

Implementación de una aplicación de Business Intelligence para analizar la eficiencia en el consumo de energía de dispositivos móviles utilizando Smart Plug y una plataforma loT en la nube.

Simbaña García, Verónica Elizabeth

Vicerrectorado de Investigación, Innovación y Transferencia de Tecnología

Centro de Posgrados

Maestría en Gestión de Sistemas de Información e Inteligencia de Negocios

Trabajo de titulación, previo a la obtención del título de Magister en Gestión de Sistemas de Información e Inteligencia de Negocios.

Msc. Raura Ruiz, Jorge Geovanny

8 de diciembre de 2022



TESIS - VERONICA SIMBAÑA.docx

Scanned on: 13:13 March 17, 2022 UTC



Overall Similarity Score



Results Found



Total Words in Text

Identical Words	247
Words with Minor Changes	57
Paraphrased Words	1039
Omitted Words	1656





Vicerrectorado de Investigación, Innovación y Transferencia de Tecnología

Centro de Posgrados

Certificación

Certifico que el trabajo de titulación: "Implementación de una aplicación de Business Intelligence para analizar la eficiencia en el consumo de energía de dispositivos móviles utilizando Smart Plug y una plataforma loT en la nube." fue realizado por la señorita Simbaña García, Verónica Elizabeth; el mismo que cumple con los requisitos legales, teóricos, científicos, técnicos y metodológicos establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, además fue revisado y analizado en su totalidad por la herramienta de prevención y/o verificación de similitud de contenidos; razón por la cual me permito acreditar y autorizar para que se lo sustente públicamente.

Sangolquí, 8 de diciembre 2022.

Firma:

JORGE GEOVANNY RAURA RUIZ

Msc. Raura Ruiz, Jorge Geovanny
Director
C.C.: 050177306-3



Vicerrectorado de Investigación, Innovación y Transferencia de Tecnología

Centro de Posgrados

Responsabilidad de Autoría

Yo Simbaña García, Verónica Elizabeth, con cédula n°172241004-8, declaro que el contenido, ideas y criterios del trabajo de titulación: Implementación de una aplicación de Business Intelligence para analizar la eficiencia en el consumo de energía de dispositivos móviles utilizando Smart Plug y una plataforma IoT en la nube es de mí autoría y responsabilidad, cumpliendo con los requisitos legales, teóricos, científicos, técnicos y metodológicos establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, respetando los derechos intelectuales de terceros y referenciando las citas bibliográficas.

Sangolquí, 8 de diciembre 2022

Firma

Simbaña García, Verónica Elizabeth

C.C.: 172241004-8



Vicerrectorado de Investigación, Innovación y Transferencia de Tecnología

Centro de Posgrados

Autorización de Publicación

Yo Simbaña García, Verónica Elizabeth, con cédula de ciudadanía n°172241004-8, autorizo a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar el trabajo de titulación: Implementación de una aplicación de Business Intelligence para analizar la eficiencia en el consumo de energía de dispositivos móviles utilizando Smart Plug y una plataforma loT en la nube en el Repositorio Institucional, cuyo contenido, ideas y criterios son de mi responsabilidad.

Sangolquí, 8 de diciembre 2022

Firma

Simbaña García, Verónica Elizabeth

C.C.: 172241004-8

Dedicatoria

El camino ha sido largo, pero ahora ver que estoy cumpliendo uno de mis objetivos me llena de mucha alegría y satisfacción, por eso deseo dedicar esta tesis con mucho cariño a las siguientes personas:

A mis padres Manuel y Gloria, quienes han sido un apoyo muy importante en esta etapa que siempre han estado conmigo motivándome a seguir adelante, con sus consejos y apoyo en todo momento lo que me ayuda a no rendirme y poder alcanzar mis sueños.

A mi hermana Paola, quien ha estado acompañando en todo momento con su alegría, entusiasmo y consejos, a mi primo Marlon y a mis tías Consuelo y Jenny que siempre han estado presente para ayudarme a ser mejor persona y profesional.

Agradecimiento

Agradezco principalmente a Dios, quien me ha guiado y me ha dado toda la fortaleza para seguir adelante.

A mis padres, hermana y familia quienes me han brindado su apoyo incondicional y consejos los cuales me han ayudado para seguir adelante y alcanzar mis metas.

A mis amigos que siempre estuvieron presentes con consejos y motivación para seguir adelante a pesar de las dificultades.

A mi director de tesis Ing. Geovanny Raura. Msc. quien con sus conocimientos, experiencia, dedicación y paciencia me apoyó durante el desarrollo del proyecto, los cuales han sido muy útiles para mi crecimiento personal y profesional

A la Universidad de las Fuerzas Armadas – ESPE por los conocimientos adquiridos durante el proceso de formación académica

Índice de Contenidos

Dedicatoria	6
Agradecimiento	7
Resumen	14
Abstract	15
Capítulo I. Introducción	16
Antecedentes	16
Contexto del Problema	17
Preguntas de Investigación	18
Objetivos	18
Objetivo General	18
Objetivos Específicos	18
Justificación	19
Hipótesis de investigación	20
Categorización de las variables de investigación	20
Capitulo II. Estado del arte y marco teórico referencial	20
Estado del arte	20
Objetivo de la búsqueda	21
Definición de criterios de inclusión y exclusión	21
Definición de la estrategia de búsqueda	22
Construcción de la cadena de búsqueda	24
Conclusiones al estado de arte	29

Marco teórico referencial	30
Categorización de las variables	30
Fundamentación de la variable independiente	31
Plataforma Fiware	31
Dispositivos Smart Plug	32
Herramientas de Business Intelligence	32
Plataforma Grafana	34
Fundamentación de la variable dependiente	34
Consumo Energético en Dispositivos Móviles	34
Baterías en los dispositivos Móviles	36
Tipos de baterías en los dispositivos móviles	37
Series Temporales	41
Componentes de las series temporales	41
Dashboard en tiempo real	42
Capitulo III. Metodología	45
Metodología	45
Metodología de estudio de caso	45
Metodología de minería de datos	48
Metodología CRISP-DM	48
Capitulo IV. Construcción de la Solución	50
Comprensión del negocio	50
Establecimiento de los objetivos	51
Evaluación de la situación actual del caso de estudio	51
Comprensión de los datos	51

Recopilación inicial de datos	51
Importación del archivo de datos	56
Preparación de los datos	58
Selección de datos	58
Limpieza de datos6	60
Estructuración, Integración y Formateo de datos6	60
Análisis preliminar6	62
Modelado6	62
Selección de la técnica de modelado6	63
Selección de atributos para el análisis del algoritmo y construcción del modelo .6	63
Análisis de datos herramienta gráfica Grafana	67
Capítulo V. Análisis y Discusión de los Resultados	69
Evaluación de resultados obtenidos6	69
Validación del modelo predictivo ETS	69
Visualización de la información en series de tiempo	72
Conclusiones	75
Recomendaciones	77
Bibliografía	78

Índice de Tablas

Tabla 1 Análisis de estudios por grupo de control	22
Tabla 2 Construcción de la cadena de búsqueda	24
Tabla 3 Cuadro comparativo herramientas Dashboard en tiempo real	43
Tabla 4 Dispositivos móviles registrados para el estudio	54
Tabla 5 Variables del archivo de la aplicación Smart Battery	55
Tabla 6 Cantidad de datos recolectados por dispositivo móvil	55

Índice de Figuras

Figura 1 Resultados cadena de búsqueda	25
Figura 2 Jerarquía de estudio	30
Figura 3 Diagrama conceptual de la plataforma FIWARE	31
Figura 4 Dispositivo Smart Plug	32
Figura 5 Cuadrante mágico de Gartner 2021	33
Figura 6 Fases de carga - batería de Litio	38
Figura 7 Metodología de Estudio de Caso	47
Figura 8 Modelo del prototipo utilizado	52
Figura 9 Reprogramación del enchufe inteligente	53
Figura 10 Interfaz de aplicación del servicio de carga de batería	54
Figura 11 Archivo de salida de datos del consumo de batería	56
Figura 12 Importación del archivo .json a CRATE DB	57
Figura 13 Datos importados a la herramienta CRATE DB	57
Figura 14 Cadena de conexión para RPostgreSQL	58
Figura 15 Instalación de paquetes y librerías	59
Figura 16 Selección de variables a analizar	59
Figura 17 Exploración de datos de los dispositivos móviles	60
Figura 18 Formato al campo Fecha – Hora	60
Figura 19 Agrupamiento por fechas	61
Figura 20 Creación del dataframe de salida de información	61

Figura 2	1 Archivo generado del dataframe de salida de información6	31
Figura 2	2 Consumo energético de los dispositivos móviles6	32
Figura 2	3 Transformación de datos en series temporales6	34
Figura 2	4 Gráficos de dispositivos móviles series temporales sin tendencia	35
Figura 2	5 Gráfica de dispositivos móviles series temporales	35
Figura 2	6 Aplicación del algoritmo ETS en la serie temporal	36
Figura 2	7 Visualización de los resultados del modelo	36
Figura 2	8 Gráfica predictiva aplicando el algoritmo ETS6	37
Figura 2	9 Conexión de Grafana con CrateDB6	38
Figura 3	0 Registro de consumo de batería de los dispositivos móviles6	38
Figura 3	1 Visualización de error del modelo ETS del dispositivo Samsung SM-A600GN6	39
Figura 3	2 Visualización de error del modelo ETS del dispositivo Xiaomi MI 8 Lite	70
Figura 3	3 Visualización de error del modelo ETS del dispositivo HUAWEI VNS-L31	70
Figura 3	4 Gráfica de predicción aplicando el modelo ETS	71
Figura 3	5 Registro consumo batería del Dispositivo Móvil Samsung SM-A600GN	72
Figura 3	6 Registro consumo batería del Dispositivo Móvil Xiaomi MI 8 Lite	72
Figura 3	7 Registro consumo batería del Dispositivo Móvil HUAWEI VNS-L31	73
Figura 3	B Consumo energético de los dispositivos móviles por ubicación	7 3

Resumen

Contexto: La disminución del consumo energético, especialmente de la electricidad, es aún un desafío para los estados en procura de atenuar los efectos del cambio climático. La eficiencia energética, busca la aplicación de nuevas tecnologías como el Internet de las Cosas (IOT), con el objeto de realizar el mismo trabajo, pero con menor consumo de energía. Problema: La eficiencia en el consumo energético se ha visto afectada por la inadecuada carga de las baterías de los dispositivos móviles. Objetivo: Optimizar el consumo energético de los dispositivos móviles mediante el uso de un dispositivo IOT denominado SMART PLUG y monitorear su consumo energético en tiempo real en una plataforma en la nube. Metodología: El trabajo presentado se ha realizado mediante un estudio de caso y la aplicación de la metodología CRISP-DM. Resultado: Se registraron los datos de consumo de batería de ocho dispositivos móviles, controlando además su tiempo de carga en diferentes escenarios. Mediante series temporales se pudo constatar que los niveles de carga de varios de ellos eran muy variables en el transcurso del día, llegando a niveles menores al 20% de carga. Mediante el algoritmo de Suavizado exponencial triple (ETS), se generó un modelo predictivo que permitiría predecir el comportamiento de carga y de esta forma incrementar la vida útil de las baterías en base a los hábitos de consumo, mejorando a su vez los indicadores de eficiencia energética.

Palabras clave: smart plug, fiware, consumo energético, batería inteligente.

Abstract

The decrease in energy consumption, especially electricity, is still a challenge for states in an attempt to mitigate the effects of climate change. Energy efficiency is looking for the application of new technologies such as the Internet of Things (IOT), in order to perform the same work, but with less energy consumption. **Problem:** The efficiency in energy consumption has been affected by the inadequate charging of the mobile device's batteries. **Objective:** Optimize the energy consumption of mobile devices by using an IOT device called SMART PLUG and monitor their energy consumption in real time on a cloud platform. **Methodology:** The presented work has been carried out through a case study and the application of the CRISP-DM methodology. **Results:** The battery consumption data of eight mobile devices were recorded, also controlling their charging time in different scenarios. Through time series it was possible to verify that the charge levels of several of them were highly variable throughout the day, reaching levels of less than 20% charge. Using the Triple Exponential Smoothing (ETS) algorithm, a predictive model was generated that would allow us to predict the charging behavior and thus increase the useful life of the batteries based on consumption habits, while improving the energetic efficiency indicators at the same time.

