promedio es de 3 días. En autos de tipo taxi, no existe un patrón de ruta, sin embargo, se tomó el mismo procedimiento de 5 días laborables como en autos privados para lograr comparar los datos con muestras en días similares.

Otro error que se podría pensar es por la cobertura, al ser un dispositivo que trabaja con la red móvil, existen caminos en los cuales no existe cobertura y el dispositivo deja de enviar alertas, pero el odómetro y la posición siguen en pantalla del aplicativo WEB, por tal razón, no influye en la recolección de los datos.

3.3.2 Tratamiento estadístico de datos en vehículos privados.

Asunción 1: Para cumplir con la especificación del modelo, se asume que el vehículo será cargado únicamente en el hogar inmediatamente después de la hora final de uso del vehículo.

Asunción 2: Para cumplir con la especificación del modelo, se asume que el vehículo parte con el 100% de carga de su hogar hacia el lugar deseado.

Asunción 3: R o potencia eléctrica asumida por datasheet que indica la potencia máxima de nivel 1.

Para comenzar con la investigación se recolectaron los datos de 27 vehículos particulares del sector norte, entre el barrio Quito Tennis y Carcelén. Este tipo de vehículos tienen en común que son únicamente utilizados con propósitos de movilización sin fines de lucro, es decir, son utilizados para dirigirse al lugar de trabajo, lugar de estudio y/o movilidad personal.

En la recolección de datos, nos enfocamos en la hora de salida, llegada, velocidad máxima, distancia recorrida del vehículo. En la figura 26 se muestra el porcentaje de usuarios investigados que usan una cierta hora durante el día para dejar sus hogares y dirigirse a los lugares previamente mencionados.

Para esta gráfica se organiza los datos de hora inicial por frecuencias en rangos de las horas del día y se presenta en la siguiente figura.

Modelo de Gráficas.

(Ecuación. 31)

$$f_i = \frac{n_i}{N}$$

Con:

n_i = frecuencia de datos en el rango deseado

N = número total de datos.

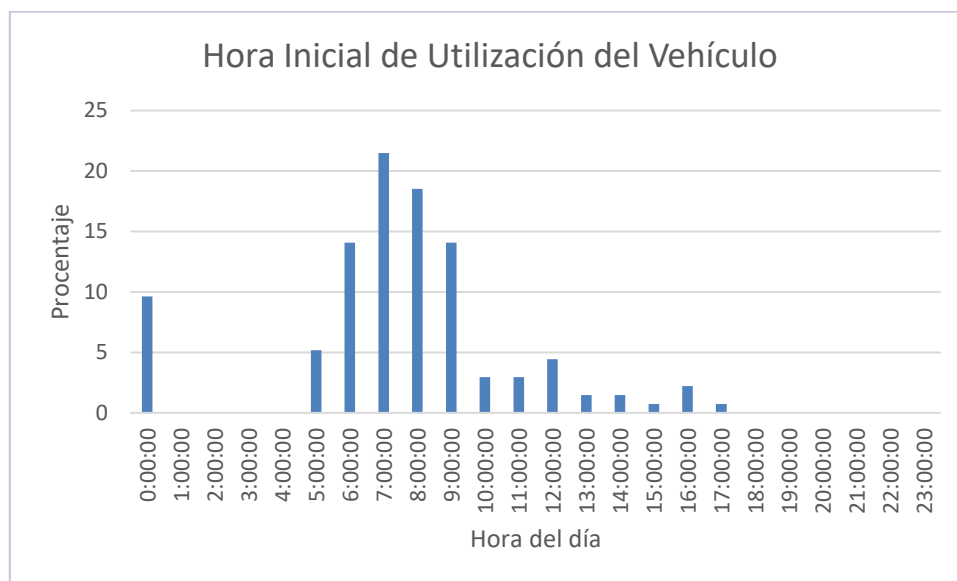


Figura 26. Hora de salida de vehículos particulares investigados.

El mismo procedimiento se utiliza para determinar la hora de llegada del vehículo al punto de inicio (Figura. 27), sin embargo, cabe recalcar que el uso del vehículo en este caso no fue constante, es decir, que al llegar al lugar deseado hubo una para del vehículo hasta su próximo uso. (Ecuación 31)

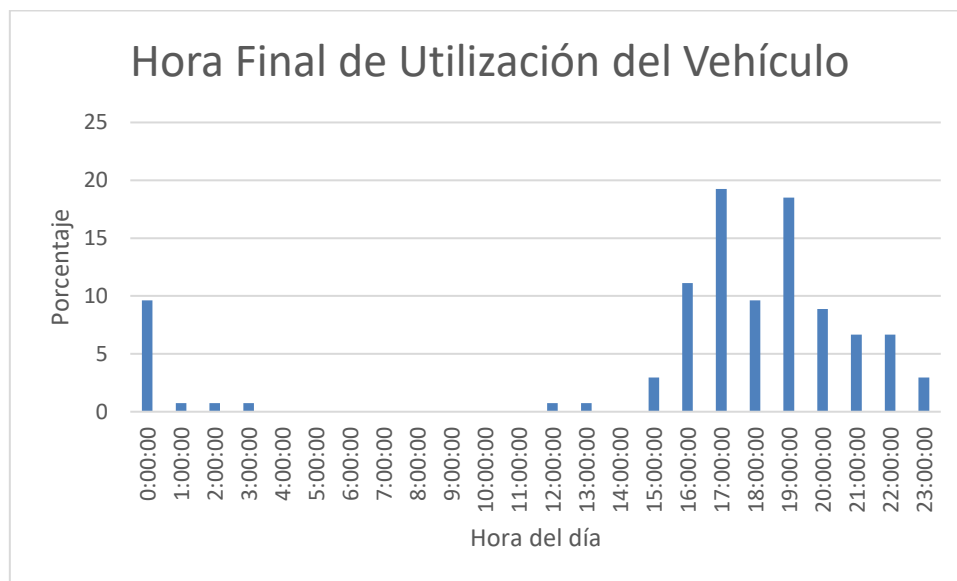


Figura 27. Hora de llegada de vehículos particulares investigados.

La distancia diaria recorrida entre los usuarios está organizada en la figura 28. (Ecuación 31)

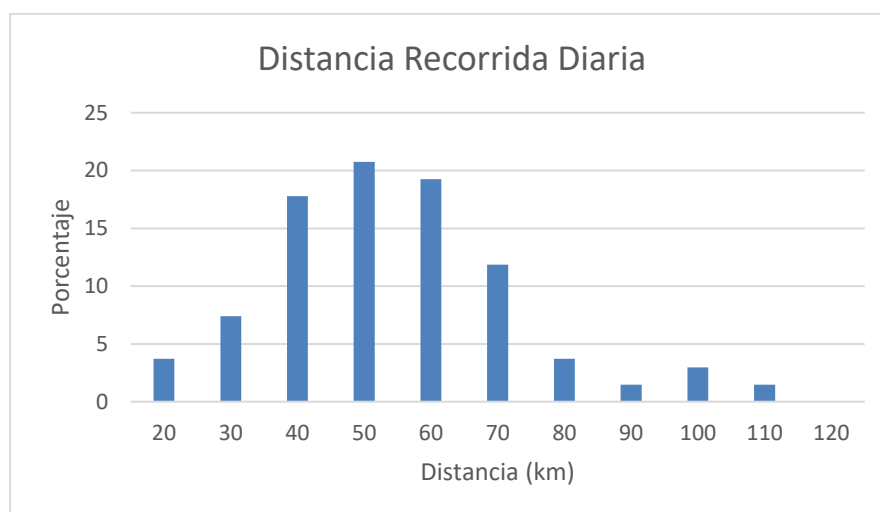


Figura 28. Distancia recorrida diaria de vehículos particulares investigados.

La velocidad máxima de los vehículos investigados está organizada en la figura 29. (Ecuación 31)

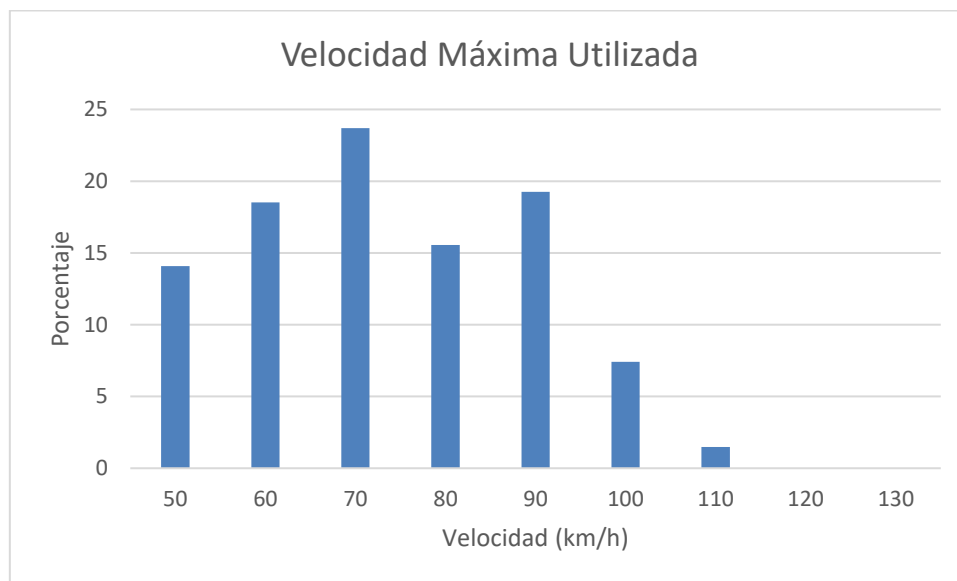


Figura 29. Velocidad máxima utilizada diaria de vehículos particulares investigados.

Todos estos datos con excepción de la velocidad máxima se obtienen para obtener la curva del perfil de consumo para vehículos particulares. La variable velocidad máxima, se muestra para investigaciones futuras, donde el modelo pueda involucrar la velocidad máxima promedio, ya que las condiciones de manejo por parte de los usuarios afectan significativamente al consumo de energía en la batería de los autos eléctricos.

3.3.3 Tratamiento estadístico de datos en vehículos taxis.

Asunción 1: Para cumplir con la especificación del modelo, se asume que el vehículo será cargado únicamente en el hogar inmediatamente después de la hora final de uso del vehículo.

Asunción 2: Para cumplir con la especificación del modelo, se asume que el vehículo parte con el 100% de carga de su hogar hacia el lugar deseado.

Asunción 3: R o potencia eléctrica asumida por datasheet que indica la potencia máxima de nivel 1.

Continuando con la investigación, se recolectaron los datos de 10 vehículos de tipo taxi de la cooperativa Real Audiencia en el sector norte, barrio San Carlos. Este tipo de vehículos tienen en común que son únicamente utilizados con fines de lucro.

En la recolección de datos, nos enfocamos en la hora de salida, llegada, velocidad máxima, distancia recorrida del vehículo tomando en cuenta las paras entre pasajero y pasajero. En la figura 30 se muestra el porcentaje de usuarios investigados que usan una cierta hora durante el día para dejar sus hogares. (Ecuación. 31).