Key words: smart plug, fiware, energy consumption, smart battery.

Capítulo I. Introducción

Antecedentes

Hasta el año 2010, la demanda eléctrica del país superaba la capacidad de generación eléctrica en determinados periodos, especialmente en época de bajo consumo, siendo necesaria la importación de energía o medidas agresivas de ahorro energético como planes de racionamiento y planes de eficiencia energética. (MEER, 2018)

El control inteligente de la demanda y la integración de energías renovables son elementos claves en el proceso de transformación de los actuales sistemas energéticos. Todos coinciden en que es necesario empezar a mejorar la eficiencia energética, ya que esto no solo permitirá al país reducir los índices de contaminación, sino también reducir costos y ganar competitividad. Sin embargo, surgen diferencias cuando se habla de formas de implementarlo. (Rios, 2017).

De esta manera, la innovación en tecnología puede traer más beneficios y facilitar la transformación, pero su implementación requiere una fuerte señal política, y las soluciones en desarrollo pueden ayudar a respaldar la seguridad, la confiabilidad y la asequibilidad energética. Los desarrollos tecnológicos en diferentes disciplinas, como la microelectrónica, las telecomunicaciones, las tecnologías de la información, etc., han llevado a un nivel superior la automatización de los servicios del hogar, como la asistencia sanitaria, la monitorización de la actividad para predecir accidentes, etc., lo que ha dado lugar a un nuevo término en la literatura llamado Smart Home, el cual se ha convertido en una dirección de investigación que trae nuevos desafíos para los investigadores. (Gonzalez, 2011)

Actualmente, este escenario está fuera del alcance de muchos, ya que una verdadera casa inteligente requiere una revisión importante y un compromiso financiero inicial sustancial para crear un entorno intuitivo y automatizado que anticipe y se adapte a sus ocupantes a medida que cambian los estilos de vida con el tiempo. Otro desafío para la implementación más

básica de un hogar inteligente es la interoperabilidad entre dispositivos de diferentes fabricantes para brindar una buena experiencia. (Anscombe, 2018)

Contexto del Problema

De acuerdo a la información estadística de la Agencia de Regulación y Control de la Electricidad (ARCONEL) en el año 2016, la demanda anual de energía eléctrica a nivel nacional por grupo de consumo indica que el sector residencial consume el 37,97% del total, seguido del sector industrial con el 26,07% y el sector comercial con el 20,30%, dejando el resto de sectores con el 15,66%. (CENACE, 2016)

El consumo de energía eléctrica en los hogares se ha incrementado a un ritmo elevado comparado con el crecimiento económico y los actuales niveles de vida. Debido al desarrollo tecnológico y a la creación de nuevos dispositivos tecnológicos, ha existido un mal uso de la electricidad en los hogares, lo que ha provocado deterioro al medio ambiente. Situación que si no se tiene en cuenta continuará deteriorándose. (Ulloa, 2015)

En todo el mundo, un número creciente de personas está adquiriendo aparatos electrónicos desde teléfonos móviles hasta televisores, lo que significa que la cantidad total de electricidad en los hogares incrementará considerablemente en las próximas dos décadas. El número de *Smartphone y dispositivos móviles* a nivel mundial continúa incrementando, en la actualidad existen casi tantos dispositivos móviles como habitantes, en los últimos tres años se han vendido más de 1400 millones de teléfonos móviles. Por esta razón, los dispositivos tecnológicos llegaron a ser una parte muy importante de la vida cotidiana de todas las personas. (Quishpe, 2018)

Es común que la gran mayoría de las personas mantenga su dispositivo conectado a la corriente eléctrica, sin tener en cuenta que la batería ya se encuentra completamente cargada, por lo que su vida útil es cada vez más corta y necesita ser reemplazada constantemente. Otro factor que afecta la duración de la batería es que las personas revisan sus teléfonos de 100 a 200 veces al día para realizar las siguientes actividades: enviar mensajes, hacer llamadas

telefónicas, revisar el correo electrónico y las redes sociales. Esto puede llevar a que las personas carguen varias veces al día o mantengan su teléfono conectado a la electricidad todo el tiempo sin que el usuario sepa cuándo el teléfono ha alcanzado su nivel máximo de carga. (Fernandez, 2017)

Para eliminar estos malos hábitos, es necesario proporcionar cierta comprensión de los problemas en su proceso de producción actual y el daño ambiental causado por la batería y los desechos electrónicos. También es necesario generar un grado de concientización en individuos y familias para que realicen un menor consumo energético en los hogares. (Quishpe, 2018)

Preguntas de Investigación

¿Se puede mejorar la eficiencia del consumo de energía en dispositivos móviles utilizando Smart Plugs, mediante el análisis de series temporales?

Objetivos

Objetivo General

Implementar una aplicación de Business Intelligence para analizar la eficiencia en el consumo de energía de dispositivos móviles utilizando Smart Plugs y una plataforma IoT en la nube.

Objetivos Específicos

OE1: Realizar una revisión de la literatura que determine posibles soluciones y recomendaciones existentes sobre la eficiencia en el consumo de energía utilizando Smart Plugs y plataformas IoT en la nube como: Grafana, OpenHub y Fiware.

OE2: Desarrollar una aplicación de Business Intelligence con arquitectura IoT en la nube que permita la captura de datos de descarga de batería en tiempo real.

OE3: Evaluar los resultados obtenidos mediante un modelo de Business Intelligence utilizando Dashboard de serie temporales para verificar la eficiencia en el consumo de energía y optimización de carga de batería en los dispositivos móviles.

Justificación

Los teléfonos celulares desechados cada año se convierten en parte de la cantidad total de desechos electrónicos generados anualmente. Según el informe reciente emitido por el Programa de Naciones Unidad para el Medio Ambiente advierte que cada año se generan alrededor de 40 – 50 millones de toneladas de desechos electrónicos en todo el mundo, y se espera que crezcan en el transcurso de esta década debido a la acumulación descontrolada de desechos peligrosos y tóxicos, los cuales traerán consecuencias graves en las economías de desarrollo. A nivel mundial, los desechos electrónicos representan el 5% de los desechos sólidos urbanos, una proporción similar representada por los contenedores de plástico, pero mucho más peligrosos. (GREENPEACE, 2017)

La mayoría de los dispositivos móviles desechados, así como otros desechos tecnológicos terminan en rellenos sanitarios o en basureros a cielo abierto, lo cual es un problema grave porque son más tóxicos que los desechos normales, en el caso de los dispositivos móviles se suma su principal componente que son las baterías recargables, que a menudo se desechan debido a un mal uso como puede ser una batería defectuosa o falta de conocimiento sobre el tiempo de carga. (Trejo Vasquez & Reyna Márquez, 2018)

El presente proyecto pretende optimizar el consumo energético utilizando una aplicación que permite apagar automáticamente un Smart Plug cuando el dispositivo móvil conectado registre carga completa. La siguiente investigación se basa en la recolección de datos y análisis de la información, definiendo las fuentes de datos a ser usadas y verificando los valores atípicos a ser excluidos para que no alteren los resultados. Posteriormente se desarrolla una aplicación de Business Intelligence con arquitectura en la nube con la cual se evaluará los

resultados conjuntamente con los datos históricos utilizando Dashboard de series temporales. Se generará un modelo predictivo mediante el algoritmo de suavizado exponencial triple (ETS) que permita analizar la eficiencia del consumo de energético y optimización de carga de la batería.

Hipótesis de investigación

El desarrollo de una aplicación de Business Intelligence basada en Smart Plug y

Aplicaciones IoT en la nube permitirá optimizar el consumo energético en dispositivos móviles.

Categorización de las variables de investigación

Variable Dependiente: Consumo energético en dispositivos móviles.

Variable Independiente: Aplicación de Business Intelligence basada en Smart Plug y una Aplicación IoT en la nube

La demostración de la hipótesis planteada se realizará mediante el análisis y evaluación de los datos mediante una plataforma IoT en la nube utilizando Dashboard de serie temporales.

Capitulo II. Estado del arte y marco teórico referencial

Estado del arte

Con el fin de realizar el análisis del estado del arte actual y determinar la viabilidad de la solución propuesta se realizó como primer paso un análisis sistemático de literatura. El cual hace referencia a una revisión de estudios primarios de un área temática especifica donde el principal objetivo es identificar qué evidencia se encuentra disponible sobre el tema. (Kitchenham & Charters, 2007)

El análisis sistemático de literatura tiene como principal objetivo determinar, analizar e incorporar la evidencia de los principales estudios utilizando métodos claros y rigurosos. Este método ha sido utilizado ampliamente en algunas áreas tales como la medicina, sociología y

actualmente ha sido utilizada como base para investigaciones en el área de Ingeniería de Software. (Carrizo & Moller, 2018)

Para el desarrollo del proceso de estudio de antecedentes realizado se contemplan las siguientes fases: (1) Objetivo de la búsqueda, (2) Definición de criterios de inclusión y exclusión, (3) Definición de la estrategia de búsqueda, (4) Construcción de la cadena de búsqueda, (5) Conclusiones al estado de arte.

Objetivo de la búsqueda

El principal objetivo del estudio del estado del arte está orientado en resolver las preguntas del objetivo de la investigación: verificar mediante plataformas IoT en la nube, posibles soluciones para mejorar la optimización del consumo energético y el incremento de tiempo de vida de las baterías de los dispositivos móviles.

Definición de criterios de inclusión y exclusión

Una búsqueda en una base de datos numérica, dependiendo del tema, arroja una gran cantidad de artículos relevantes, por lo que es importante definir las características ideales de los artículos a considerar. En este análisis se consideraron los siguientes criterios:

Criterios de Inclusión:

- Para el análisis de las metodologías utilizadas en la actualidad, se considerarán artículos a partir del 2014.
- Se consideran artículos científicos publicados en inglés.
- Artículos que contengan información sobre soluciones para mejorar el consumo energético en dispositivos móviles utilizando IOT
- Artículos que analizan el consumo de energía en dispositivos móviles con técnicas de inteligencia de negocios.

Criterios de Exclusión:

 Artículos que contengan temas relacionados en el área de inteligencia de negocios, pero que no se encuentren relacionados con la problemática planteada.

Definición de la estrategia de búsqueda

Para la estrategia de búsqueda se consideró lo siguiente:

Revisión Inicial: Realizar una búsqueda inicial de la base de conocimientos académicos de investigaciones relevantes para la pregunta de investigación presentada.

Validación cruzada de estudios: En esta fase se verifica que los estudios cumplan con los criterios de inclusión y exclusión para finalmente obtener un listado inicial de artículos técnicos los cuales se utilizarán para continuar con las siguientes fases de la investigación.

Integración del Grupo de Control: El grupo de control está constituido por los artículos técnicos que cumplen con los criterios de inclusión y exclusión, para lo cual se realiza un análisis preliminar del título, introducción, conclusión y palabras claves de los estudios. Los artículos técnicos seleccionados para realizar el análisis del grupo de control son los siguientes:

Tabla 1

Análisis de estudios por grupo de control

Código	Título	Cita	Palabra Clave			
EC1	Smart Plug solution	(Lukac, Pavlovic, &	Internet of Things;			
	based on Bluetooth	Starcevic, 2015)	Bluetooth Low Energy;			
	Low Energy		Home Automation; Smart			
			Plug; Android			
EC2	IoT based Smart	(Nguyen, Tran,	Smart Plug-In; Internet of			
	Plug-in device for	Nguyen, Thien Le, &	Thing (IoT); Home Energy			
	Home Energy	Ha Le, 2018)	Management; K Nearest			
	management		Neighborhood (KNN)			
	system					

Código	Título	Cita	Palabra Clave
	IoT based data	(Manjusha, 2017)	Remote Monitoring,
EC3	processing for		Home Electric power
	Home Industrial		saving, Smart Plug,
	monitoring using		Smart Meter IoT
	Raspberry Pi		
EC4	Design and	(Ahmed, Debouza, &	Power monitoring and
	implementation of	Farook, 2017)	management; internet of
	Smart Plug an		things (IoT); smart plug;
	Internet of Thing		Wifi, Zigbee, smart grid
	(IoT) approach		
EC5	Analysis of Home	(Mandava &	Architecture, IOT, HEMS,
	Energy	Gudipalli, 2018)	Sensors, Server, WLAN.
	Management		
	System using IOT		
EC6	Wireless electricity	(Lee, Park, Jung, &	Smart Plug, Smart
	monitoring system	Yoo, 2015)	House, Wireless Sensor
	form Smart House		Network, Energy
	using Smart Plug		Consumption
EC7	Perceived	(Mohammed,	Wireless sensor,
	usefulness and	Muhammad, Shilpa,	structural equation
	satisfaction of	& Kilani, 2016)	modeling, mobile
	Smart plugs		computing
EC8	IoT as a Smart	(Nares, 2016)	IoT, air humidity, smart
	Home		home, automation,
	Implementation		Thingsee,
EC9	Design of Smart	(Wang, Peng, &	Smart Plug, Wifi, Smart
	Home system	Zhang, 2015)	Home, Android
	based on Wifi		Smartphone
	Smart Plug		

Nota. La tabla representa los estudios seleccionados y las palabras claves obtenidas para realizar el estudio por grupo de control.