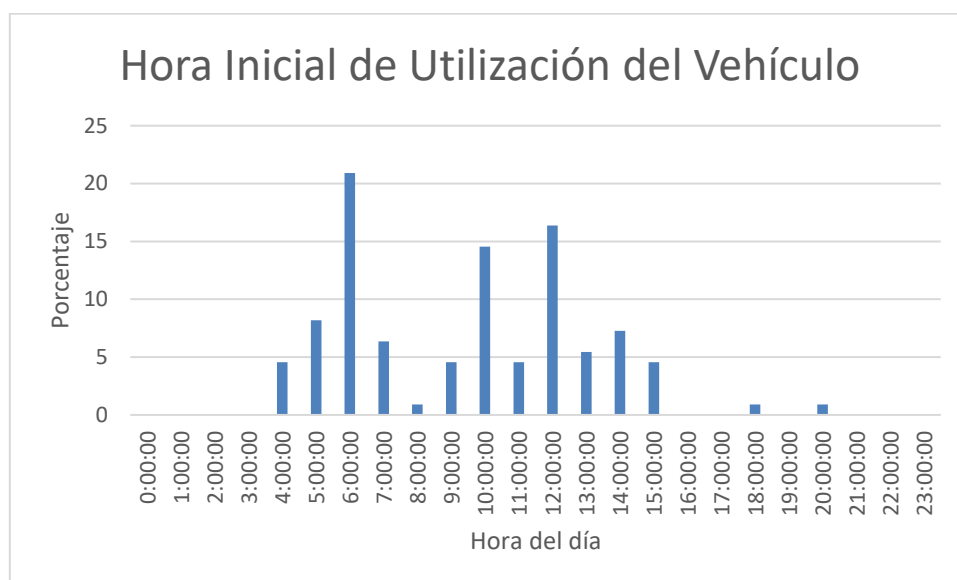


Figura 30. Hora de salida de vehículos tipo taxi investigados.

El mismo procedimiento se utiliza para determinar la hora de llegada del vehículo al punto de inicio (Figura. 31). (Ecuación. 31)

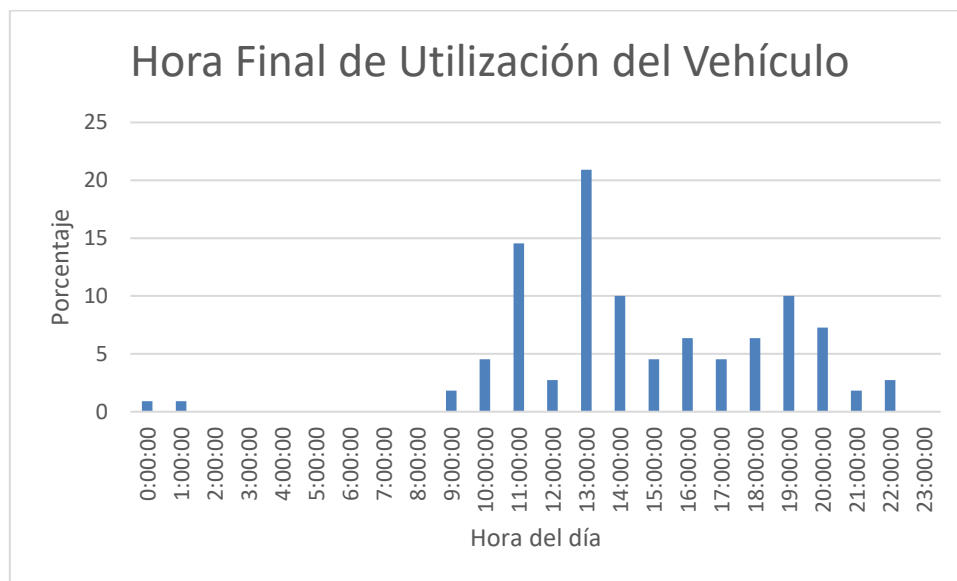


Figura 31. Hora de llegada de taxis investigados.

La distancia diaria recorrida entre los usuarios está organizada en la figura 32. (Ecuación. 31)

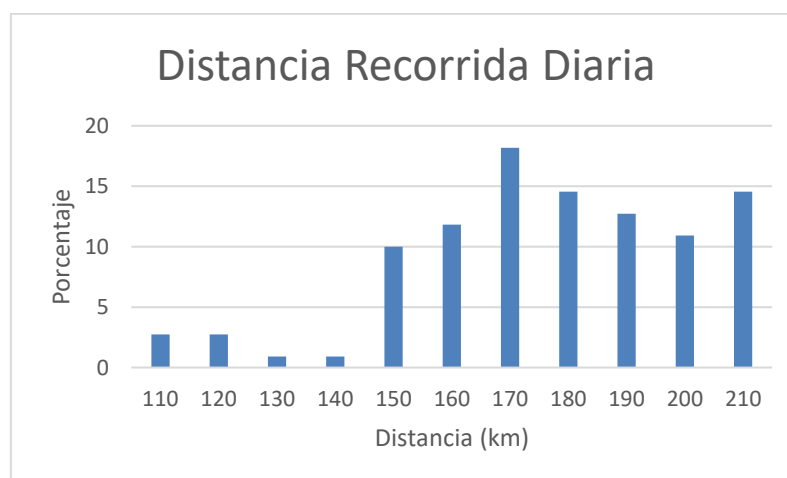


Figura 32. Distancia recorrida diaria de taxis investigados.

La velocidad máxima de los vehículos investigados está organizada en la figura 33. (Ecuación. 31)

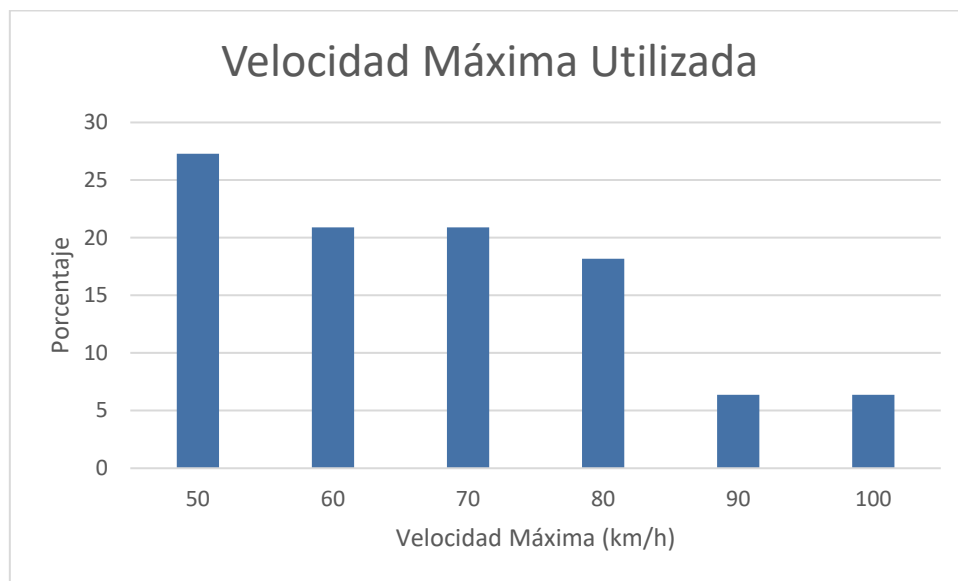


Figura 33. Velocidad máxima utilizada de taxis investigados.

Todos estos datos con excepción de la velocidad máxima se obtienen para obtener la curva del perfil de consumo para vehículos de tipo taxi. La variable velocidad máxima, se muestra para investigaciones futuras, donde el modelo pueda involucrar la velocidad máxima promedio, ya que las condiciones de manejo por parte de los usuarios afectan significativamente al consumo de energía en la batería de los autos eléctricos.

3.4 Curva de Perfil.

El método de Monte Carlo nos ayuda a aproximar cualquier evento del azar a una realidad, este método incrementa su veracidad a medida que incrementa el número de simulaciones, es decir, a mayores intentos mejores resultados.

3.4.1 Curva de Perfil en vehículos privados.

Para obtener la curva de perfil empezamos con la aplicación del modelo estocástico en un auto hipotético de marca Kia modelo Soul con las siguientes características.

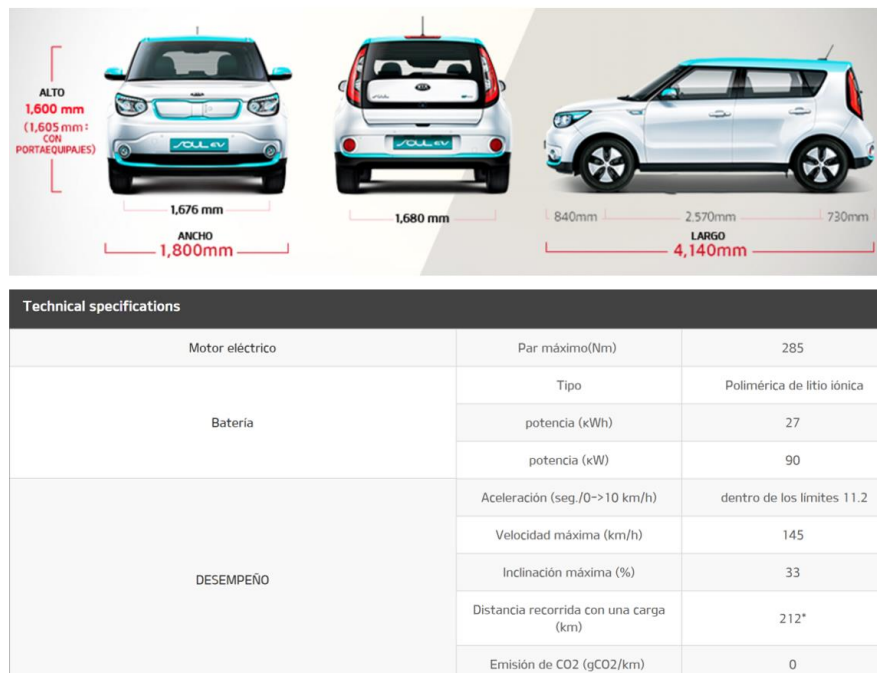


Figura 34. Datasheet Kia Soul eléctrico.

Tomado de (KIA, 2019).

Se toma en cuenta este vehículo por ser el único vehículo eléctrico que se comercializa en el país ecuatoriano que no está bajo investigación, es decir, el único vehículo eléctrico que está en el mercado para la venta.

Aplicación del Modelo.

Para la aplicación del modelo determinístico, obtenemos la probabilidad de cada uno de los intervalos de la figura 28 y la mostramos en la siguiente tabla de resultados.

(Ecuación. 31)

$$f_i = \frac{n_i}{N}$$

Tabla 8.

Probabilidad de los rangos de distancia en vehículos privados. Función de probabilidad (f^1)

Rango.	Probabilidad.
0-9	9,62962963
10-19	0
20-29	3,7037037
30-39	7,40740741
40-49	17,7777778
50-59	20,7407407
60-69	19,2592593
70-79	11,8518519
80-89	3,7037037
90-99	1,48148148
100-109	2,96296296
110-119	1,48148148
120-129	0

Utilizamos el modelo de Montecarlo para crear el número necesario de variables aleatorias según la probabilidad de (f^1) teniendo en cuenta que el número total de variables aleatorias es de 382314 por ser el número de vehículos matriculados existentes en la ciudad de Quito.

El número de datos para cada intervalo se presenta en la siguiente tabla.

$$(f^2) = \frac{fi * 382314}{100}$$

Tabla 9.

Número de datos en los rangos de distancia en vehículos privados. Función de probabilidad. (f^2)

Rango.	Número de Muestra. (/382314)
20-29	14159
30-39	28319
40-49	67967
50-59	79294
60-69	73630
70-79	45311
80-89	14159
90-99	5663
100-109	11327
110-119	5670
120-129	0

Una vez que los valores de distancias por (f^2) están en nuestra base de datos, obtenemos el SOC_a que es independiente al modelo, sin embargo, ayuda a comprobar que el modelo trabaje de forma eficiente. Para obtención de la variable SOC_a necesitamos las siguientes variables descritas en la siguiente tabla.

Tabla 10.

Datos utilizados para obtener $SOC_a(m, n)$ = Porcentaje de descarga de la batería cuando llega el vehículo a casa (Ecuación. 23).

No.	Parámetro.	Valor
1	d_{mn}	Distancia recorrida
2	Eff	7,85km/kWh
3	C	27kWh
4	$SOC_a(m, n)$	100%

Estado de las Variables.

Para la variable distancia recorrida (d_{mn}) se utilizan los mismos valores obtenidos en la (f^2) referenciados mediante las probabilidades de (f^1). La eficiencia del vehículo (Eff) viene dado por la división de la autonomía del vehículo Kia Soul y la capacidad de su batería (Ecuación 32) (Figura. 34) siendo así, el mejor de los casos 7,85 km/kWh. La capacidad de la batería (C), se obtiene del datasheet del vehículo Kia Soul (Figura. 34) siendo su valor de carga más alto 27kWh. El porcentaje de carga de la batería al salir de casa ($SOC_d(m, n)$) es el 100%, se toma en cuenta este valor por recomendaciones del fabricante sobre el cuidado de la batería y los ciclos de carga del mismo. (López N. , 2019).

(Ecuación. 32).

$$Eff = \frac{Autonomía}{C}$$

Con:

Autonomía: Distancia recorrida en km con una sola carga.

C: Capacidad total de la batería.

Aplicamos la variable a la Ecuación 23. Descrita en la página (41 - 42). Para la obtención del SOCa y mostramos en la Figura 35, los resultados obtenidos.

(Ecuación. 23).

$$SOC_a(m, n) = SOC_d(m, n) - \frac{d_{mn}}{Eff * C} * 100$$

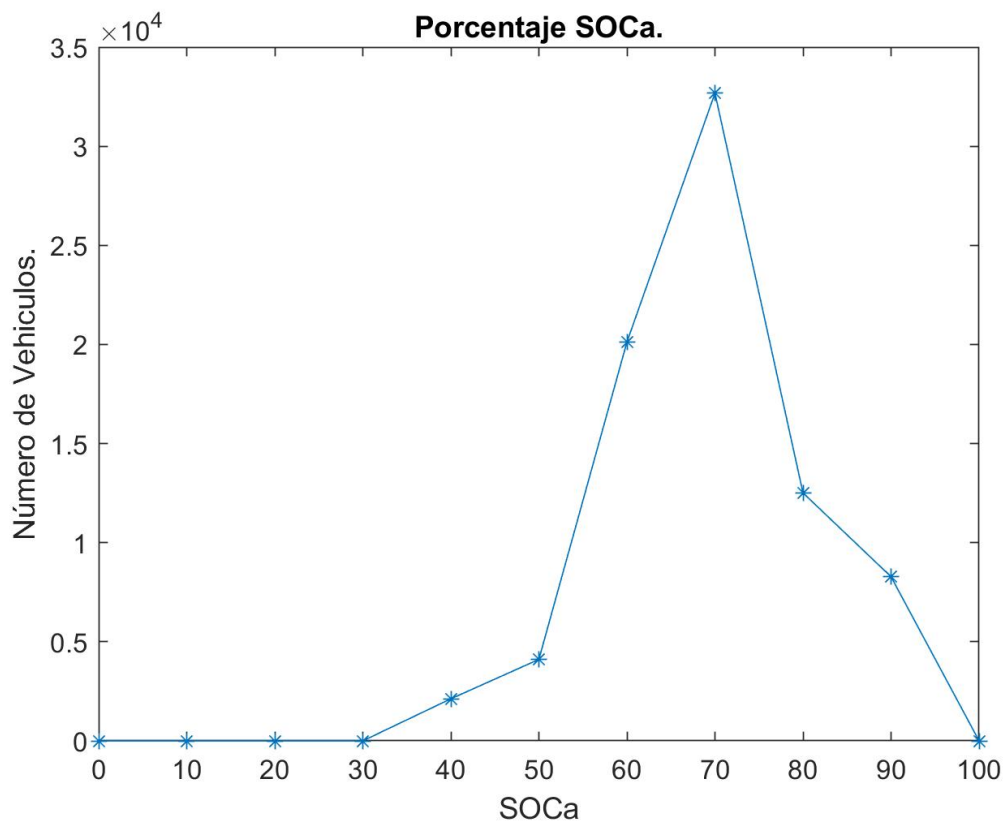


Figura 35. Valores de $(SOC_a(m, n))$, por intervalos de ancho 9.99.

Después de obtener el porcentaje de $(SOC_a(m, n))$ con 382314 simulaciones, donde se evidencia estadísticamente que la probabilidad de desgaste de la batería sería entre un 10 a 60 por ciento en un día normal de uso, seguimos con la obtención de las horas de carga, este valor nos dice cuántas horas posiblemente el usuario cargará el vehículo.

Para el cálculo del tiempo de carga $(t_e(n))$ se utiliza la ecuación 25, que se define según Ashtari, Bibeau, Shahidinejad, & Molinski, con el 5% más de efectividad que la ecuación 23. Página (41 - 42)

(Ecuación 25)

$$t_e(n) = \left\{ \frac{\frac{d(n)}{Eff}}{R} \right\}$$

Tabla 11.

Datos utilizados para obtener $(t_e(n)) = \text{Tiempo de carga.}$

No.	Parámetro.	Valor
1	d_n	Distancia recorrida
2	Eff	7,85km/kWh
3	R	6,6 kW

Todas las variables son las mismas que se utilizaron para la obtención del SOCa con excepción a la tasa de carga (R) o potencia eléctrica, que viene dado según el datasheet del vehículo Kia Soul siendo el valor de 6,6 kW con un cargador que trabaja a 220V patrocinado e instalado en el hogar por la marca al momento de la compra.

Aplicando la Ecuación 24, se obtiene 382314 valores de $t_e(n)$. Estos valores fueron clasificados por frecuencias en 12 intervalos de 0.5 horas de ancho como muestra la figura 36.

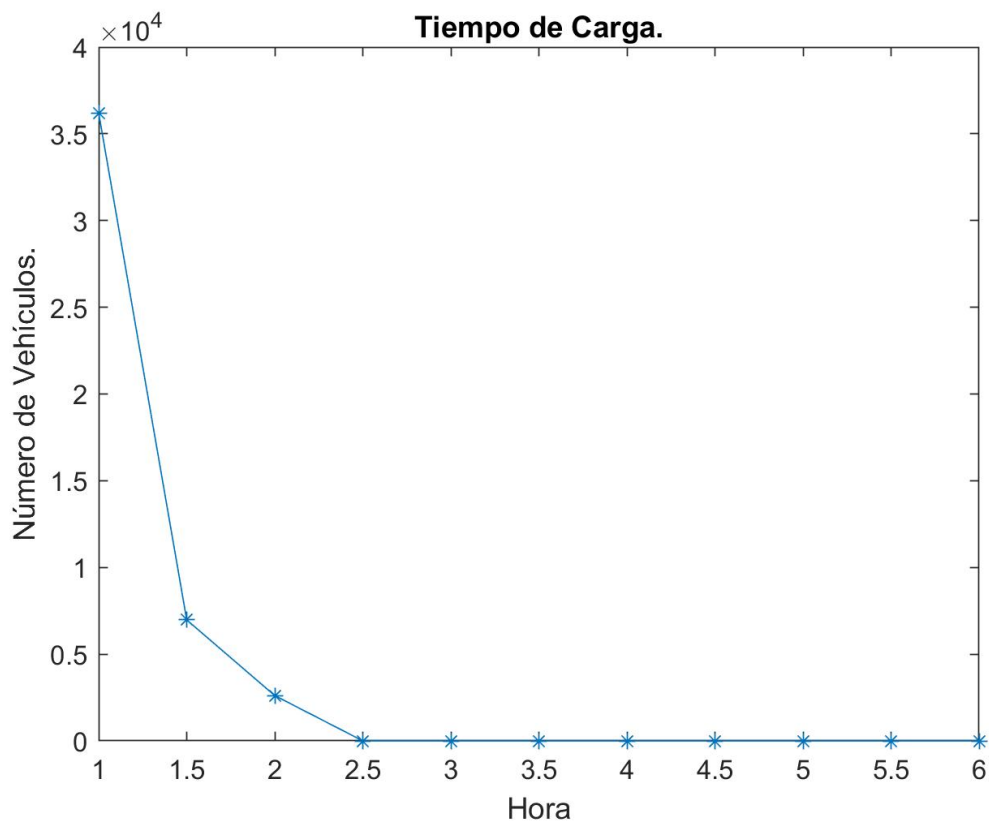


Figura 36. Horas de carga por intervalos de ancho 2 horas.

Después de obtener los valores de $t_e(n)$ para 382314 vehículos como simulaciones, se evidencia estadísticamente que el tiempo de carga por el desgaste diario de la batería oscilará entre 1 a 2,5 horas, valores lógicos si recordamos que el porcentaje de carga de la batería esta entre el 50 y 90 por ciento de la capacidad total de la batería.

Para obtención del tiempo de carga obtenemos la probabilidad de cada uno de los intervalos de la figura 27 y la mostramos en la siguiente tabla de resultados.

Tabla 12.

Probabilidad de los rangos de hora de llegada en vehículos privados. Función de probabilidad (f^3).

(Ecuación. 31)

$$f_i = \frac{n_i}{N}$$

Rango.	Probabilidad.
0:00:00	9,62962963
1:00:00	0,74074074
2:00:00	0,74074074
3:00:00	0,74074074
4:00:00	0
5:00:00	0
6:00:00	0
7:00:00	0
8:00:00	0
9:00:00	0
10:00:00	0
11:00:00	0
12:00:00	0,74074074
13:00:00	0,74074074
14:00:00	0
15:00:00	2,96296296
16:00:00	11,11111111
17:00:00	19,2592593
18:00:00	9,62962963
19:00:00	18,5185185

20:00:00	8,88888889
21:00:00	6,66666667
22:00:00	6,66666667
23:00:00	2,96296296

El número de muestras para cada intervalo se presenta en la siguiente tabla.

$$(f^4) = \frac{f^3 * 382314}{100}$$

Tabla 13

Número de datos de hora de llegada en vehículos privados. Función de probabilidad (f^4).

Rango.	# Muestras.
0:00:00	36815
1:00:00	2831
2:00:00	2831
3:00:00	2831
4:00:00	0
5:00:00	0
6:00:00	0
7:00:00	0
8:00:00	0
9:00:00	0
10:00:00	0
11:00:00	0
12:00:00	2831
13:00:00	2831
14:00:00	0
15:00:00	11327

16:00:00	42479
17:00:00	73630
18:00:00	36815
19:00:00	70798
20:00:00	33983
21:00:00	25487
22:00:00	25487
23:00:00	11338

Continuando con la aplicación del modelo determinístico, al tiempo de carga se añade la variable hora de llegada, que se obtuvo por (f^3) y (f^4) y aplicamos la ecuación 33.

(Ecuación. 33).

$$\text{Tiempo Final de Carga} = t_e(n) + t_a(n).$$

Y presentamos los resultados en la figura 37 de la probabilidad de que los usuarios finalicen la carga de su vehículo a la hora del día mostrada.