Construcción de la cadena de búsqueda. Para generar la cadena de búsqueda se utilizan las frases o palabras que más se repiten en cada artículo técnico, los cuales se definen a partir de los estudios del grupo de control.

Tabla 2

Construcción de la cadena de búsqueda

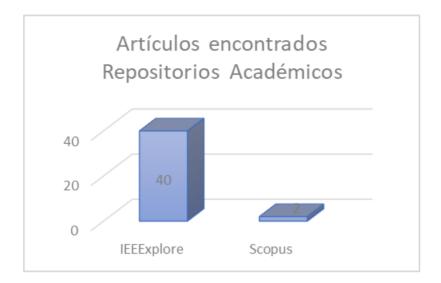
Palabra Clave	EC1	EC2	EC3	EC4	EC5	EC6	EC7	EC8	EC9	Total
IoT (Internet of Things)	√	✓	✓	✓	✓			✓		6
Smart Plug	\checkmark	\checkmark	\checkmark	\checkmark		\checkmark			\checkmark	6
Home Energy		\checkmark	\checkmark			\checkmark				3
Management										
Wifi				\checkmark			\checkmark		\checkmark	3
Wireless Sensor						\checkmark	\checkmark			2
Energy Consumption						\checkmark	✓			2
Android Smartphone	✓								✓	2

La cadena de búsqueda consiste en la unión de las palabras claves más repetidas en cada contexto, los conectores utilizados son OR para las palabras que se encuentran en el mismo contexto y el conector AND para las palabras que se encuentran en distintos contextos, de acuerdo con este análisis se genera la siguiente cadena de búsqueda.

((IoT (Internet of Things)) OR (Smart House)) AND (Smart Plug) AND (Energy Consumption)

Figura 1

Resultados cadena de búsqueda



Nota: La figura representa el número de artículos técnicos encontrados en los repositorios académicos empleando la cadena de búsqueda generada.

Al obtener los resultados de la cadena de búsqueda en los repositorios académicos se realizó un análisis de los documentos encontrados, los cuales se listan a continuación:

Smart Plug solution based on Bluetooth Low Energy (Lukac, Pavlovic, & Starcevic, 2015)

El estudio muestra una solución completa para el control y monitoreo de productos del hogar usando un conector Bluetooth Smart Low Energy (BLE) como dispositivo de referencia y una aplicación implementada en el sistema operativo Android. A diferencia de otros protocolos de comunicación, Bluetooth Low Energy permite controlar el dispositivo directamente desde una tableta o teléfono inteligente sin puertas de enlace adicionales. Smart Plug proporciona una interfaz de programación de aplicaciones (API) para controlar y medir el consumo de energía de acuerdo con el perfil de atributos genéricos (GATT).

IoT-Based Smart Plug-In device for home energy management system (Nguyen, Tran, Nguyen, Thien Le, & Ha Le, 2018)

En el documento, los autores proponen un prototipo de dispositivo de enchufe inteligente que puede identificar el tipo de aparato en función del voltaje, la corriente y el factor de potencia medidos. El dispositivo consta de dos módulos:

- La interfaz de alimentación con el dispositivo basada en los sensores de voltaje y corriente conectados al Arduino Uno.
- El módulo de procesamiento que utiliza los métodos de aprendizaje automático, como la red neuronal o K Nearest Neighborhood (KNN), para reconocer los aparatos eléctricos conectados en tiempo real.

Todos los conjuntos de datos de electrodomésticos aprobados se pueden cargar en el sistema de gestión de la energía del hogar para más aplicaciones.

IOT Based data processing for home and industrial monitoring using Raspberry Pi (Manjusha, 2017)

En este artículo, el autor implementa un sistema inteligente de ahorro de energía en el hogar a través de la combinación de medidores inteligentes, enchufes inteligentes, dispositivos móviles inteligentes y servidores de bases de datos. Un medidor inteligente consta de una aplicación de medición de energía, una unidad de almacenamiento de datos, una interfaz de medidor AWS IOT y un módulo wifi RPi. Vemos IoT como miles de millones de "cosas" inteligentes e interconectadas (una especie de "red neuronal global universal" en la nube) que abarcarán todos los aspectos de nuestras vidas, en función de la inteligencia proporcionada por el procesamiento integrado.

Design and implementation of Smart Plug: An Internet of Things (IoT) approach (Ahmed, Debouza, & Farook, 2017)

En este documento, los autores proponen un enfoque avanzado para abordar el control de energía y la gestión de problemas. Se centra en el problema de ahorro de energía al mejorar la comprensión del usuario sobre la energía consumida por los dispositivos conectados a un toma corriente. Además, los usuarios del enchufe podrán controlarlo desde su teléfono móvil al encenderlo y apagarlo el enchufe y configurando las horas de trabajo.

El sistema consta de dos tipos de enchufe que son maestro y esclavos. El dispositivo maestro tendrá acceso a Wifi y coordinará las conexiones entre las distintas salidas del dispositivo esclavo. El zócalo esclavo es menos complejo y recibirá comandos del zócalo maestro y enviará medidas de potencia mediante comunicación ZigBee. Los datos recopilados del sistema Smart Plug ayudan a realizar un análisis en tiempo real del consumo energético y permiten comprender los comportamientos, abriendo puertas para el futuro investigaciones relacionadas con reducir el consumo de energía, y tecnologías de redes inteligentes.

Analysis of Home Energy Management System using IOT (Mandava & Gudipalli, 2018)

Basado en Internet de las cosas (IOT), el documento propone una red que alberga y conecta dispositivos electrónicos, sensores, software y conexiones de red para recopilar e intercambiar datos para tomar el control de las cosas en este mundo. Este sistema IoT conecta el mundo físico con sistemas basados en computadora, lo que en última instancia conduce a una mayor eficiencia, precisión y beneficios para el usuario.

El Internet de las cosas no se limita a un campo específico y jugará un papel más importante en varios campos de investigación en el futuro. Home Energy Management Systems (HEMS) es un área que utiliza energía renovable, reduce las emisiones de carbono y coordina

las cargas domésticas con las necesidades y limitaciones de los usuarios, como las facturas de electricidad utilizando información de varios sensores a través de diferentes tecnologías de comunicación.

Wireless electricity monitoring system for Smart House using Smart Plug (Lee, Park, Jung, & Yoo, 2015)

En el documento se describe un enchufe inteligente con una red de sensores inalámbricos para monitorear el uso eléctrico en la casa inteligente. El enchufe inteligente integra un tomacorriente de CA, un relé para encender y apagar el zócalo, un sensor de transformador de corriente para detectar la corriente del dispositivo de carga y un Kmote. El Kmote es una interfaz de comunicación inalámbrica basada en TinyOS. Se evalúa el enchufe inteligente en un laboratorio, se analiza y presenta los datos de consumo de energía del calentador eléctrico durante 3 meses.

IoT as a Smart Home Implementation (Nares, 2016)

En el presente documento el autor tiene como propósito exponer al Internet de las cosas como una tecnología que permite proporcionar una visión general de la situación actual de la aplicación y el uso que se le da. En la práctica, los beneficios del Internet de las Cosas se demuestran al integrar la tecnología IoT en un aparato doméstico. El objetivo del proyecto era proporcionar optimización y mejora a un humidificador de aire doméstico habitual. Para realizar el control del humidificador con un enchufe de interruptor de Wi-Fi, al que se accedió mediante una conexión SSH desde un servidor Apache.

Thingsee se utiliza para medir la humedad del aire y proporcionar datos para el servidor.

El proyecto también incluyó un sitio web para que el usuario realice un seguimiento de la

actividad del sistema. Finalmente, el sistema fue probado y comparado con el uso regular del humidificador para llegar a una conclusión de sus beneficios.

Design of Smart Home system based on Wifi Smart Plug (Wang et al., 2015)

En el presente artículo, los autores presentan una solución flexible y de bajo costo que permite controlar y monitorear los electrodomésticos que utilizan dispositivos Smart Plug. El Smart Plug es un interruptor de alimentación al que se puede acceder a través de la conexión Wifi. Integra dos sensores de temperatura, un sensor de corriente y un emisor de infrarrojos.

Los usuarios pueden conectar dispositivos al enchufe inteligente para encender y apagar de forma remota, obtener información sobre el consumo de energía y la temperatura ambiente del dispositivo, finalmente controlar los dispositivos cercanos mediante el emisor de infrarrojos integrado. Hay dos formas de acceder a Smart Plug, es decir, conectándolo directamente en el modo Wifi Ad-Hoc o conectándolo con un enrutador en el modo de infraestructura Wifi y accediendo en línea con conectividad IP.

Conclusiones al estado de arte

Al realizar el análisis del estado del arte, se determina que en los estudios primarios se encontraron artículos relacionados con el problema central, al hablar de los enchufes inteligentes (Smart Plug) y el consumo de energía. Cada artículo analizado arrojó una solución factible, en cuanto a la eficiencia del consumo energético en dispositivos móviles utilizando dispositivos IOT. Las soluciones propuestas en los artículos técnicos analizados se basan en sensores inalámbricos, aplicaciones web, servidores de bases de datos, teléfonos móviles y otros métodos que permiten un manejo correcto del encendido y apagado de los dispositivos electrónicos. Sin embargo, no se encuentran análisis de datos de consumo en tiempo real que busquen mejorar la eficiencia energética en dispositivos móviles utilizando dispositivos IOT.

El presente proyecto, busca mejorar la eficiencia del consumo energético de los dispositivos móviles mediante la recolección de datos del consumo de carga y descarga, cuyo fin será el análisis de los datos obtenidos mediante el uso de Dashboard en tiempo real, el cual permitirá al usuario incrementar la vida útil de las baterías, mejorando a su vez los indicadores de consumo energético.

Marco teórico referencial

Del análisis de la hipótesis planteada en el Capítulo I se identifica la variable dependiente e independiente:

Variable Dependiente: Consumo energético en dispositivos móviles.

Variable Independiente: Aplicación de Business Intelligence basada en Smart Plug y una Aplicación IoT en la nube

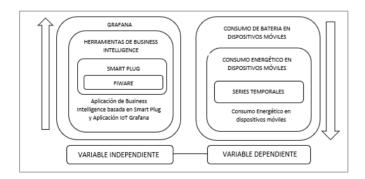
De las variables mencionadas anteriormente y su categorización, se detalla a continuación el marco teórico referencial necesario para la realización del presente proyecto.

Categorización de las variables

La Figura 2 representa la jerarquización de las variables dependiente e independientes.

Figura 2

Jerarquía de estudio



Nota. La figura representa la jerarquía de estudio, el cual permite la realizar la fundamentación teórica de las variables dependientes e independientes.

Fundamentación de la variable independiente

Plataforma Fiware. Es una plataforma formada por componentes de código abierto que permiten ensamblar y mejorar el desarrollo de varias aplicaciones inteligentes mediante el uso de componentes tales como: Interfaces de programación de aplicaciones (APIs), donde la documentación técnica es de uso público. (García Gómez, 2015)

El componente principal y obligatorio de una solución FIWARE es el Context Broker (Ilamado Orion Context Broker en la implementación de referencia), que proporciona una función importante y fundamental en cualquier solución inteligente y se encuentra compuesto por una serie de diversas fuentes tales como Internet de las cosas, robots y sistemas terceros, los cuales brindan un soporte importante para el procesamiento, análisis y visualización de datos y acceso a los datos, también contiene una serie de herramientas las cuales ayudan y facilitan la implementación y configuración del FIWARE tanto con sus componentes terceros y la integración con el Context Broker. (FiwareMexico.org, 2019)

A continuación, se muestra en la Figura 3 el diagrama conceptual y los componentes de la plataforma FIWARE.