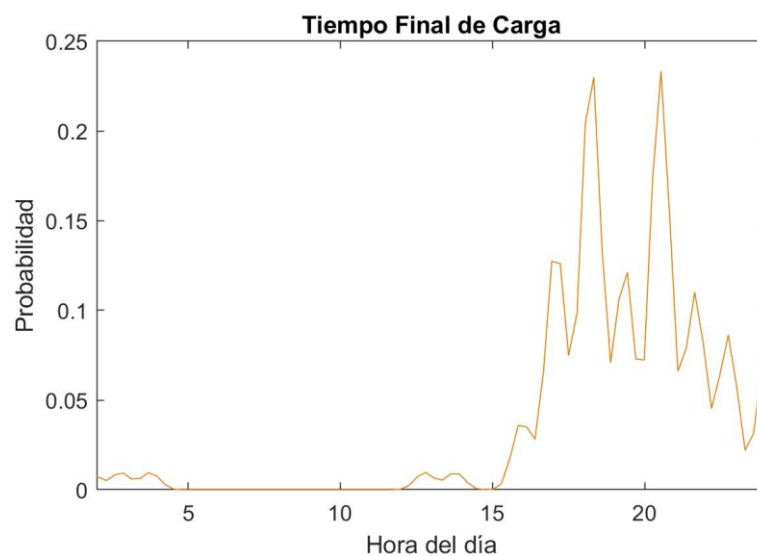


Figura 37. Tiempo final de carga,

Obtenemos el consumo energético, necesitamos referenciarlo al datasheet (Figura. 34) del Kia Soul que estamos simulando; Kia dice que con una sola carga (24kWh) tenemos 212 km para recorrer, nosotros aplicaremos el 86% de esta distancia por desgaste de la batería por el tiempo y recursos utilizados para el confort de los usuarios según referencia (García Garnica, A., & Reyes Álvarez, J. 2015) en su publicación "Patentamiento, trayectoria y características de las baterías automotrices" (Ecuación 34) y aplicaremos la ecuación 34 para obtener la energía consumida.

(Ecuación. 34).

$$d_{nominal} = \frac{86 * 212}{100}$$

Tabla 14.

Datos utilizados para obtener (E) = Energía.

No.	Parámetro.	Valor
1	d_n	Distancia recorrida
2	$d_{nominal}$	182,3 km
3	C	27 kWh

(Ecuación. 35).

$$E_n = \frac{d_n * C}{d_{nominal}}$$

Los resultados se presentan en la Figura 38. Donde se evidencia que el consumo mínimo de energía es de 2,5 kWh.

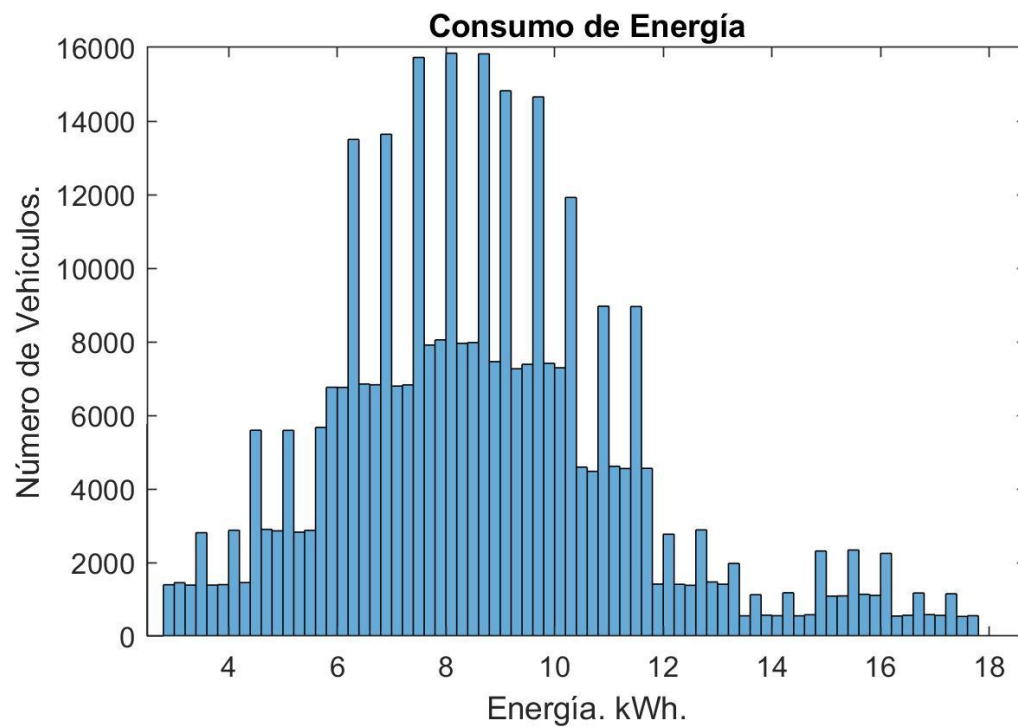


Figura 38. Consumo Energético en función del Tiempo.

Para finalizar, obtenemos el perfil de consumo realizando una clasificación de todos los tiempos finales de carga e igualándoles a una potencia de carga de 6,6 kW como se referencia en la tabla 11 y se suma todos los valores clasificados por rangos para determinar la potencia total. Los resultados se presentan en la Figura 39. Para esto asumimos que el 100% de los usuarios de cada hora durante el día se encuentran cargado el vehículo.

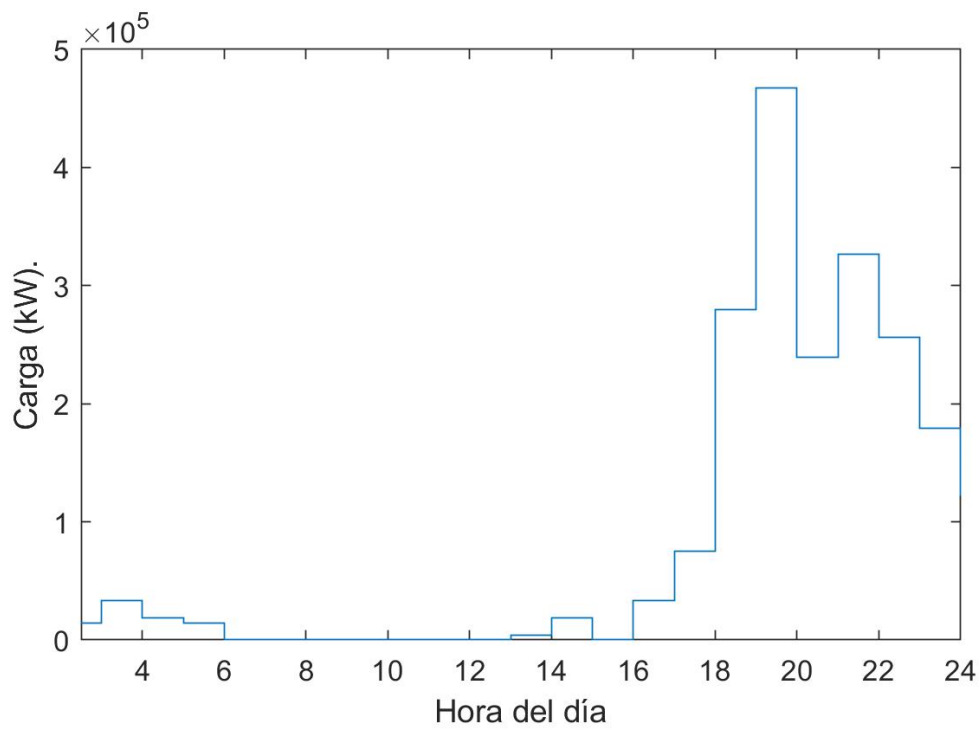


Figura 39. Perfil de Consumo en función del Tiempo.

3.4.2 Curva de Perfil en vehículos tipo taxi.

Para obtener la curva de perfil empezamos con la aplicación del modelo estocástico en un auto de tipo taxi hipotético de marca BYD modelo E5 con las siguientes características.



	Motor Eléctrico	
	Par máximo(Nm)	350
	Tipo	Polimérica de litio
	Batería	
	Potencia (kWh)	60.5
	Potencia (kW)	-
	Desempeño	
	Aceleración (seg /0->10 km/h)	7 seg
	Velocidad máxima (km/h)	148
	Distancia recorrida con una carga (km)	400
	Emisión de CO ₂ (gCO ₂ /km)	0

Figura 40. Datasheet BYD E5 eléctrico.

Tomado de (BYD, 2019) & (González, 2019).

Se toma en cuenta este vehículo por ser el demo para los proyectos que se están implementando en la ciudad de Guayaquil y Loja entre la Alcaldía y la compañía China, BYD. Este vehículo es considerado en la ciudad de Medellín – Colombia como el modelo favorito para uso como vehículo para taxi por parte de los usuarios.

Aplicación del Modelo.

Para la aplicación del modelo determinístico, obtenemos la probabilidad de cada uno de los intervalos de la figura 32 y la mostramos en la siguiente tabla de resultados. (Ecuación. 31)

Tabla 15.

Probabilidad de los rangos de distancia en taxis. Función de probabilidad (f^5).

Rango.	Probabilidad.
100-109	2,72727273

120-129	2,72727273
130-139	0,90909091
140-149	0,90909091
150-159	10
160-169	11,8181818
170-179	18,1818182
180-189	14,5454545
190-199	12,7272727
200-209	10,9090909
210-219	14,5454545

Utilizamos el modelo de Montecarlo para crear el número necesario de variables aleatorias según la probabilidad de (f^5) teniendo en cuenta que el número total de variables aleatorias es de 16024 por ser el número de taxis legales existentes en la ciudad de Quito.

$$(f^6) = \frac{(f^5) * 16024}{100}$$

Tabla 16.

Número de datos en los rangos de distancia en taxis. Función de probabilidad (f^6)

Rango.	Número de Muestra. (/16024)
100-109	437
120-129	437
130-139	145
140-149	150
150-159	1602
160-169	1893
170-179	2913

180-189	2330
190-199	2039
200-209	1748
210-219	2330

Una vez que los valores de distancias por intervalo contando la (f^5) están en nuestra base de datos, obtenemos el SOC_a que es independiente al modelo, sin embargo, ayuda a comprobar que el modelo trabaje de forma eficiente. Para obtención de la variable SOC_a necesitamos las siguientes variables descritas en la siguiente tabla.

Tabla 17.

Datos utilizados para obtener $SOC_a(m, n) = \text{Porcentaje de descarga de la batería cuando llega el vehículo a casa (Ecuación. 23)}$.

No.	Parámetro.	Valor
1	d_{mn}	Distancia recorrida
2	Eff	6,61km/kWh
3	C	60,5kWh
4	$SOC_a(m, n)$	100%

Estado de las Variables.

Para la variable distancia recorrida (d_{mn}) se utilizan los mismos valores obtenidos en (f^6) referenciados mediante (f^5). La eficiencia del vehículo (Eff) viene dado por la división de la autonomía del vehículo BYD E5 y la capacidad de su batería (Figura. 40) siendo así, el mejor de los casos 6.61 km/kWh. (Ecuación 31). La capacidad de la batería (C), se obtiene del datasheet del vehículo BYD E5 (Figura. 40) siendo su valor de carga más alto 60,5 kWh. El porcentaje de carga de la batería al salir de casa ($SOC_a(m, n)$) es el 100%, se toma en cuenta este valor por recomendaciones del fabricante sobre el cuidado de la batería y los ciclos de carga de este. (López N. , 2019)

(Ecuación. 32).

$$Eff = \frac{Autonomía}{C}$$

Aplicamos la variable a la Ecuación 23. Para la obtención del SOC_a y mostramos en la Figura 41, los resultados obtenidos.