Figura 3

Diagrama conceptual de la plataforma FIWARE



Nota. La figura representa el diagrama conceptual y los componentes de la plataforma FIWARE. Tomado de *Bienvenidos a FIWARE en español, Plataforma FIWARE* por Proyecto FIWARE México, 2019, FIWARE (https://fiware-

training.readthedocs.io/es_MX/latest/ecosistemaFIWARE/plataformaFIWARE/)

Dispositivos Smart Plug. El dispositivo inteligente SMART PLUG es uno de los dispositivos finales más comunes, que permiten al usuario cambiar los artefactos domésticos comunes a dispositivos inteligentes a través de una aplicación, ya sea basada en la web o una aplicación móvil.

El enchufe inteligente SMART PLUG, como se muestra en la Figura 4, tiene una función relativamente simple ya que permite el control solamente en 2 estados, abierto y cerrado, sin embargo se puede implementar otras características como el monitoreo del uso del dispositivo y el control de la manipulación para incrementar la capacidad del dispositivo, lo que hace que el desarrollo del sistema de enchufe inteligente permanezca como un campo de investigación prospectivo. (Adiono, Fuada, Gani, & Fathany, 2019)

Figura 4

Dispositivo Smart Plug



Nota. La Figura representa el Dispositivo Smart Plug. Tomado de Using A Smart Plug based on Consumer Electronics to Support Low Power Smart Home (p. 1), por Adiono et al., 2019, InternationalConferenceonIntelligentGreenBuildingandSmartGrid (IGBSG2019).

Herramientas de Business Intelligence. En el área de la Inteligencia de Negocios existe una amplia gama de herramientas de BI (Business Intelligence), las cuales permiten la manipulación de grandes cantidades de datos estructurados y no estructurados que permiten identificar, desarrollar y crear nuevas estrategias y oportunidades de negocio. En la Figura 5 se pueden ver las herramientas de BI más representativas y lideres en el mercado, según el cuadrante de Gartner son:

Figura 5

Cuadrante mágico de Gartner 2021



Nota. La figura representa el cuadrante mágico de Gartner 2021 para plataformas de Analítica y Business Intelligence. Tomado de Cuadrante mágico de Gartner 2021 para plataformas de Analítica y Business Intelligence por José Antonio García, 2021, Inforges (https://inforges.es/blog/cuadrante-magico-de-gartner-2021-para-analitica-business-intelligence/)

Las herramientas de código abierto como R y Python no se encuentran incluidas en el cuadrante de Gartner, ya que no pertenecen a un fabricante exclusivo que las represente, esta situación no encaja con la filosofía que aplica Gartner para la elaboración de la investigación. (Goicochea, 2014)

La clasificación que realiza Gartner arroja como resultado tres herramientas lideres Microsoft, Tableau y Qlik, de las cuales Microsoft sigue siendo uno de los lideres ya que constantemente moderniza sus soluciones de Inteligencia de Negocios (BI) y las adapta a todo tipo de usuarios, con el principal objetivo de mantenerse entre los lideres en el mercado competitivo. (Integra, 2016)

Plataforma Grafana. Grafana es una plataforma de código abierto que permite realizar el análisis y la visualización de datos de series temporales, sin embargo, casi siempre se utiliza para visualizar series de datos de infraestructuras y aplicaciones. Es un software multiplataforma de código abierto y a través de complementos, los usuarios pueden crear paneles de visualización de datos personalizado, lo que les permite compartirlos de una forma más dinámica. Grafana se usa ampliamente en sistemas de monitorización de servicios de red como Prometheus o Zabbix, también permite consultar información empresarial en tiempo real, como el gasto en infraestructura e incluso integrar graficas empresariales del propio cliente. (Mancomun, 2018)

Fundamentación de la variable dependiente

Consumo Energético en Dispositivos Móviles. Los dispositivos móviles en específico los teléfonos celulares en los últimos años han tenido varios cambios importantes. La mayoría de los equipos actuales llevan integrados muchos componentes tales como memoria, cámara, micrófono, altavoces, interfaces de comunicación, wifi, Bluetooth y más. También ofrecen funciones avanzadas como navegar por internet, uso de aplicaciones como GPS y reproducción de audio y video. A medida que los teléfonos celulares siguen incrementando nuevas aplicaciones y funciones, las baterías siguen siendo las mismas no han evolucionado en el tiempo es por esa razón que la mayoría de los teléfonos celulares usan baterías recargables, generalmente se encuentran fabricadas de iones de litio (Li-ion).

La principal desventaja de este tipo de baterías es la corta duración, debido al uso por varias horas especialmente cuando se utiliza aplicaciones y conexiones a internet a través de interfaces de radio como 3G/4G/5G o por Wifi. Debido a este inconveniente los fabricantes de teléfonos celulares han tenido que diseñar hardware y software que permita mejorar la eficiencia energética y reducir el nivel de consumo de energía del dispositivo. (Rocabado Moreno, 2020)

Para un análisis más efectivo, es necesario saber de antemano cómo y dónde se consume la energía. También determinar qué componentes del dispositivo celular intervienen para permitir que la batería se descargue rápidamente. Existen varias investigaciones que se centran en el problema del consumo energético de los dispositivos móviles y han planteado varios modelos matemáticos para estimar este consumo, utilizando tanto herramientas de software como diferentes componentes de hardware. Dentro de los modelos propuestos se pueden citar:

- Accurate online power estimation and automatic battery behavior-based power model generation for SmartPhones (Zhang et al., 2010). Propone un modelo denominado "PowerBooter", una técnica de modelado automático de energía que utiliza sensores de voltaje de batería integrados en el dispositivo, el cual permite la administración del consumo de energía y los estados de actividad en los componentes individuales. No requiere equipo de medición externo. A partir de este modelo se desarrolló la aplicación para dispositivos Android denominada Powertutor la cual es utilizada por desarrolladores y usuarios de las aplicaciones móviles para mejorar y optimizar el consumo de energía y que no afecte el rendimiento del dispositivo.
- The Systems Hacker's Guide to the Galaxy Energy Usage in a Modern Smartphone (Carroll & Gernot, 2013). Muestra un análisis de energía detallado del teléfono Samsung Galaxy S III, en donde se mide el consumo de energía por instrumentación y de potencia, <utilizando multímetro digital y conexiones a nivel de circuito. Se ejecutan pruebas mediante el uso cotidiano del dispositivo móvil los cuales incluyen: llamadas telefónicas, correo electrónico, mensajes de texto, juegos, navegación web y el uso de la cámara. Para cada prueba realizada se midió el consumo de energía en los principales componentes del smartphone como son: CPU, RAM, pantalla, radio, cámara GPS y otros sensores.

 Optimización del consumo energético en dispositivos móviles para su uso en zonas rurales aisladas abastecidas con energía solar fotovoltaica. (Rocabado Moreno, 2020)

Propone dos modelos para ser aplicados en áreas rurales remotas, el primero permite estimar la energía requerida para realizar tareas comunes, y el segundo verifica la cantidad de carga disponible en el dispositivo por hora. Para automatizar y facilitar el uso de los dos modelos, construye un prototipo que mide la energía disponible, desarrolla una aplicación móvil que permite la comunicación con el prototipo, también lee las medidas, aplica el modelo y proporciona estimaciones.

Para un análisis más eficiente del consumo de energía de los dispositivos móviles, también se deben validar estudios realizados desde la perspectiva del comportamiento humano, tales como:

• Understanding human smartphone concerns: a study of battery life (Ferreira et al., 2011): Se propone un estudio de más de 4000 personas para evaluar los hábitos de carga de los teléfonos inteligentes, además, permite identificar intervalos de tiempo adecuados para la carga de batería del dispositivo. También presentan un análisis de estudios anteriores donde demuestran que los usuarios tienen un conocimiento inadecuado de las características de energía de los teléfonos inteligentes y muy a menudo también no tienen conocimiento de la opción de ahorro de energía. Los usuarios deben contar con opciones para tener una mejor administración y funciones automáticas las cuales puedan ayudar a mejorar el uso de la batería de los dispositivos móviles.

Baterías en los dispositivos Móviles. Las baterías han sido el punto débil en el mundo de la tecnología a lo largo de los años, aunque con el paso del tiempo han mejorado mucho. Las baterías son muy importantes en la usabilidad de los dispositivos móviles que se

basan en las TICs (Tecnologías de la Información y la Comunicación). Hoy en día, cada vez más usuarios poseen dispositivos móviles, por lo que los fabricantes y los gobiernos están invirtiendo en investigación sobre baterías limpias, seguras, de alto rendimiento y más duraderas para cumplir con los requisitos de alta potencia de los dispositivos electrónico. (Lisot, 2018)

Tipos de baterías en los dispositivos móviles. Existen varios tipos de baterías que son los siguientes:

Baterías de Níquel – Cadmio: Se representa por el símbolo químico NiCd o NiCad.
 Este tipo de baterías recargables todavía existen y se utilizó en los primeros años de los teléfonos celulares. (Padilla, 2018)

Este tipo de baterías son relativamente muy costosas de fabricar y tienen una vida útil muy corta, además de ser altamente contaminantes para el medio ambiente, es por eso que dejaron de usarse de forma rutinaria a nivel industrial y doméstico.

- Baterías de Níquel y Metal Hidruro: Denotado por el símbolo químico *NiMh*, o más comúnmente conocido como *níquel o hidruro metálico*. Este tipo de batería se utiliza en la gama más económica de dispositivos móviles ya que no contiene cadmio y tiene un bajo costo. Una de las principales desventajas de utilizar este tipo de baterías es que soportan menos ciclos de vida, antes que empiecen a perder la capacidad de carga. (Padilla, 2018)
- Baterías de iones de Litio: Se representa con el término *lon-Litio*, son las baterías más populares en la actualidad debido a su versatilidad, ya que el Litio es muy liviano y tiene mayor autonomía. (Padilla, 2018)

Las principales ventajas que se obtiene de este tipo de baterías son:

Mayor almacenamiento de energía

- Muy ligeras
- Mayor velocidad de carga
- Efectos nocivos reducidos en el cuerpo humano ya que no contiene Cadmio

Fases de carga - batería de Litio



Nota. La figura representa las fases de carga de las baterías de iones Litio. Tomado de ¿Como cargar la batería de tu móvil correctamente? por Juan Cascón Baños, Frikipandi (https://www.frikipandi.com/tecnologia/20150313/como-cargar-la-bateria-de-tu-movil-correctamente/)

Como se muestra en la Figura 6, el proceso de carga de una batería de Litio se divide en dos partes: la fase de carga rápida llega al 80%, y luego entra en la fase más lenta hasta llegar al 100%.

Por estas razones, este tipo de batería se ha convertido en las más utilizadas en celulares y dispositivos portátiles. (Padilla, 2018)

 Baterías de Litio: Las baterías de lones de Litio son las baterías más utilizadas en los dispositivos móviles en la actualidad. Este tipo de batería surgió para solucionar inconvenientes de su antecesora, NiCad (níquel-cadmio), ya que tenía un ciclo de carga limitado. Hay dos tipos de baterías de litio utilizadas en dispositivos móviles como son: iones de litio y polímero de litio, entre las cuales existen diferencias sutiles, por estas razones los fabricantes pueden elegir una u otra.

Las baterías de iones de litio son las baterías más utilizadas en los dispositivos móviles, su principal característica es el uso de sales de litio como puente entre los electrodos positivo y negativo los cuales permiten el paso de la corriente. Las baterías de polímero de litio se utilizan principalmente en dispositivos móviles que el espacio para la batería no sea demasiado rectangular, ya que algunos dispositivos actuales tienen baterías curvas. (Luque, 2016)

Ventajas Baterías de Litio

La principal ventaja es evitar el uso de materiales contaminantes como el cadmio que son perjudiciales para el medio ambiente, este tipo de baterías son mucho más ligeras que sus predecesoras con una capacidad máxima de 1.000 ciclos de carga, también los dispositivos se pueden cargar rápidamente ya que no requieren mucha corriente para alcanzar la carga total. Como se mencionó anteriormente, las baterías de litio poseen carga rápida hasta llegar a un 80% y luego de esto la carga pasa a ser un poco más lenta, lo cual permiten a los fabricantes puedan usar métodos para mejorar la vida útil de la batería. (Padilla, 2018)

Desventajas Baterías de Litio

La principal desventaja de este tipo de baterías es el aumento de temperatura en los terminales debido a la sobrecarga del funcionamiento.

Es importante controlar el calor que emiten las baterías de litio, ya que al no hacerlo pueden ocasionar graves accidentes, como lo que sucedió actualmente con el dispositivo móvil Galaxy Note 7. El contenido energético de este tipo de batería es

muy alto, por lo que es muy importante gestionarlas de manera correcta para no tener problemas a futuros.

Otra desventaja muy importante son los ciclos de carga, cuando la batería pasa de 100% al 0%, va perdiendo capacidad con el tiempo. Pero también hay que tener en cuenta otras condiciones a las que puede estar sometida la batería, como los cambios de temperaturas ya sea muy alta o muy baja. (Padilla, 2018)

Características Principales

- La carga predeterminada para las baterías de litio es del 40%, ya que es el porcentaje recomendado para mantener la batería sin usar durante largos periodos de tiempo.
- Las baterías de litio de cualquier dispositivo móvil se pueden usar desde el principio sin ser necesario descargarla completamente para aumentar la vida útil de la batería.
- Los ciclos de carga de las baterías de litio no tienen que ser uniformes, es decir, el porcentaje de carga no debe ser siempre el mismo.
- No se debería dejar que la batería del dispositivo móvil baje de un 5% de capacidad a no ser qué se vaya a calibrar.
- Se debe desconectar las baterías de litio cuando ya se encuentren completamente cargadas, ya que un almacenamiento prolongado es inadecuado, perjudicial y perderá su eficacia
- Se debe tener cuidado que el cargador de la batería de litio tenga el voltaje correcto, ya que existe riesgo que el cargador se sobrecaliente y explote si el voltaje es demasiado bajo. (Lisot, 2018)

Vida Útil Baterías de Litio

La vida útil de la batería se mide en ciclos de carga, no existe detalles sobre como determinar los criterios para un ciclo de carga, pero se asume que el ciclo de carga completa es cuando la batería está cargada (no es necesario que tenga carga completa), tras descargarse por debajo de 20%

El ciclo de carga determina la vida útil de la batería y la cantidad de ciclos de carga se puede encontrar en la información del fabricante del dispositivo móvil. Se recomienda reemplazar la batería del dispositivo móvil cuando alcance el número máximo del ciclo de carga, se puede seguir utilizando la misma batería, pero disminuiría la autonomía he iría empeorando con el tiempo.

Series Temporales. Una serie temporal es una forma estructurada de presentar datos, donde cada registro lleva asociado un valor de fecha/hora y se recopilan secuencialmente a lo largo del tiempo. Estos valores se recolectan de forma continua en instantes de tiempo o bien digitalizar la serie, es decir, los valores se recolectan en instantes de tiempo fijo. (López Sáez, 2018)

Desde el momento que los valores de una serie temporal van ligados a instantes del tiempo, se puede decir que el análisis de la serie implica el manejo de un conjunto de dos variables, una de las cuales es la serie temporal. Cabe señalar que esa observación sincronizada de la variable en el tiempo implica que los valores se ordenen correctamente, de igual manera que se encuentran los intervalos de tiempo. (Sanchéz Fernández, 2003)

Componentes de las series temporales. La metodología tradicional para realizar el análisis de las series temporales está basada en descomponer la variación en una serie en varios componentes básicos. Esto no siempre es lo mejor, pero puede ser interesante cuando la serie muestra tendencias y ciclos.

El primer paso para realizar un análisis de series de tiempo es presentar un gráfico de la evolución de una variable durante un largo período de tiempo. El siguiente paso es verificar que la secuencia de valores sea completamente aleatoria o, por el contrario, que se puedan encontrar patrones a lo largo del tiempo, ya que solo en este caso se puede continuar con el análisis. La metodología tradicional de investigación de las series temporales es fácil de entender ya que simplemente se descomponen las series en varias partes como son:

Tendencia, Efecto Estacional o Periódica y Variación Cíclica.

- Tendencia: Una tendencia se identifica como un movimiento suave de una serie a largo plazo. También se puede definir como un cambio que se produce a largo plazo a nivel
- Efecto Estacional: El efecto estacional se basa en el hecho de que, muchas series temporales presentan variaciones dentro de un periodo de tiempo específico, ya sea anual, mensual, etc. Estos defectos son fáciles de entender porque pueden medirse explícitamente o incluso eliminarse del conjunto de datos, lo que lleva a la desestacionalización de la serie original. (EcuRed-contributors, 2019)

Dashboard en tiempo real. Hoy en día, se necesitan reportes en tiempo real para la toma de decisiones más efectivas e inmediatas que no afecten el negocio.

Las principales características de los Dashboard en tiempo real son las siguientes:

medio o un cambio de la media.

- Agilidad: Para diferentes puntos de vista en la organización es la principal característica y la más importante, ya que permite realizar cambios internos y externos y adaptarse a ellos rápidamente.
- Alineación: Permiten la visualización de los datos de la empresa y la información que el equipo directivo desea conocer.
- Previsibilidad: Permite la toma de decisiones en tiempo real y permite realizar mejores predicciones y la toma de decisiones.

- Acceso al instante: Permite obtener la información real de manera rápida y eficaz, para la elaboración de informes de gerencia.
- OKRs: Permite obtener la información necesaria y comprensible en un Dashboard para los reportes gerenciales y de desempeño.

Las principales ventajas de obtener un Dashboard en tiempo real son las siguientes:

- Mayor ritmo de negocio ya que los informes mensuales se producirán de forma más dinámica.
- Los datos se registran diariamente/semanalmente y estarán disponibles de manera inmediata.
- Permite el análisis de nuevos problemas que afectan a la empresa, tales como: riesgo, viabilidad, vitalidad, etc.
- Hoy en día se toman una gran cantidad de decisiones, pero las organizaciones
 necesitan tomarlas con una visión única del problema a resolver. (Muguira, 2018)

Existen varias herramientas analíticas que permiten generar cuadros de mando. A continuación, se muestra una tabla comparativa de varias herramientas, tanto de código abierto como con licencia, que le permiten combinar resultados y tomar decisiones más rápidamente.

 Tabla 3

 Cuadro comparativo herramientas Dashboard en tiempo real

Herramienta	Características	Costo	Ventajas
Cyfe	La principal	Existe una versión	- Monitorear en línea
	característica es que se	gratuita de prueba	gran cantidad de
	trata de un panel me	y también una	aplicaciones.
	permite monitorear	versión de pago a	- Estadísticas en tiempo
	métricas de páginas de	partir de \$29	real. Interfaz amigable.
	redes sociales o páginas	dólares al mes.	(Cyfe, 2012)
	web.		(3).3, 23.2)

Herramienta	Características	Costo	Ventajas
Klipfolio	Es una herramienta de bajo costo, con un diseño espectacular, sencilla de usar y con inmensa flexibilidad. Es una herramienta utilizada por varias empresas importantes tales como ROLEX, STIHL, L'OREAL, IBM, etc.	Existe una versión de prueba y la versión con costo la cual lo tienen a partir de \$49 dólares mensuales.	 Se puede trabajar con muchas fuentes de información. Dashboard agradables e interactivos. Actualización automática de datos.
Pirendo	La principal característica de esta herramienta es que permite medir la influencia de los medios sociales de la empresa, permite el manejo de páginas sociales como Facebook y Twitter corporativos.	No existe un costo fijo mensual, ya que depende de la cantidad de datos que se necesite para realizar el análisis.	 Permite realizar informes personalizados. Permite realizar la monitorización de cuentas de Facebook y Twitter. También la monitorización de eventos. (Buades, 2012)
Grafana	La principal característica de la herramienta es que permite el análisis de grandes volúmenes de datos en tiempo real. También permite visualizar, consultar, establecer alertas y obtener información de las métricas.	Es una herramienta open source.	 Permite crear múltiples organizaciones independientes. Paneles dinámicos reutilizables. Visualización de datos en gráficos elegantes. (T.S. Todo Servidores, 2020)

	Características	Costo	Ventajas
Qlik	La característica	Tiene una versión	- Permite la
	principal es que no se	de prueba de 30	construcción de
	trata solamente de una	días, y la versión	sistemas expertos.
	herramienta de	de costo es \$30	- Realiza análisis
	visualización de datos si	dólares mensuales.	estadísticos sobre los
	no de una plataforma de	datos.	
	Business Intelligence.		- Creación de nuevas
			tablas a partir de la
			integración de
			diferentes fuentes de
			datos. (IMF Smart
			Education, 2021)

Capitulo III. Metodología

Metodología

En este capítulo se especifica la metodología que va a ser empleada para el desarrollo de la tesis. Se propone el uso de la metodología de estudio de caso y metodología de minería de datos (CRISP-DM).

Metodología de estudio de caso

Un estudio de caso es una descripción real o hipotética en donde el investigador utiliza todas sus habilidades y conocimientos. Los estudios de caso permiten tener una mejor alternativa a las investigaciones que ayudan en el diseño y la resolución de problemas. Por otro lado, los estudios de caso analizan temas actuales y fenómenos contemporáneos que representan problemas del mundo real. (Osorio Sarria & Perez Castaño, 2016)

Según Yin (1989), uno de los investigadores más destacados que utiliza los estudios de casos como metodología de investigación, un estudio de casos se define como una investigación en contexto real de un fenómeno contemporáneo, donde no se muestran en

forma precisa los limites generados entre fenómeno y contexto y se utiliza como evidencia múltiples fuentes. (Yin, 1989)

El estudio de caso tiene su origen en investigaciones en los campos de la medicina y la psicología, donde se analizan en detalle los procesos individuales especialmente la patología de las enfermedades. Otra área donde se aplican los estudios de casos es la sociología donde, se realizan investigaciones en las que se consideran casos específicos para la investigación sociológica. (Grimón Mejías, 2008)

Los manuales de metodología de estudio de caso están disponibles de manera redundante, por ejemplo, en el área de ciencias sociales como lo menciona Yin (1989), cuya literatura también se aplica en el campo de los sistemas de información y se adapta a las necesidades del campo de las ciencias sociales e ingeniería de software. Según Runeson & Host (2008), menciona que los estudios de casos en la disciplina de ingeniería de software suelen adoptar un enfoque modificado y tienden a inclinarse hacia una perspectiva positivista, especialmente para estudios de tipo explicativo. Los estudios de caso también son importantes para evaluar métodos y herramientas en el campo de la ingeniería de software, y pueden demostrar el impacto de las técnicas en situaciones específicas. (Grimón Mejías, 2008)

Para desarrollar la solución propuesta se aplicó el método de estudio de caso definido por Per Runeson y Martin Host (2008), ya que se adapta específicamente al campo de la investigación en Ingeniería de Software. Esta metodología tiene las siguientes características sobresalientes:

- Examinar fenómenos contemporáneos en contexto real
- Usar múltiples fuentes de datos
- Permite el estudio de casos únicos y casos múltiples.

La metodología consta de 5 pasos importantes que conducen a una solución final del problema. Los pasos son los siguientes: Diseño de Estudio de Caso, Procedimientos y

Protocolos para la recolección de datos, Recolección de evidencia, Análisis de Datos Recopilados, Informe de Resultados, tal como se muestra en la Figura 7.

Figura 7

Metodología de Estudio de Caso



Nota. La figura representa la metodología de estudio de caso. Tomado de *Guidelines for conducting and reporting case study research in software engineering* (p.8), por Runeson & Host, 2008, SpringerInternationalPublishing.

Dentro de cada etapa del proceso se describe lo pasos a seguir en cada uno de ellas, adaptando la metodología a las necesidades del proyecto.

- Diseño de Estudio de Caso:

En esta etapa se realiza una introducción al tema de la investigación, planteamiento de objetivos, hipótesis y preguntas de investigación.

Procedimientos y Protocolos para la recolección de datos:

En esta etapa se define los procedimientos detallados para la realizar la recolección y el análisis de los datos

Recolección de datos:

En esta etapa es importante enfatizar la validez y la selección cuidadosa de las fuentes de datos, ya que es común la recolección de gran cantidad de datos sin procesar los cuales deben refinarse.

Análisis de datos:

Durante esta fase, los datos se limpian y transforman para resaltar la información útil que puede ayudar a respaldar la toma de decisiones. El análisis realizado para validar la solución propuesta se basa en la minería de datos.