(Ecuación. 23).

$$SOC_a(m, n) = SOC_d(m, n) - \frac{d_{mn}}{Eff * C} * 100$$

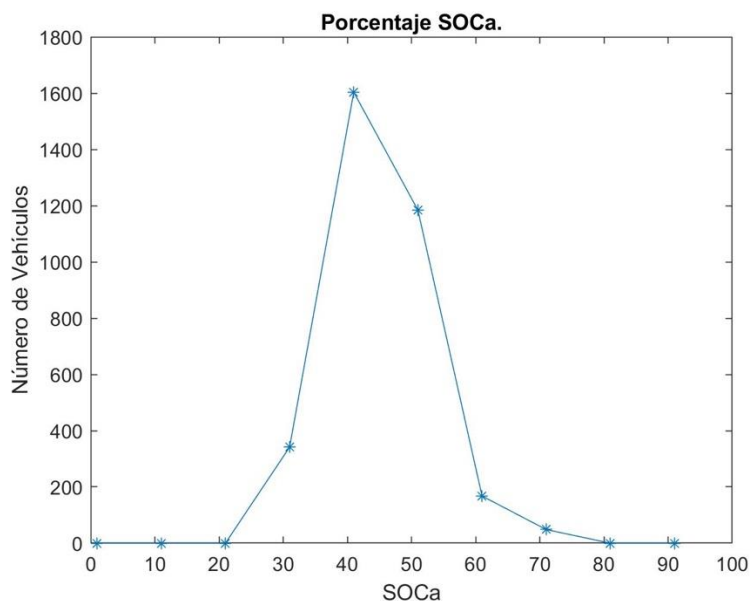


Figura 41. Valores de $(SOC_a(m, n))$, por intervalos de ancho 9.99.

Después de obtener el porcentaje de $(SOC_a(m, n))$ con 16024 simulaciones, donde se evidencia estadísticamente que la probabilidad de desgaste de la batería sería entre un 40 a 70 por ciento en un día normal de uso, seguimos con la obtención de las horas de carga, este valor nos dice cuántas horas posiblemente el usuario cargará el vehículo.

Para el cálculo del tiempo de carga ($t_e(n)$) se utiliza la ecuación 25, que se define según Ashtari, Bibeau, Shahidinejad, & Molinski, con el 5% más de efectividad que la ecuación 24.

(Ecuación 25)

$$t_e(n) = \left\{ \frac{\frac{d(n)}{Eff}}{R} \right\}$$

Tabla 18.

Datos utilizados para obtener ($t_e(n)$) = Tiempo de carga.

No.	Parámetro.	Valor
1	d_{mn}	Distancia recorrida
2	Eff	6,61km/kWh
3	C	60,5kWh
4	R	7kW

Todas las variables son las mismas que se utilizaron para la obtención del SOCa con excepción a la tasa de carga (R) o potencia eléctrica, que viene dado según el datasheet del vehículo BYD, E5 siendo el valor de 7 kW con un cargador que trabaja a 220V patrocinado e instalado en el hogar por la marca al momento de la compra.

Aplicando la Ecuación 25, se obtiene 16024 valores de $t_e(n)$. Estos valores fueron clasificados por frecuencias en 12 intervalos de 0.5 horas de ancho como muestra la figura 42.

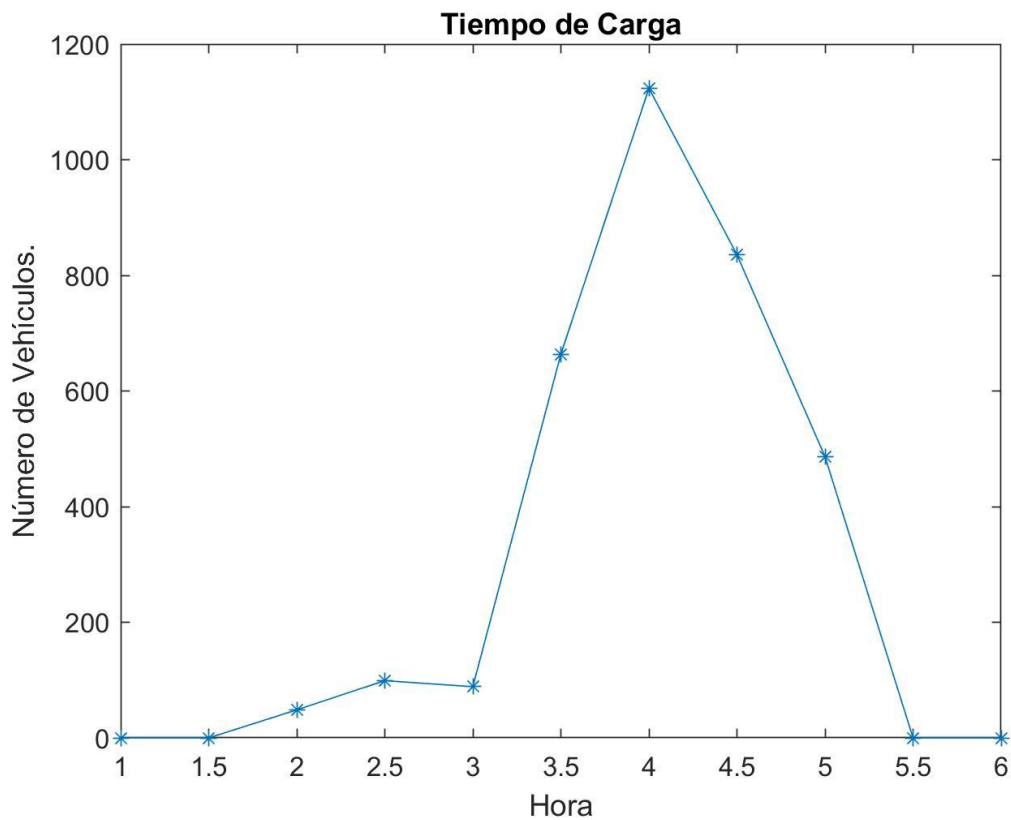


Figura 42. Horas de carga por intervalos de ancho 2 horas.

Después de obtener los valores de $t_e(n)$ para 16024 vehículos como simulaciones, se evidencia estadísticamente que el tiempo de carga por el desgaste diario de la batería oscilará 3 a 5,5 horas, valores lógicos si recordamos que el porcentaje de carga de la batería esta entre el 30 y 60 por ciento de la capacidad total de la batería.

Para obtención del tiempo de carga obtenemos la probabilidad de cada uno de los intervalos de la figura 31 y la mostramos en la siguiente tabla de resultados.

(Ecuación. 31)

$$f_i = \frac{n_i}{N}$$

Tabla 19.

Probabilidad de los rangos de hora de llegada en taxis. . Función de probabilidad (f^7).

Rango.	Probabilidad.
0:00:00	0,909090909
1:00:00	0,909090909
2:00:00	0
3:00:00	0
4:00:00	0
5:00:00	0
6:00:00	0
7:00:00	0
8:00:00	0
9:00:00	1,818181818
10:00:00	4,545454545
11:00:00	14,54545455
12:00:00	2,727272727
13:00:00	20,90909091
14:00:00	10
15:00:00	4,545454545
16:00:00	6,363636364
17:00:00	4,545454545
18:00:00	6,363636364
19:00:00	10
20:00:00	7,272727273
21:00:00	1,818181818
22:00:00	2,727272727
23:00:00	0

El número de muestras para cada intervalo se presenta en la siguiente tabla.

$$(f^8) = \frac{(f^7) * 16024}{100}$$

Tabla 20

Número de datos de hora de llegada en taxis. . Función de probabilidad (f^8).

Rango.	# Muestras.
0:00:00	145
1:00:00	130
2:00:00	15
3:00:00	0
4:00:00	0
5:00:00	6
6:00:00	0
7:00:00	1
8:00:00	2
9:00:00	291
10:00:00	728
11:00:00	2330
12:00:00	437
13:00:00	3350
14:00:00	1602
15:00:00	728
16:00:00	1019
17:00:00	728
18:00:00	1019
19:00:00	1600
20:00:00	1165

21:00:00	291
22:00:00	437
23:00:00	0

Continuando con la aplicación del modelo determinístico, al tiempo de carga se añade la variable hora de llegada, que se obtuvo por (f^7) y (f^8) y aplicamos la ecuación 33.

(Ecuación. 33).

$$\text{Tiempo final de carga} = t_e(n) + t_a(n).$$

Y presentamos los resultados en la figura 43.

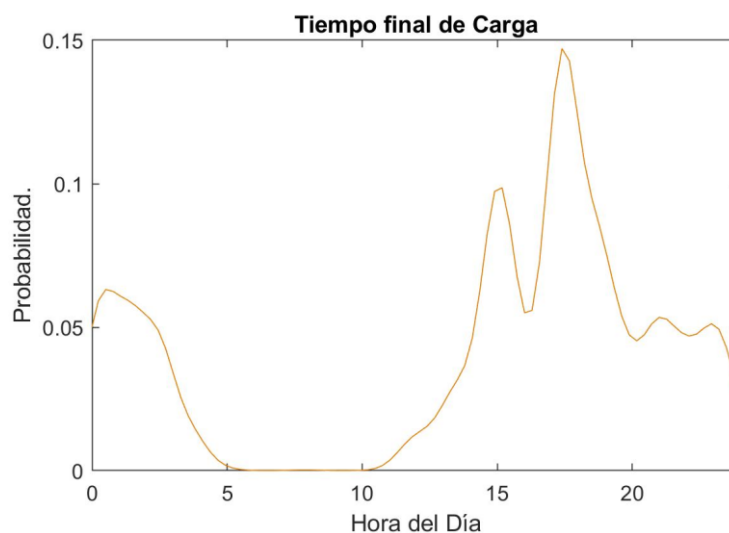


Figura 43. Tiempo final de Carga,

Obtenemos el consumo energético, necesitamos referenciarlo al datasheet (Figura. 40) del BYD, E5 que estamos simulando; BYD dice que con una sola carga (60,5kWh) tenemos 400 km para recorrer, nosotros aplicaremos el 86% de esta distancia por desgaste de la batería por el tiempo y recursos utilizados para el confort de los usuarios según referencia (García Garnica, A., & Reyes Álvarez, J. 2015) en su publicación "Patentamiento, trayectoria y características de las

baterías automotrices” (Ecuación 33) y aplicaremos la ecuación 34 para obtener la energía consumida.

(Ecuación. 34).

$$d_{nominal} = \frac{86 * 212}{100}$$

Tabla 21.

Datos utilizados para obtener (E) = Energía.

No.	Parámetro.	Valor
1	d_n	Distancia recorrida
2	$d_{nominal}$	344 km
3	C	60,5 kWh

(Ecuación. 35).

$$E_n = \frac{d_n * C}{d_{nominal}}$$

Los resultados se presentan en la Figura 44 de la probabilidad de que los usuarios finalicen la carga de su vehículo a la hora del día mostrada.

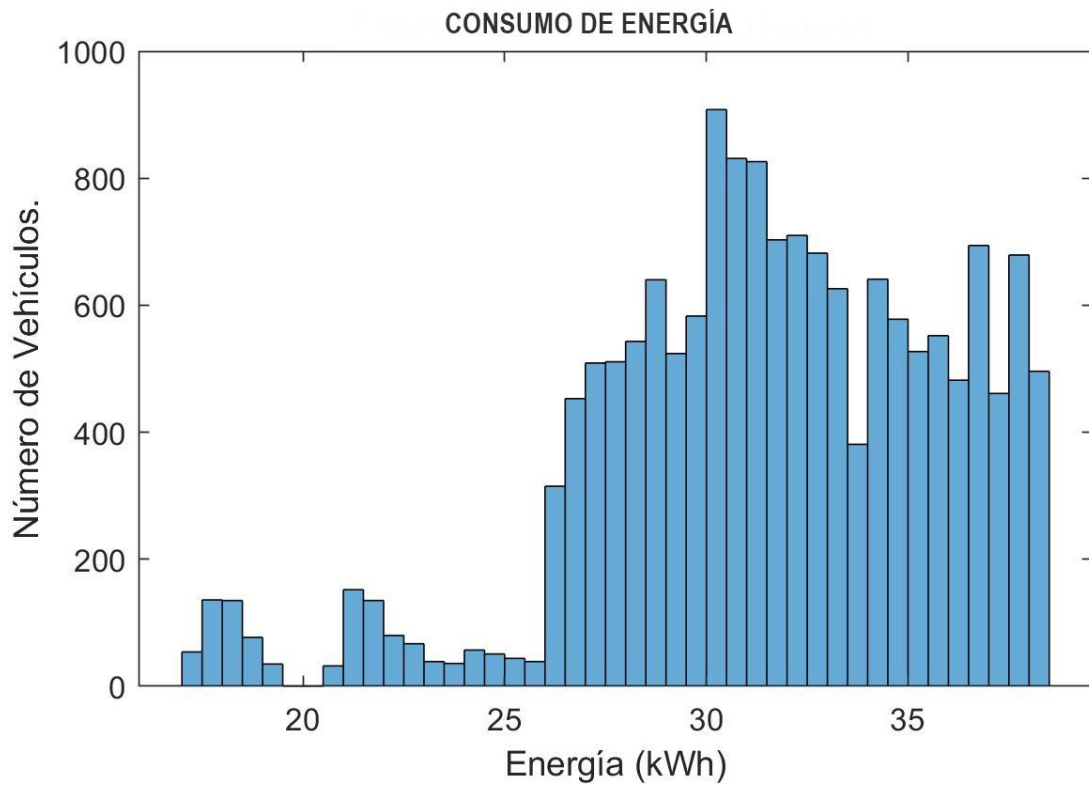


Figura 44. Consumo Energético en función del Tiempo.