Informe de Resultados:

El informe muestra los resultados del estudio y es la principal fuente de información para verificar la calidad del estudio. En el caso de la investigación propuesta se realizará un informe de resultados mediante una interfaz gráfica (Dashboard), con la cual se verificará el comportamiento de consumo de energía de diferentes dispositivos móviles tomados como muestra. Esta metodología es óptima para la cumplir las necesidades del presente proyecto, ya que permite analizar todos los criterios necesarios, tales como procedimientos y protocolos que permiten una correcta recolección y análisis de datos.

Metodología de minería de datos

La metodología más importante identificada para realizar el desarrollo del proceso de minería de datos es **CRISP-DM**.

Metodología CRISP-DM. Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) es una metodología de minería de datos utilizada para el desarrollo de proyectos analíticos, la cual comprende seis fases principales, las cuales se describen a continuación: (Gallardo Arancibia, 2016)

Fase I. Comprensión del negocio: En la primera fase se basa en entender y comprender los propósitos y requerimientos del negocio, el principal objetivo de esta fase es comprender por completo el problema que se desea resolverse lo cual permitirá recolectar los datos necesarios y realizar la interpretación coherente de los resultados de los análisis, aquí se plantean las siguientes actividades:

Establecer los objetivos

Evaluar la situación actual del caso de estudio

Fase II. Comprensión de los datos: En esta fase es necesario realizar una recolección inicial de datos con el fin de familiarizarse con ellos, verificando atributos con su calidad y formando relaciones más viables entre ellos. Esta fase implica el mayor tiempo y esfuerzo del proyecto.

Las tareas que se realizan en esta fase son:

- Recolección de los datos iniciales
- Descripción de datos
- Exploración de datos
- Verificación de la calidad de datos

Fase III. Preparación de los datos: En esta fase se agrupa los procesos de selección, limpieza, generación de variables o atributos adicionales, integración de diversos orígenes de los datos y cambio de formato. Se encuentra relacionado estrechamente con la fase siguiente de modelado.

Las tareas de esta fase son:

- Selección de datos
- Limpieza de datos
- Estructuración de datos
- Integración de datos

Fase IV. Modelado: El principal objetivo de esta fase es construir un modelo que permita alcanzar los objetivos del proyecto teniendo en cuenta los siguientes criterios.

- Selección de la técnica de modelado
- Selección de atributos para el análisis de algoritmo y construcción del modelo

Evaluación del modelo

Fase V. Evaluación de los resultados obtenidos: En esta etapa de la metodología se evalúa el modelo seleccionado en la fase anterior, los resultados y el análisis de calidad de los datos obtenidos. También es muy importante en esta fase elegir que herramienta utilizar para realizar la evaluación de los resultados. (García Vélez, 2018)

La etapa de evaluación involucra los siguientes aspectos:

- Evaluación de los resultados
- Revisión y determinación de los próximos pasos del proyecto

Fase VI. Despliegue: El objetivo de esta última fase de la metodología es realizar el despliegue de los resultados obtenidos de manera comprensible. (García Vélez, 2018)

Capitulo IV. Construcción de la Solución

Dentro de este capítulo, se describe el desarrollo de la propuesta la cual busca la optimización del consumo energético en los dispositivos móviles. Para llevar a cabo el presente estudio se aplicarán las fases de la metodología de minería de datos CRISP-DM, descritas en el capítulo anterior: Comprensión del negocio, Comprensión de los datos, Exploración de datos y Modelamiento. Se dejará para el capítulo siguiente la fase de evaluación de resultados.

Comprensión del negocio

Esta etapa implica el conocimiento y el entendimiento de los requerimientos del proyecto, también es fundamental la comprensión completa del problema que se desea resolver. Esto permite la recolección de los datos necesarios para la interpretación y análisis coherente de los resultados. La comprensión del negocio se divide en las siguientes tareas:

Establecimiento de los objetivos

- Pronosticar la eficiencia del consumo energético en dispositivos móviles mediante el uso de Dashboard en tiempo real.
- Pronosticar la eficiencia del consumo energético para incrementar la vida útil de la batería del dispositivo móvil.

Evaluación de la situación actual del caso de estudio

Los dispositivos móviles, en la actualidad son parte muy importante en la vida del ser humano ya que en el dispositivo se encuentran instalados varias aplicaciones importantes como son: correo electrónico, redes sociales, etc., que para el usuario son de uso diario. Esto presenta un problema porque el dispositivo permanece conectado a la energía eléctrica todo el tiempo, lo que ocasiona un desgaste temprano de la batería. (Salazar Ávila, 2017)

De manera general se puede indicar que la solución al problema planteado se basa en realizar un análisis exploratorio y descriptivo, de los datos obtenidos por un prototipo de Servicio de Carga de Batería a ser instalado en los dispositivos móviles, con el fin de poder realizar una analítica de datos utilizando un modelo predictivo y Dashboard de series temporales.

Comprensión de los datos

Seguido a la comprensión del negocio, se realiza una recolección inicial de datos con el fin de familiarizarse con ellos, verificando la calidad de los datos y estableciendo las relaciones más evidentes entre ellos. Esta etapa, junto con la comprensión del negocio, son las etapas que más esfuerzo implican para el desarrollo de un proyecto de minería de datos. La comprensión de los datos se divide en las siguientes tareas:

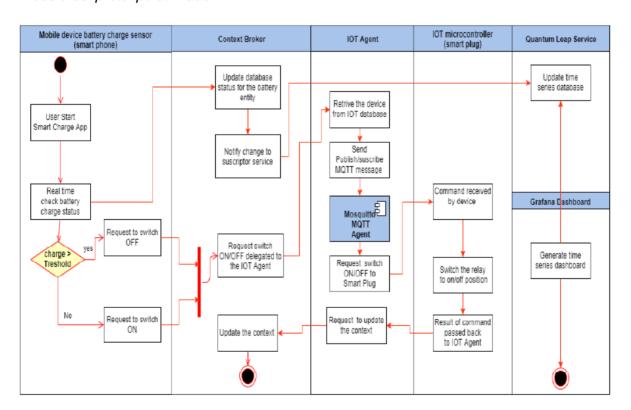
Recopilación inicial de datos

Para obtener los datos de consumo energético, se tomó un prototipo previamente desarrollado denominado "BatteryService", el cual se basa en la plataforma FIWARE que

proporciona una API de código abierto llamado "Context Broker". El Context Broker interactúa con los datos de contexto generados a partir de diversas fuentes, como interfaces de loT y sistemas de terceros. La plataforma está formada por los siguientes componentes: Orion Context Broker, IOT Agent y Mosquitto MQTT Broker. El dispositivo móvil se comunica con el Agente IOT mediante los servicios RESTFul y envía el nivel de carga de la batería a un microcontrolador que actúa como un enchufe inteligente (SMART PLUG), que es capaz de interrumpir el flujo de electricidad a un cierto nivel de carga, el cual es previamente definido por el usuario. (Raura et al., 2019)

Figura 8

Modelo del prototipo utilizado

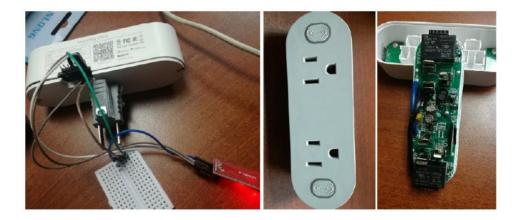


Nota: La figura describe el modelo utilizado para el desarrollo del prototipo. Tomado de *Smart Battery Charge: A Fiware Open Source Platform and Microcontroller Based IOT Application* (p.6), por Raura et al., 2019, SpringerInternationalPublishing.

Se utilizó una aplicación móvil, desarrollado para Android basado en Java y la biblioteca Retrofit2. El prototipo se comunica con los demás componentes del sistema mediante la red Wifi y los servicios REST. También se utilizó un enchufe inteligente comercial basado en el microcontrolador ESP8266, que fue reprogramado usando el IDE de Arduino. La comunicación entre el enchufe inteligente y el Mosquitto Context Broker se realizó mediante la red Wifi y Mqtt con las bibliotecas Wifi.hy PubSubClient.h. (Raura et al., 2019)

Figura 9

Reprogramación del enchufe inteligente



Nota. La figura muestra el proceso de reprogramación del enchufe inteligente usando un convertidor TTL (serial) USB. Tomado de *Smart Battery Charge: A Fiware Open Source Platform and Microcontroller Based IOT Application* (p.8), por Raura et al., 2019, SpringerInternationalPublishing.

Para obtener los datos de consumo energético se utilizaron dos componentes: un generador de servicios (BatteryService) y un consumidor de servicios (BatteryReceiver). La Figura 10, muestra la interfaz de usuario del prototipo utilizado con el propósito de probar la solución propuesta. La interfaz tiene un solo botón que permite al usuario iniciar el servicio de monitoreo de carga de la batería en el dispositivo móvil, también tiene una barra de control en

la parte superior que permite al usuario establecer el nivel máximo de carga de la batería (umbral), que se recomienda que sea inferior al 100%.

Figura 10

Interfaz de aplicación del servicio de carga de batería



La aplicación se instaló en un grupo de ocho teléfonos móviles con sistema operativo Android y de características similares como se puede visualizar en la Tabla 4.

 Tabla 4

 Dispositivos móviles registrados para el estudio

Dispositivo	Sistema Operativo
Samsung SM-A505F	Android
Samsung SM-G9600	Android
Xiaomi Redmi 7	Android
Samsung SM-A600GN	Android
Xiaomi MI 8 Lite	Android
HUAWEI VNS-L31	Android
Xiaomi Redmi 8	Android
Samsung SM-P550	Android

La información es recolectada cuando existe una variación del nivel de carga del dispositivo móvil. Dicha información es almacenada en un archivo de formato tipo (.json), donde se recopilan en 9 variables o campos (ver Tabla 5).

Tabla 5Variables del archivo de la aplicación Smart Battery

Campo	Significado	Tipo
Chargelevel	Nivel de Carga	INT(REAL)
Dateobserved	Tiempo (Fecha, Hora, Minuto, Segundo)	TIMESTAMP
Deviceinfo	Nombre del dispositivo	TEXT
entity_id	Código del dispositivo	TEXT
entity_type	Nombre de la aplicación	TEXT
Lat	Latitud	INT(REAL)
Lon	Longitud	INT(REAL)
Source	Identificador del dispositivo	TEXT
time_index	Tiempo (Fecha, Hora, Minuto, Segundo)	TIMESTAMP

La recolección de información se realizó durante un periodo de tiempo de cinco días desde el 26 de abril hasta el 30 de abril del 2020, como se visualiza en la Tabla 6, en donde se obtuvo como resultado un total de 2793 registros.

 Tabla 6

 Cantidad de datos recolectados por dispositivo móvil.

Dispositivo	Datos Recolectados
Samsung SM-A505F	65
Samsung SM-G9600	109
Xiaomi Redmi 7	54
Samsung SM-A600GN	1515
Xiaomi MI 8 Lite	450
HUAWEI VNS-L31	577

Dispositivo	Datos Recolectados	
Xiaomi Redmi 8	4	
Samsung SM-P550	19	
Total	2793	

Como se mencionó anteriormente, el archivo de salida de los datos del consumo de batería registrados de los ocho dispositivos móviles se recolectan en un formato tipo .JSON, con la siguiente información como se puede verificar en la Figura 11: porcentaje de batería, tiempo (fecha, hora, minutos y segundos), ubicación y modelo del dispositivo móvil.

Figura 11

Archivo de salida de datos del consumo de batería

```
(
76.0,
1568739600000,
'HUAWEI VNS-L31',
'urn:ngsi-ld:BatteryInfo:01',
'SmartBatteryInfo',
'',
-0.2001056,
-78.475586,
'97a27d88fb793114',
1587608385000
```

Importación del archivo de datos

Para realizar la importación del archivo de datos se utiliza la herramienta CRATE BD la cual nos permite la lectura de archivos en formato Json. Como se visualiza en la Figura 12 que para importar el archivo de datos se utiliza el comando *COPY FROM*, el cual permite realizar una copia de datos desde el archivo Json a una tabla especificada como una importación de datos sin procesar.

Figura 12
Importación del archivo .json a CRATE DB



En la Figura 13 se muestran los datos obtenidos de la importación del archivo .json en la base de datos CRATE BD. Se obtuvieron 2793 registros.