Para finalizar, obtenemos el perfil de consumo realizando una clasificación de todos los tiempos finales de carga e igualándoles a una potencia de carga de 7 kW como se referencia en la tabla 18 y se suma todos los valores clasificados por rangos para determinar la potencia total. Los resultados se presentan en la Figura 45. Para esto asumimos que el 100% de los usuarios de cada hora durante el día se encuentran cargado el vehículo.

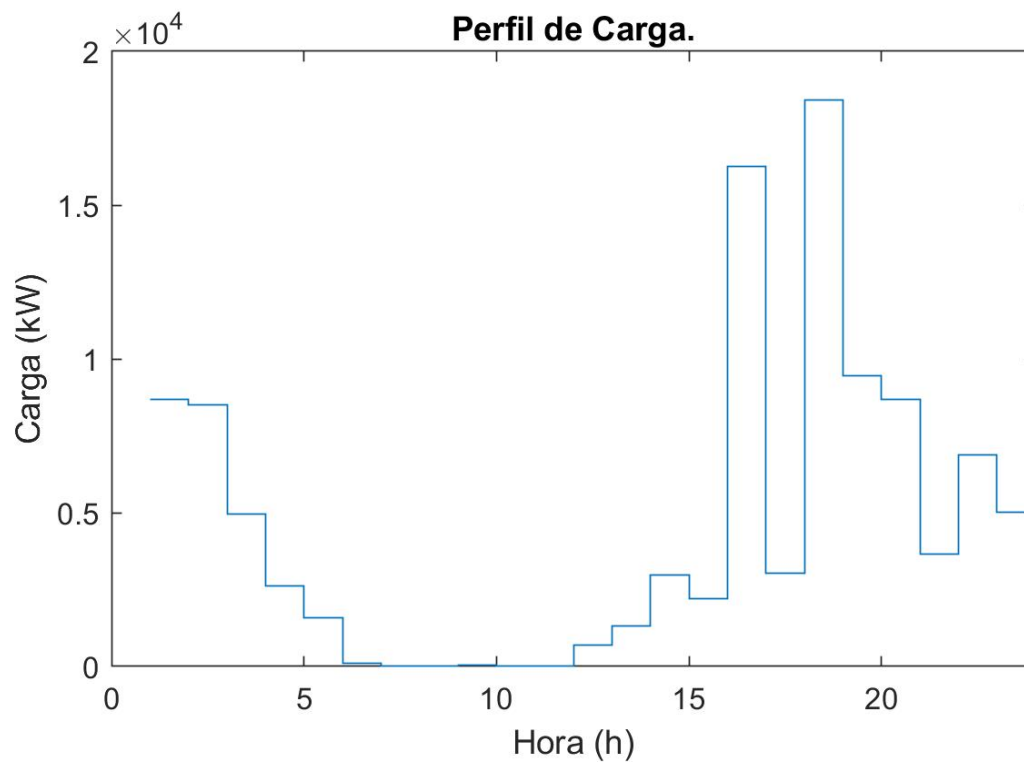


Figura 45. Perfil de Consumo en función del Tiempo.

3.5 Obtención de posibles estaciones de carga.

Para la obtención de las posibles estaciones de carga se divide el mapa de Quito en 8 cuadrantes (Figura. 46). El posicionamiento de los puntos más frecuentados de latitud y longitud recolectados durante la investigación se posicionan de color azul en el mapa de la figura 46 y los puntos de cooperativas de taxi legales en Quito se posicionan de color amarillo.



Figura 46. Mapa de Quito dividido en cuadrantes.

En ayuda con el sistema Google Earth realizamos el posicionamiento de los puntos más frecuentes de latitud y longitud obtenidos durante la investigación cargando el archivo de tipo KLM, con todos los puntos de longitud y latitud obtenidos del sistema GPS sin repeticiones y se muestra en la figura 47.

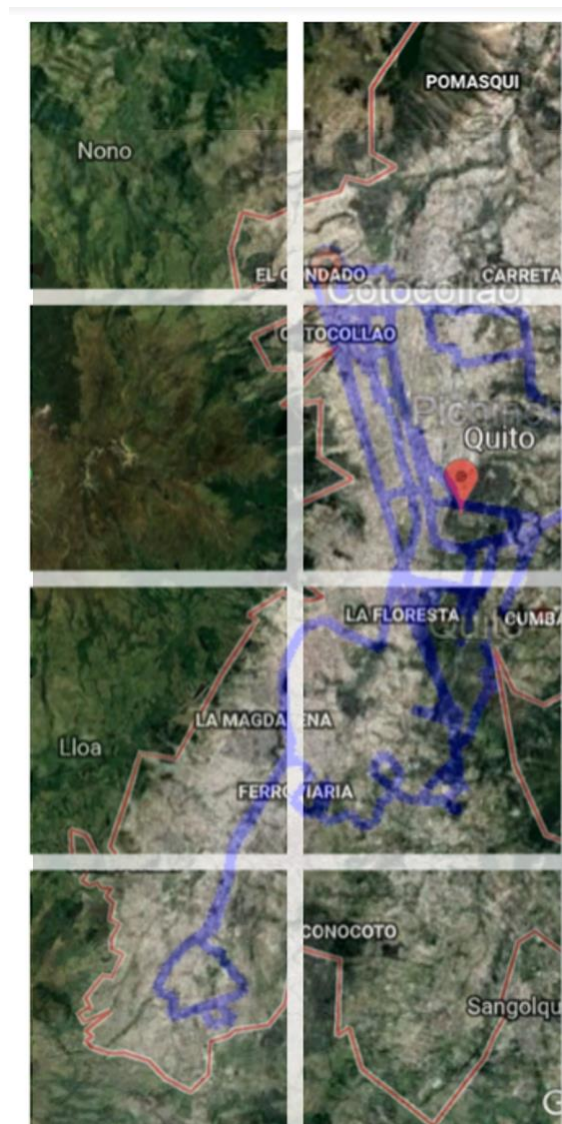


Figura 47. Mapa de Quito con puntos de latitud y longitud obtenidos desde GPS.

Continuando con la estimación de estaciones de carga, utilizaremos la publicación "Estimación de distancia promedio recorrida con y sin pasajeros en los taxis convencionales del Distrito Metropolitano de Quito" de los autores (Paz & Duque, 2015), donde encontramos las cooperativas de taxi en la ciudad de Quito.

Aplicamos esta información en nuestro diagrama y presentamos los resultados en la siguiente figura.

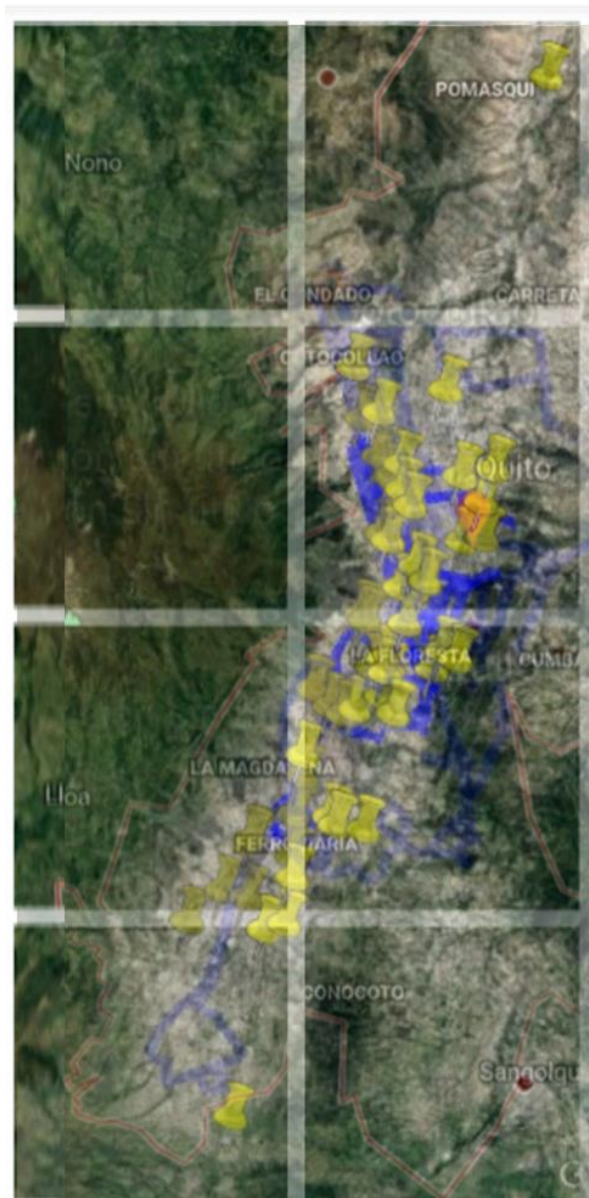


Figura 48. Mapa de Quito con puntos de latitud y longitud obtenidos desde GPS y cooperativas de Taxi.

Según la figura 48, podemos observar que la mayoría de los puntos se encuentran en el cuadrante número 4, 6 y 7 ubicados entre el sector del Condado hasta el sector de Solanda. Por lo cual, podemos apreciar que las estaciones de carga para autos privados y taxis deberían estar en las mismas posiciones.

Mediante el sistema Google Maps y Google Earth, nos concentramos en los cuadrantes 4, 6 y 7 y ubicamos los barrios más concurridos de la zona, ubicando

estaciones de carga reales que podrían implementar soluciones de carga eléctrica.

Cuadrante 4. Barrios: Condado, San Carlos, El Pinar, Quito Tennis, Las Casas y Miraflores.