Figura 13

Datos importados a la herramienta CRATE DB

Resultado de consulta			<	1 / 56	>
chargelevel	dateobserved	deviceinfo	entity_id		
91	1568739600000 (2019-09-17T17:00:00.000Z)				
90	1568739600000 (2019-09-17T17:00:00.000Z)				
48	1568739600000 (2019-09-17T17:00:00.000Z)				
	1568739600000 (2019-09-17T17:00:00.000Z)				
	1568739600000 (2019-09-17T17:00:00.000Z)				
	1568739600000 (2019-09-17T17:00:00.000Z)				
	1568739600000 (2019-09-17T17:00:00.000Z)				
	1568739600000 (2019-09-17T17:00:00.000Z)				

Para realizar el análisis y el proceso de minería de datos se utilizó la herramienta de software libre R, en donde se debe efectuar la conexión entre la herramienta y CRATE DB.

Dentro de la herramienta R, se debe cargar la biblioteca de RPostgreSQL, la cual permite la conexión a la base de datos.

Figura 14

Cadena de conexión para RPostgreSQL

Preparación de los datos

La fase de preparación de los datos agrupa los siguientes procesos: selección, limpieza, generación de variables y cambios de formato. Esto garantiza la adaptación de los datos recolectados y algoritmos de minería de datos que se empleen. Esta fase se encuentra estrechamente relacionada con la siguiente fase de modelado.

Para la preparación de los datos, se ha introducido los datos en una base de datos CRATE DB. El software elegido es RStudio por ser de libre distribución e incorporar las características necesarias que permiten la realización del proyecto.

Esta fase se divide en los siguientes subprocesos: Selección de datos, Limpieza de datos, Estructuración de los datos, Integración de los datos y Formateo de los datos.

Selección de datos

En esta fase se selecciona únicamente los datos de los dispositivos móviles que permitan realizar un análisis de acuerdo al objetivo de este trabajo como son: Nivel de Carga, Tiempo, Nombre del Dispositivo, Latitud y Longitud.

Para realizar este proceso en la herramienta RStudio, como se visualiza en la Figura 15, se necesita la instalación de varios paquetes y librerías, que permiten tener un mejor manejo de la tabla de datos del consumo de energía de los dispositivos móviles.

Figura 15
Instalación de paquetes y librerías

```
datos_crate_1 <-
dbGetQuery(con, "SELECT chargelevel,deviceinfo,time_index from battcontroller")
install.packages("tseries")
install.packages("tidyverse")
install.packages("astsa")
install.packages("forecast")
install.packages("foreing")
install.packages("quantmod")
install.packages("dplyr")
install.packages("caret")</pre>
```

De los datos que se recopilaron, como se observa en la Figura 16, se realiza la selección de aquellos que corresponden al caso de estudio, reduciéndose a cinco el número de variables a analizar.

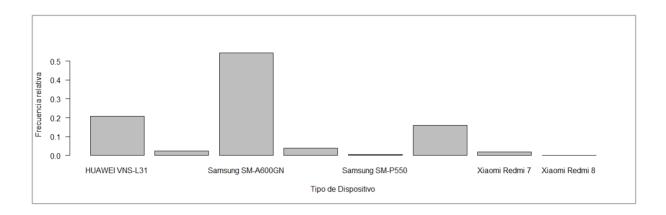
Figura 16
Selección de variables a analizar

chargelevel [‡]	deviceinfo	time_index	lat [‡]	lon [‡]
86	HUAWEI VNS-L31	2020-04-22 19:26:08	-0.3001297	-78.47561
79	HUAWEI VNS-L31	2020-04-22 20:26:01	-0.3001153	-78.47559
49	HUAWEI VNS-L31	2020-04-23 00:51:07	-0.3001097	-78.47559
44	HUAWEI VNS-L31	2020-04-23 01:29:03	-0.3001097	-78.47559
55	HUAWEI VNS-L31	2020-04-23 00:09:11	-0.3001101	-78.47560
9	HUAWEI VNS-L31	2020-04-23 05:51:26	-0.3001209	-78.47558
29	HUAWEI VNS-L31	2020-04-23 03:35:51	-0.3001113	-78.47560

En la Figura 17, se puede observar una representación gráfica de la distribución de frecuencias relativas de los campos preliminares de todos los dispositivos móviles registrados.

Figura 17

Exploración de datos de los dispositivos móviles



Limpieza de datos

Se determinó que los registros nulos que corresponden a los valores de carga de los dispositivos móviles serán excluidos.

Estructuración, Integración y Formateo de datos

En base a lo definido en los procesos de selección, limpieza y con el apoyo de la herramienta RStudio, se procede a dar formato al campo Fecha – Hora, el cual se dividirá en año, mes, día, hora, minuto y segundo (yyyy-MM-dd HH:mm:ss) respectivamente como se observa en la Figura 18. A continuación, en la Figura 19 se puede verificar como se realiza el agrupamiento de los datos por hora mediante el promedio de los registros.

Figura 18

Formato al campo Fecha – Hora.

```
datos_battery_1[, "Anio"] <- year(datos_battery_1$Fecha_Hora)
datos_battery_1[, "Mes"] <- month(datos_battery_1$Fecha_Hora)
datos_battery_1[, "Dia"] <- day(datos_battery_1$Fecha_Hora)
datos_battery_1[, "Hora"] <- hour(datos_battery_1$Fecha_Hora)
datos_battery_1[, "Minuto"] <- minute(datos_battery_1$Fecha_Hora)
datos_battery_1[, "Segundo"] <- second(datos_battery_1$Fecha_Hora)</pre>
```

Figura 19

Agrupamiento por fechas

En base a los pasos realizados anteriormente, en la Figura 20 se puede ver como se procedió a unificar el nombre de las cabeceras de los campos para la creación del dataframe de salida de información, el cual se utilizará para realizar un análisis preliminar de la carga de batería por dispositivo móvil como se visualiza en la Figura 21.

Figura 20

Creación del dataframe de salida de información

Figura 21

Archivo generado del dataframe de salida de información

```
"indice", "Fecha", "CargaPromedio"
"1", 2020-04-23 23:00:00,48.6
"2", 2020-04-24 00:00:00,40
"3", 2020-04-24 01:00:00,26
"4", 2020-04-24 02:00:00,13.5
"5", 2020-04-24 06:00:00,7
"6", 2020-04-24 08:00:00,3
"7", 2020-04-24 11:00:00,9
"8", 2020-04-24 12:00:00,11.6
"9", 2020-04-24 13:00:00,9
"10", 2020-04-24 14:00:00,11.66666666666667
```

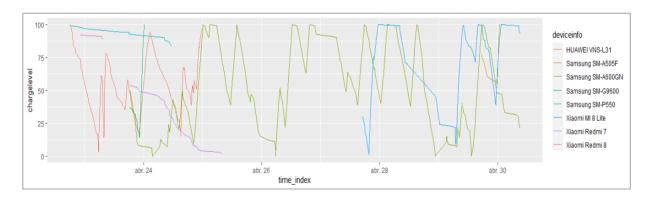
Análisis preliminar

Con el apoyo de la herramienta RStudio y en base a los datos obtenidos en la fase de preparación de datos, se obtuvo información relevante referente al consumo de carga de los dispositivos móviles en donde se verifica que existen varios picos que llegan a un nivel máximo de 100% de carga y también existen registros que llegan a un nivel bajo del 20% de carga, lo que significa que existe un alto consumo de batería de los dispositivos durante todo el día y que la batería llega a tener altos niveles de estrés. Se puede concluir en este análisis preliminar que las baterías de los dispositivos van a tener un tiempo de vida útil no muy prolongado.

A continuación, se muestra el consumo energético de los dispositivos móviles. El eje Y representa el porcentaje de carga y, en el eje X representa los días y horas de consumo.

Figura 22

Consumo energético de los dispositivos móviles



Modelado

En esta fase de la metodología CRISP-DM, se selecciona varias técnicas de modelado disponibles en la herramienta RStudio, que sean las más apropiadas para alcanzar los objetivos y el alcance del proyecto. A continuación, se detalla un plan de pruebas de ejecución de los modelos seleccionados, para poder aplicar dichas técnicas.

Selección de la técnica de modelado

En función de las variables utilizadas para el análisis del consumo de batería del dispositivo móvil, se establece hacer uso de series temporales y de una técnica analítica predictiva la cual permite construir un modelo de análisis predictivo de acuerdo al porcentaje de carga de los dispositivos móviles, mediante la obtención de patrones históricos. Se aplica el algoritmo de suavizamiento exponencial (ETS), por ser el mejor algoritmo utilizado en proyectos de analítica predictiva en series temporales.

El algoritmo será implementado mediante el uso de la herramienta R Studio, la misma que contiene varios componentes analíticos que se encuentran incluidos en el software.

Selección de atributos para el análisis del algoritmo y construcción del modelo. En esta fase, los datos se encuentran preparados y se posee la información necesaria para generar el algoritmo de predicción ETS (Algoritmo de Suavizamiento exponencial), el cual permite calcular un promedio de todas las observaciones en el conjunto de datos de series temporales de entrada como su predicción. Las ponderaciones dependen de un parámetro constante, conocido como parámetro de suavizamiento.

Para realizar la aplicación del algoritmo ETS en una serie temporal, se debe tomar en cuenta varios comportamientos los cuales no solo se evidencian con los datos, si no también es importante verificar la gráfica que producen los datos. Los principales comportamientos son:

- ✓ Tendencia: Es un componente de largo plazo el cual constituye la base del crecimiento o declinación de una serie histórica.
- ✓ Ciclicidad: Es el conjunto fluctuaciones en forma de ciclos u ondas, los cuales son producidas por cambios de condiciones económicas de más de un año de duración.
- ✓ Estacionalidad: Los cambios estacionales se encuentran clasificados en los datos por periodos de tiempo. La variación estacional se basa en un patrón de cambio recurrente en el tiempo.

✓ Aleatoriedad: Este comportamiento irregular está compuesto por fluctuaciones causadas por sucesos no periódicos o impredecibles, es por eso que las series de tiempo cuentan con un componente estocástico (ruido blanco). (Ardila Ariza & Avila Gomez, 2017)

En el análisis realizado en la fase de preparación de datos se seleccionó los dataframe generados con los datos de carga de los 8 dispositivos móviles y se realizó la transformación a series temporales de cada dispositivo como se visualiza en la Figura 23.

Figura 23

Transformación de datos en series temporales

```
Promedio_Carga_Diaria <- Promedio_Carga %>%

mutate(Fecha_Hora = Fecha) %>%

group_by(horas = floor_date(Fecha_Hora, unit = 'hour'))

Promedio_Carga_Diaria [, "Carga"]<- tabla_promedios_hora$Carga_Promedio
```

A continuación, se verifican los datos obtenidos y se genera la gráfica de cada dispositivo móvil para comprobar si cumple con los principales comportamientos que debe tener una serie temporal.

Se realiza el análisis de los principales comportamientos a las gráficas generadas de cada dispositivo móvil, donde se verifica en la Figura 24 que 5 dispositivos móviles no cumplen con los comportamientos principales ya que no existe una tendencia clara, no existe ciclicidad en forma de ondas o ciclos y no es una serie estacional debido a que no existe un patrón de cambio repetitivo en un periodo de tiempo. En la Figura 25 se verifica que las 4 gráficas si cumplen con los principales comportamientos de series temporales.

Figura 24

Gráficos de dispositivos móviles series temporales sin tendencia

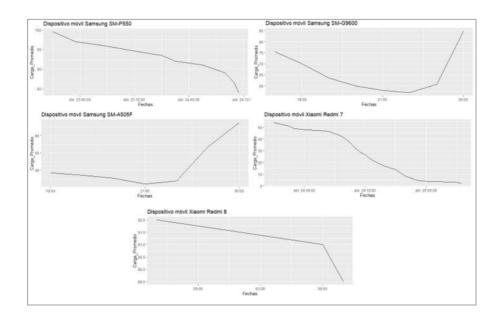
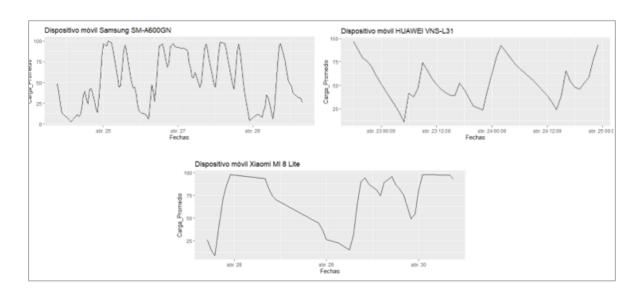


Figura 25

Gráfica de dispositivos móviles series temporales



A continuación, como se verifica en la Figura 26 se aplica el algoritmo de suavizamiento exponencial (ETS) a las series temporales que tienen una tendencia clara, los cuales pueden

ser analizados a través de la herramienta R Studio, mediante el cual se puede obtener la predicción del porcentaje de carga en las próximas 20 horas.