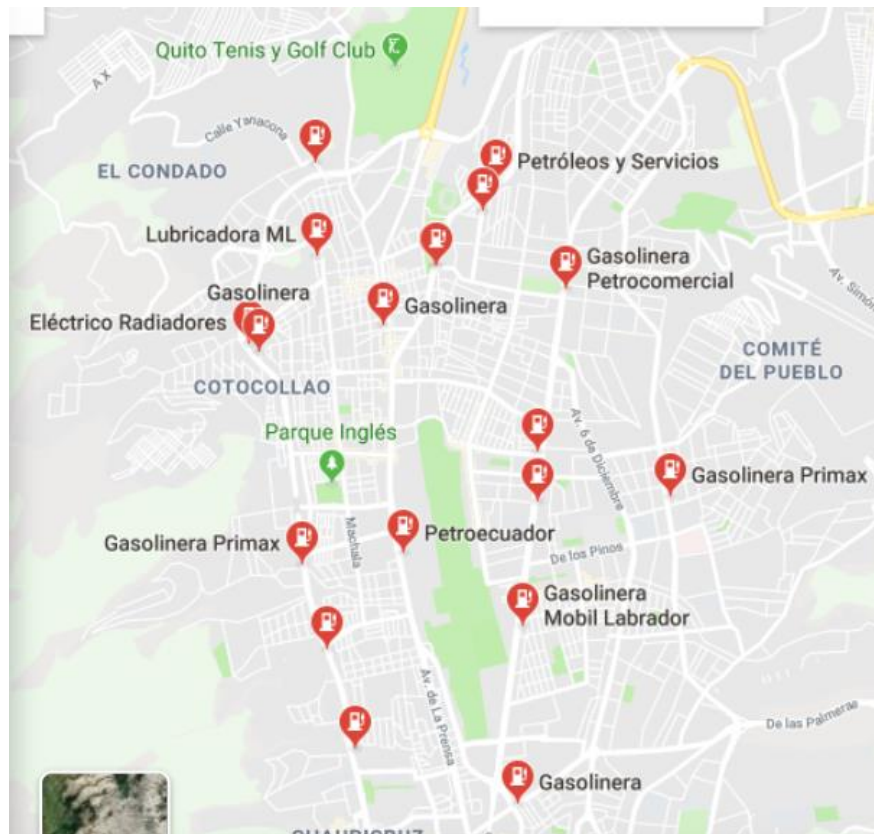


Figura 49. Estaciones de Servicio más frecuentes en los barrios del cuadrante 4.

Cuadrante 6. Barrios: San Roque, Panecillo, La Magdalena, La Mena, Chillogallo, Quitumbe, Guamani y El recreo.



Figura 50. Estaciones de Servicio más frecuentes en los barrios del cuadrante 6.

Una posible acción que podría mejorar el espacio e inversión es trazar radios de 3 km a la redonda en las estaciones públicas o privadas.

Cuadrante 4. Barrios: Condado, San Carlos, El Pinar, Quito Tennis, Las Casas y Miraflores.



Figura 51. Posibles estaciones de Servicio con abastecimiento de 3 km a la redonda del cuadrante 4.

Cuadrante 6. Barrios: San Roque, Panecillo, La Magdalena, La Mena, Chillogallo, Quitumbe, Guamani y El recreo.

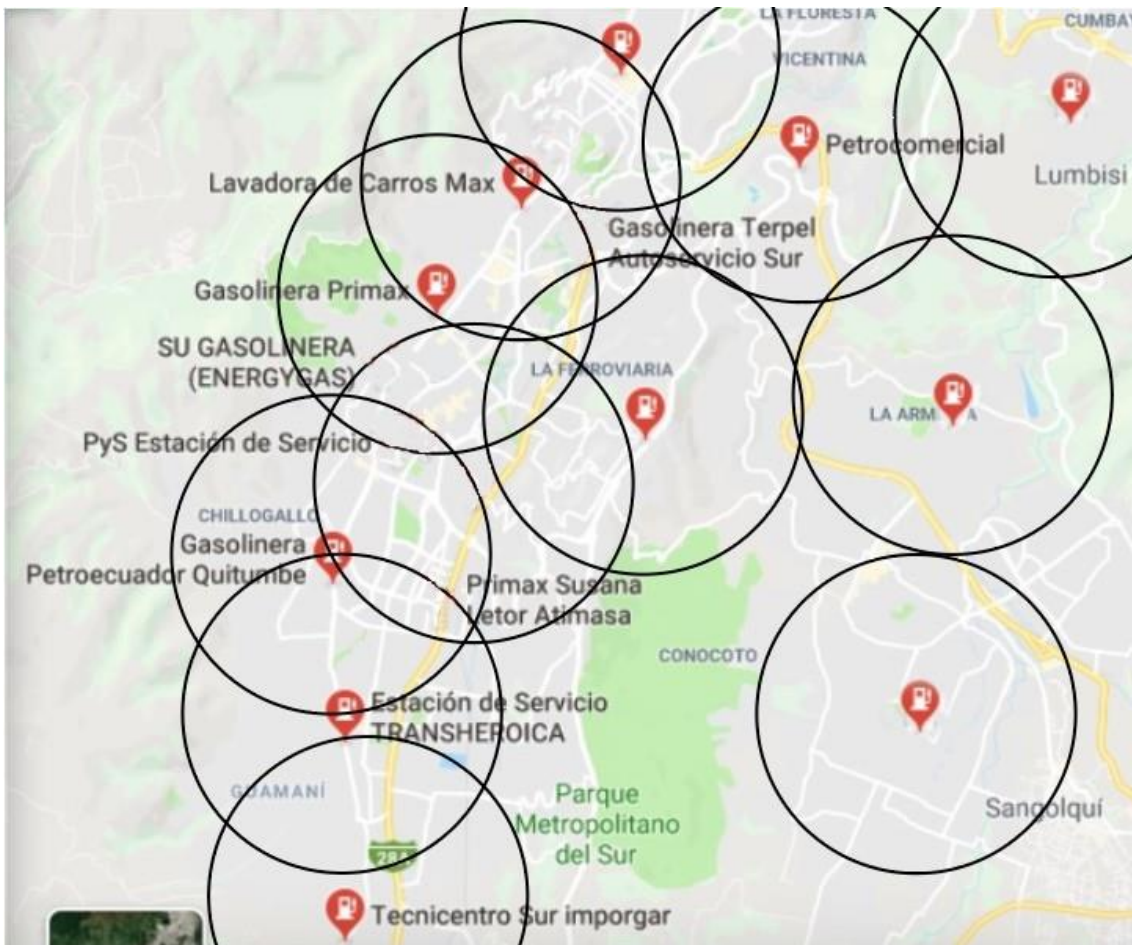


Figura 52. Posibles estaciones de Servicio con abastecimiento de 3 km a la redonda del cuadrante 6.

Con este método se elimina el 20% de estaciones de carga en los cuadrantes dichos anteriormente,

Estos puntos pueden ser reopotenciados y reestructurados para la implementación de estaciones de carga eléctrica y así aprovechar la infraestructura del estado y empresas privadas que se dedican al negocio de la carga de combustibles.

4 Análisis de Resultados.

4.1 Análisis de la curva en autos privados.

En cuanto a la primera variable obtenida “Tiempo final de carga”, podemos analizar que los picos se encuentran entre las 18:00 y 21:00, dando como resultado que el consumo en la red de distribución se vera afectado con mayor probabilidad durante estas horas, si bien, agregamos que el consumo enegertico básico de los hogares están en la misma hora, tendremos como resultado un mal funcionamiento de la red, con deterioro de transformadores, apagones, generadores trabajando a mayor capacidad de la capacidad nominal, etc. Continuando con la siguiente variable obtenida “Energía”, podemos analizar que el consumo es demasiado alto con un porcentaje del 100% de usuarios cargando, escenario que en ningún caso puede pasar, sin embargo, es una variable a tomar en cuenta para la estimación del crecimiento de la red de distribución y consumo de usuarios en una previa introducción masiva de vehículos eléctricos. Para finalizar, la curva del “Perfil de Carga” tiene picos muy fuertes en ciertas horas del día y la hora siguiente decae, esto nos dice que es necesario implementar estrategias de carga basadas a la hora del día, es decir, ocupar espacios de tiempo durante el trabajo, universidad y sitios de interés personal para evitar esta sobrecarga en la red de distribución. Todos estos resultados fueron sometidos a un análisis de sensibilidad cambiando los valores de distancia recorrida (+10km) y añadiendo una hora más a la variable de llegada, obteniendo un 7,9% de incremento en el valor máximo de potencia máxima por rango de horas, sin embargo, este cambio no refleja un cambio de posición en la potencia máxima concluyendo que la estabilidad del modelo es buena pero mejorable.

4.2 Análisis de la curva en taxis.

En cuanto a la primera variable obtenida “Tiempo final de carga”, podemos analizar que los picos se encuentran entre las 15:00 y 20:00, dando como resultado que en gran parte del tiempo de uso de la red de distribución no se

encuentra en una hora pico, por lo cual, podríamos decir que la red de distribución no se verá forzada a entregar tal cantidad de energía en el caso que solo se considere una introducción masiva de taxis y no vehículos privados, ya que, si unimos los periodos de tiempo de uso de la red de distribución en vehículos privados y taxis tenemos un periodo casi constante de uso de la red entre las 15:00 y 22:00, lo cual traería problemas como deterioro de transformadores, apagones, generadores trabajando a mayor capacidad de la capacidad nominal, etc. Continuando con la siguiente variable obtenida "Energía", podemos analizar que el consumo es alto con un porcentaje del 100% de usuarios cargando, escenario que en ningún caso puede pasar, sin embargo, es una variable a tomar en cuenta para la estimación del crecimiento de la red de distribución y consumo de usuarios en una previa introducción masiva de vehículos eléctricos. Para finalizar, la curva del "Perfil de Carga" tiene picos muy fuertes en ciertas horas del día y la hora siguiente decae, esto nos dice que es necesario implementar estrategias de carga basadas a la hora del día, es decir, ocupar espacios de tiempo durante el trabajo, empezando por cargar el vehículo en los mismos tiempos de espera en la cooperativa de taxis, para evitar esta sobrecarga en la red de distribución. Todos estos resultados fueron sometidos a un análisis de sensibilidad modificando la variable distancia (+30km) y la variable hora de llegada se aumenta en una hora reflejando una reducción en el valor máximo de potencia y un cambio de ubicación de este a la hora de las 20:00. Concluyendo que la aplicación del modelo en vehículos de tipo taxi, puede ser muy sensible al cambio de las variables dependientes.

4.3 Análisis de posibles puntos de carga.

Los cuadrantes son de mucha ayuda para determinar la densidad de cualquier variable que necesitemos representar y ubicar, por lo cual determinamos que los cuadrantes con mayor densidad se encuentran entre el barrio del Condado hasta el barrio de Solanda, por lo cual, se recomienda establecer estaciones de carga entre y en dichos barrios mencionados, sin embargo, relacionando la primera parte de la investigación y la segunda parte es necesario analizar los conceptos del porque comprar un vehículo eléctrico. La mayoría de los usuarios adquieren

este tipo de vehículos por el ahorro que brindan en cuanto a combustible ya que todos los compradores de este tipo de vehículos son sujetos a la obtención de un cargador, además pueden ser sujetos a la instalación de cargadores en sus hogares. Al cargar en una estación del municipio o bien privada generaría gastos y se perdería el propósito de estos vehículos. En el caso de taxis o buses, sería lógico instalar una fuente de carga en la cooperativa, más no, buscar una estación de carga cercana, caso contrario con autos privados, ya que estos no recorren los suficiente como para cargar en una estación de carga recordando que el objetivo que tienen estos vehículos, cuidado del medio ambiente y ahorro a los usuarios, si se ocupan estaciones de carga, generaría un consumo extra al ya obtenido en la planilla de pago.

Estas posibles estaciones de carga, en mi opinión deberían ser instaladas en las mismas estaciones de combustible que tenemos en la actualidad, como un servicio de emergencia, más no, como un servicio para generar utilidad. Y en el caso de vehículos de tipo taxi, creo que la mejor opción es tener su propia estación en la cooperativa. Si analizamos la parte de costos, tendríamos el costo de la planilla, costo por el nuevo cargador en el hogar, costo del mantenimiento del vehículo y en casos costo por el uso de la estación de carga pública y privada, y aparte considerar la autonomía limitada del vehículo, se concluye con un modelo de negocio no viable para la mayoría de los usuarios. Este modelo de negocio debería ser analizado por el Gobierno Ecuatoriano en alianza con empresas dedicadas a la venta de energía y empresas concesionarias de vehículos.

5 Conclusiones y Recomendaciones.

5.1 Conclusiones.

Para comenzar analizamos varios trabajos previos y como estos podrían ser aplicados en la ciudad de Quito, elegimos un modelo para la obtención del perfil de carga, calculamos una predicción de patrones de carga de una introducción masiva de vehículos eléctricos en dos casos, vehículos privados y vehículos tipo taxi, además de ubicar posibles estaciones de carga mediante la ruta más transitada de Quito y las cooperativas de taxi legales en dicha ciudad. Teniendo resultados como las horas pico de uso de la red de distribución, barrios más frecuentados para posibles estaciones de carga y consumo de energía y concluimos que.

Por la curva obtenida en autos privados (Figura. 39), podemos decir que la hora con mayor utilización de la red de distribución es desde las 19:00 hasta las 21:00. La potencia total que se utilizaría para gestionar toda la carga de una introducción masiva de vehículos eléctricos en la actualidad limitaría bastante al uso normal de la red de distribución, es por esto que, la introducción de vehículos eléctricos debe ser programada durante el tiempo.

Estos resultados pueden ser más exactos si en la obtención de la data se hubieran aplicado condicionantes en variables como la hora de llegada, distancia recorrida, o bien, realizando el seguimiento de varios vehículos por un periodo de tiempo mayor a 6 meses.

En la aplicación del modelo en vehículos privados el modelo se adapta muy bien obteniendo buena estabilidad pese a cambios en las variables dependientes, caso contrario en vehículos de tipo taxi, ya que existe varios cambios importantes como ubicación del valor pico y el valor pico de potencia máxima.

En esta investigación se aplicaron resultados de 27 vehículos privados y 10 vehículos de tipo taxi durante 5 días en marcha el sistema GPS, por lo cual, para simular una introducción masiva de vehículos eléctricos es necesario agrandar

esta muestra a más vehículos y más días de investigación, con esto, el modelo puede crecer en exactitud obteniendo valores de probabilidad de las $f^{1,2,3,4,5,6,7,8}$ más exactos y en todos los rangos de horas durante el día.

5.2 Recomendaciones

Se recomienda el uso de estrategias de carga para vehículos eléctricos y estas, deben estar basadas en la hora del día, esto no solamente ayudar a distribuir la carga, si no, a llevar un control de la red de distribución, llegando a optimizar el uso de esta y garantizar la energía para la ciudad.

El sistema GPS trabaja con baterías de hasta un máximo de duración de 5 días, por lo cual se recomienda utilizar un nuevo sistema GPS que se conecte con la batería del automóvil y así solventar problemas de energía y apagones del GPS.

En la plataforma WEB del sistema GPS, es recomendable descargar los archivos tipo Excel para trabajar y los archivos tipo KLM para la integración de sistemas de posicionamiento global como Google Earth.

En el caso de investigación de vehículos privados el modelo determinístico utilizado es muy recomendado según los autores de la publicación, sin embargo, para vehículos que tienen otro tipo de propósito como el de transportar cantidades masivas de personas, o bien, taxis el modelo funciona con un alto grado de error, ya que, no toma en cuenta paradas, peso de pasajeros, constante encendido y apagado del vehículo, recuperación de batería durante el frenado, pendiente de Quito, tráfico y clima de Quito.

En todo el código elaborado para las simulaciones por Monte Carlo, se debería implementar mecanismos de validación de datos, con sentencias condicionales para evitar el consumo de recursos del computador vanos,

El modelo por Monte Carlo, es un método determinístico que funciona muy bien en situaciones con datos verdaderos, por lo cual, el método es muy utilizado en este tipo de investigaciones de predicciones, sin embargo, es necesario, que sea

comparado con métodos matemáticos más específicos para lograr una validación del método adecuada y un control de calidad de los resultados obtenidos.

Existen varias publicaciones que utilizan métodos de red neuronal o big data, donde se encuentra mejor veracidad en los resultados, por lo cual, para un segundo estudio y validación de este, se recomienda utilizar estos métodos.

Referencias.

- Agencia de Regulación y Control de Electricidad. (2017). Atlas del sector eléctrico ecuatoriano. Quito: Agencia de Regulación y Control de Electricidad.
- Akim, E., & Tuchin, D. (2003). *GPS errors statistical analysis for ground receiver measurements. In The Proceedings of the 17th International Symposium on Space Flight Dynamics*, 16-20.
- ANALISIS Y DISEÑO. (2016). *HTML*. Recuperado el 16 de marzo de 2019, de <http://fernandaaponte1998.blogspot.com/2016/03/disenio-de-procedimiento-de-usuario-e.html>
- Asamer, J., Graser, A., Heilmann, B., & Ruthmair, M. (2016). *Sensitivity analysis for energy demand estimation of electric vehicles. Transportation Research Part D*, 182-199.
- Ashtari, A., Bibeau, E., Shahidinejad, S., & Molinski, T. (2012). *PEV charging profile prediction and analysis based on vehicle usage data. IEEE Transactions on Smart Grid*, 341-350.
- Bertucci, J. (2011). *Scribd*. Recuperado el 15 de febrero de 2019 de <http://es.scribd.com/doc/58107282/Auditoria-a-Unidad-II-6>
- Blewitt, G. (1997). *Basics of the GPS Technique: Observation Equations. Geodetic applications of GPS*, 10-54.
- BYD. (2019). *Build Your Dreams*. Recuperado el 01 de julio de 2019 de E5: <https://byd.com.ec/>
- Carollo, M. C. (2011). *Regresión Lineal Simple*. Santiago de Compostela: Universidad de Santiago de Compostela.

- Casado, M. (2006). Manual Básico de MatLab. Madrid: Servicios Informáticos Universidad Complutense de Madrid.
- Casado, M. C. (2006). MANUAL BÁSICO DE MATLAB. Madrid: Servicios Informáticos U.C.M .
- De Sá, J. P. (2007). *Applied statistics using SPSS, Statistica. MatLab and R. Springer Science & Business Media.*
- Distrito Metropolitano de Quito Secretaria de Ambiente. (2011). Inventario de Emisiones de Contaminantes Criterio, DMQ. Quito: DMQ.
- Dyke, K. J., Schofield, N., & Barnes, M. (2010). *The impact of transport electrification on electrical networks. IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 3917-3926.
- El Comercio. (2018). Taxis en la ciudad. Recuperado el 25 de enero de 2019 de <https://www.elcomercio.com/actualidad/cinco-horas-taxis-quito-movilizacion.html>
- European Space Agency. (2016). ESA. Recuperado el 28 de mayo de 2019 de https://www.esa.int/Our_Activities/Navigation/How_satellite_navigation_works
- Fernández, S. d. (2011). Regresión Logística. Madrid: Universidad Autónoma de Madrid.
- Giménez, T., & Ros, M. (2010). Sistema de posicionamiento global (GPS).
- Gómez, E. (2014). Trilateración: Sismos, GPS, rayos y teléfonos celulares, y la XIX Olimpiada de Ciencias de la Tierra. GEOS, Unión Geofísica Mexicana A.C., 329-343.

- González, J. (2019). Guayaquil piloto. Recuperado el 01 de junio de 2019 de <https://www.elcomercio.com/actualidad/guayaquil-plan-piloto-taxi-electrico.html>
- IBM. (2015). IBM® *Knowledge Center*. Recuperado el 09 de marzo de 2019 de https://www.ibm.com/support/knowledgecenter/es/SS3RA7_sub/modeler_mainhelp_client_ddita/clementine/nodes_statisticalmodels.html
- INEC. (2010). Instituto Nacional de Estadísticas y Censos. Recuperado el 11 de febrero de 2019 de <http://www.ecuadorencifras.gob.ec/search/Poblaci%C3%B3n%2C+superficie+%28km2%29%2C+densidad+poblacional+a+nivel+parroquial/>
- INEC. (2017). Instituto Nacional de Estadísticas y Censos. Recuperado el 05 de mayo de 2019 de <http://www.ecuadorencifras.gob.ec/tras-las-cifras-de-quito/>
- KIA. (2019). Kia Ecuador. Recuperado el 05 de abril de 2019 de <https://www.kia.com/ec/showroom/soul-ev/specification.html>
- López, J. F. (2019). Economipedia. Recuperado de Simulación de Montecarlo: <https://economipedia.com/definiciones/simulacion-de-montecarlo.html>
- López, N. (2019). Movilidad Eléctrica. Recuperado el 05 de abril de 2019 de <https://movilidadelectrica.com/seis-consejos-para-cargar-la-bateria-de-un-coche-electrico/>
- MathWorks. (1994). Matlab. Recuperado el 05 de enero de 2019 de <https://la.mathworks.com/products/matlab.html>
- MathWorks. (2019). *Support MatLab Documentation*. Recuperado el 05 de enero de 2019 de <https://la.mathworks.com/help/finance/examples/pricing-american-basket-options-by-monte-carlo-simulation-1.html>

- Matich, D. (2001). *Redes Neuronales: Conceptos básicos y aplicaciones*. México: Universidad Tecnológica Nacional.
- MatLab, T. d. (2016). *Regresión Lineal en MATLAB [Película]*.
- Metro Ecuador. (2017). *Diario Metro Ecuador*. Recuperado el 05 de mayo de 2019 de <https://www.metroecuador.com.ec/ec/noticias/2017/06/13/quito-circulan-casi-29-mil-taxis-formales-e-informales.html>
- Municipio del Distrito Metropolitano de Quito. (2015). *Diagnóstico Estratégico - Eje Ambiental*. Quito.
- Pabón, H. (2010). *Probabilidad y Estadística con MatLab para Investigadores*. Ubaté: Universidad de Cundinamarca Seccional Ubaté.
- Paz, D., & Duque, P. (2015). *ESTIMACIÓN DE DISTANCIA PROMEDIO RECORRIDA CON Y SIN PASAJEROS EN LOS TAXIS CONVENCIONALES DEL DISTRITO METROPOLITANO DE QUITO*. Quito: PUCE.
- Pozo-Ruz, A., Ribeiro, A., García-Alegre, M. C., García, L., Guinea, D., & Sandoval, F. (2000). *Sistema de posicionamiento global (GPS)*. ETS ingenieros de Telecomunicaciones. Universidad de Malaga.
- Quito Alcaldía. (2018). *Quito Informa*. Recuperado el 05 de abril de 2019 de <http://www.quitoinforma.gob.ec/2018/11/06/hasta-octubre-se-registran-382-mil-vehiculos-matriculados/>
- Quito Alcaldía. (2019). *Quito Informa*. Recuperado el 07 de enero de 2019 de <http://www.quitoinforma.gob.ec/2019/03/08/54-mil-vehiculos-matriculados-hasta-febrero/>
- Rodríguez-Aragón, J. (2011). *Simulación, Método de Montecarlo*. Madrid: UCLM.

- Salas, J. (2016). Desarrollo con Matlab de una Red Neuronal para Estimar la Demanda de Energía Eléctrica. . Valladolid: Universidad de Valladolid.
- Salas, R. (2004). Redes Neuronales Artificiales. Departamento de Computación, 1-7.
- Velásquez, J. D., Franco, C. J., & García, H. A. (2009). Un modelo no lineal para la predicción de la demanda mensual de electricidad en Colombia. *Estudios Gerenciales*, 37-54.
- Yang, T., Xu, X., Guo, Q., Zhang, L., & Sun, H. (2017). *EV charging behaviour analysis and modelling based on mobile crowdsensing data. IET Generation, Transmission & Distribution*, 11(7), 1683-1691.
- Zalakeviciute, R., Rybarczyk, Y., López-Villada, J., & Diaz Suarez, M. V. (2017). *Quantifying decade-long effects of fuel and traffic regulations on urban ambient PM2.5 pollution in a mid-size South American city. Atmospheric Pollution Research* 9(1), 66-75.