Figura 26

Aplicación del algoritmo ETS en la serie temporal

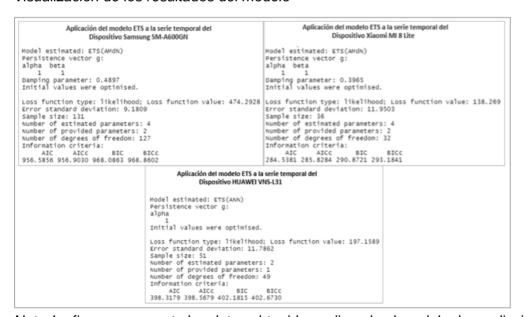
```
library(smooth)
library(greybox)
library(Mcomp)

#Método ETS para 20 siguientes datos
es(DatosIntel$Carga_Promedio, h=20, holdout=FALSE, interval=TRUE, silent=FALSE)
```

El algoritmo predictivo ETS permite realizar una búsqueda entre 30 algoritmos predictivos y seleccionar el más adecuado dependiendo del tipo de dato que se esté trabajando, al aplicar el algoritmo en el dataframe arroja los siguientes resultados como se visualiza en la Figura 27.

Figura 27

Visualización de los resultados del modelo

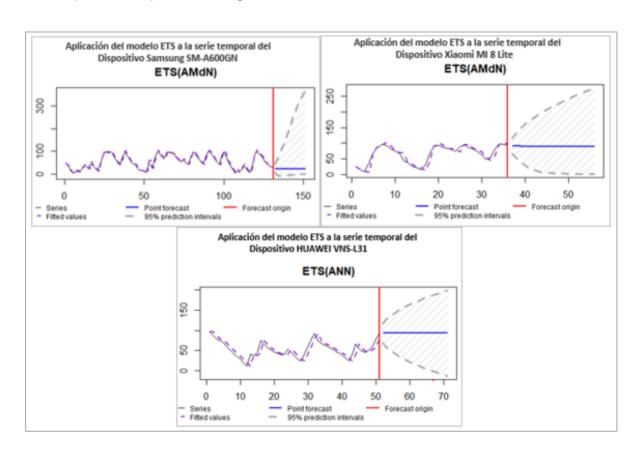


Nota: La figura representa los datos obtenidos aplicando el modelo de predicción ETS a las series temporales de los 3 dispositivos móviles, donde se puede observar el error estándar y el modelo estimado generado.

La Figura 28, representa la gráfica predictiva del algoritmo ETS aplicado a las series temporales estacionales, donde el eje Y representa el porcentaje de carga del dispositivo móvil durante el mes de abril del 2020, también se verifica en la gráfica que la línea azul representa la predicción de la serie, donde se puede visualizar que seguirá la misma tendencia. La principal ventaja del algoritmo ETS es que se pueden generar mediante intervalos de predicción.

Figura 28

Gráfica predictiva aplicando el algoritmo ETS.



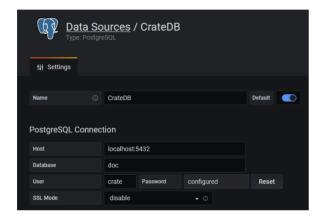
Análisis de datos herramienta gráfica Grafana. La herramienta Grafana permite la visualización de los datos de series temporales en varios formatos de gráficas como: puntos, rayas, barras, etc. A partir de una serie de datos obtenidos se podrá obtener una visión grafica

de la situación de una empresa u organización. Grafana permite a los usuarios presentar datos estadísticos de manera pública y rápida, utilizando siempre código abierto y software libre.

La configuración para realizar la conexión de Grafana con CrateDB y tener acceso a la base de datos, se realiza mediante el puerto de PostgreSQL, como se verifica en la Figura 29.

Figura 29

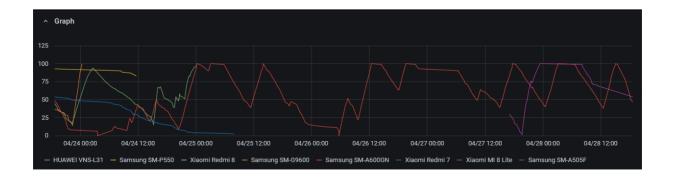
Conexión de Grafana con CrateDB



En este caso para realizar la visualización de datos de series temporales se utilizó gráficos lineales, donde se puede verificar los hábitos del consumo energético de los ocho dispositivos móviles. En la Figura 30 se visualiza que el eje Y representa el porcentaje de carga, y el eje X la fecha y hora de los dispositivos que se encuentran utilizando la aplicación de servicio de carga de batería (ver figura 30).

Figura 30

Registro de consumo de batería de los dispositivos móviles



Capítulo V. Análisis y Discusión de los Resultados

El propósito fundamental de esta investigación fue realizar un análisis de la eficiencia del consumo de energético y optimización de carga de la batería en los dispositivos móviles mediante el uso de series temporales. Para dar respuesta a este objetivo se seleccionó una muestra de los registros de carga de 8 dispositivos móviles.

En este capítulo se realizará un análisis de los datos obtenidos mediante la aplicación del algoritmo ETS y los resultados obtenidos de la herramienta gráfica Grafana.

Evaluación de resultados obtenidos

Validación del modelo predictivo ETS

La herramienta R muestra la información estadística y el cálculo de precisión que se obtiene aplicando el modelo predictivo ETS, el cual realiza una búsqueda entre 30 modelos predictivos y selecciona el más adecuado dependiendo del tipo de dato que se esté trabajando.

Se ha realizado la validación del modelo predictivo a los datos de los 3 dispositivos móviles analizados como se indica a continuación:

Figura 31

Visualización de error del modelo ETS del dispositivo Samsung SM-A600GN

```
Model estimated: ETS(AMdN)
Persistence vector q:
alpha beta
Damping parameter: 0.4897
Initial values were optimised.
Loss function type: likelihood; Loss function value: 474.2928
Error standard deviation: 9.1809
Sample size: 131
Number of estimated parameters: 4
Number of provided parameters: 2
Number of degrees of freedom: 127
Information criteria:
              AICC
     AIC
                         BIC
                                  BICC
956.5856 956.9030 968.0863 968.8602
```

Nota. La figura representa el cálculo del modelo estimado (AMdN) que se obtiene aplicando el modelo predictivo, la misma que arroja un error estándar de 9,18%.

Figura 32

Visualización de error del modelo ETS del dispositivo Xiaomi MI 8 Lite

```
Model estimated: ETS(AMdN)
Persistence vector q:
alpha beta
    1
Damping parameter: 0.3965
Initial values were optimised.
Loss function type: likelihood; Loss function value: 138.269
Error standard deviation: 11.9503
Sample size: 36
Number of estimated parameters: 4
Number of provided parameters: 2
Number of degrees of freedom: 32
Information criteria:
     AIC
             AICC
                       BIC
                               BICC
284.5381 285.8284 290.8721 293.1841
```

Nota. La figura representa el cálculo del modelo estimado (AMdN) que se obtiene aplicando el modelo predictivo, la misma que arroja un error estándar de 11,95%.

Figura 33

Visualización de error del modelo ETS del dispositivo HUAWEI VNS-L31

```
Model estimated: ETS(ANN)
Persistence vector g:
alpha
1
Initial values were optimised.

Loss function type: likelihood; Loss function value: 197.1589
Error standard deviation: 11.7862
Sample size: 51
Number of estimated parameters: 2
Number of provided parameters: 1
Number of degrees of freedom: 49
Information criteria:
AIC AICC BIC BICC
388.3179 398.5679 402.1815 402.6730
```

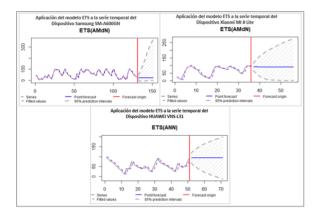
Nota. La figura representa el cálculo del modelo estimado (ANN) que se obtiene aplicando el modelo predictivo, la misma que arroja un error estándar de 11,78%.

Al realizar el cálculo de las predicciones se puede verificar que los porcentajes de error estándar son bajos ya que, cuanto menor sea el valor del error estándar más cerca se encuentra de la línea de regresión y la predicción será más precisa.

A continuación, se muestra las gráficas generadas mediante la herramienta R de la predicción en la Figura 34.

Figura 34

Gráfica de predicción aplicando el modelo ETS



Nota. La figura representa el gráfico generado por la herramienta R aplicando el modelo ETS, donde se puede ver los puntos de pronóstico a partir de la serie de tiempo y así poder verificar los resultados del modelo predictivo.

El modelo predictivo realiza una proyección del valor futuro el cual proviene de la suma de los datos obtenidos anteriormente con diferentes valores, lo que quiere decir que el valor predicho se aproxima a la media de los valores observados. A partir de los resultados obtenidos se logró predecir el comportamiento de la carga de los dispositivos móviles como se visualiza en la Figura 33, verificando que el valor de la predicción del dispositivo "Samsung SM-A600GN" es menor al 20%, lo que significa que la batería tiene un mayor desgaste que la de los otros dispositivos analizados, con esta conclusión se podría generar un modelo de recomendación que ayudaría al usuario a prolongar la vida útil de la batería en base al análisis de los hábitos del consumo.

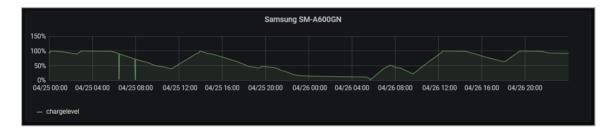
Visualización de la información en series de tiempo

A continuación, se muestra la gráfica generada mediante la herramienta Grafana, donde se visualizan los datos de las series temporales y permite obtener un panorama gráfico del consumo de energético de los dispositivos móviles.

Como se visualiza en la Figura 35, es el registro de datos del dispositivo móvil "SAMSUNG SM-A600GN", donde se verifica que el dispositivo tiene varios picos de carga durante todo el día, se puede observar que entre las 12H00 y 14H00 y a partir de las 19H00 el dispositivo es conectado a la energía eléctrica por aproximadamente el lapso de 1 hora, llegando en esas horas a los picos más altos y siendo la tarde las horas de mayor consumo de batería.

Figura 35

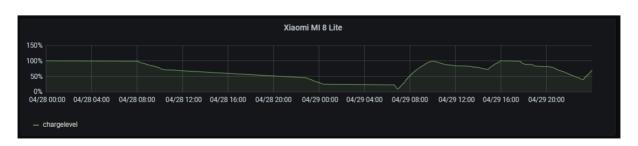
Registro consumo batería del Dispositivo Móvil Samsung SM-A600GN



Nota. La figura representa el registro diario del consumo de energético del dispositivo móvil donde en el eje Y se encuentra el porcentaje de carga y en el eje X las horas del día.

Figura 36

Registro consumo batería del Dispositivo Móvil Xiaomi MI 8 Lite



Nota. La figura representa el consumo de batería del dispositivo móvil Xiaomi MI 8 Lite, donde se puede visualizar que, los picos más altos de carga son a las 08H00 los cuales llegan al 100%, y las horas de mayor consumo energético son a partir de las 16H00 hasta aproximadamente las 23H00.

Figura 37

Registro consumo batería del Dispositivo Móvil HUAWEI VNS-L31



Nota. La figura representa el consumo de batería del dispositivo móvil HUAWEI VNS-L31, donde se puede visualizar que, los picos más altos son las 08H00 y a las 16H00 llegando aproximadamente a un 70% de carga y el mayor consumo de batería del dispositivo es en las horas de la mañana.

Figura 38

Consumo energético de los dispositivos móviles por ubicación



Nota. La figura representa el registro del consumo energético de todos los dispositivos móviles dependiendo de la ubicación (longitud y latitud) que se encuentren. En el eje Y se encuentra la

ubicación (longitud) y en el eje X se encuentran las horas del día, el momento de la toma de datos para realizar el análisis el país se encontraba en cuarentena debido a la pandemia, es por eso que no se reflejan variaciones en la gráfica. Si los datos se hubieran tomado fuera de pandemia se hubiera podido realizar un análisis de la movilidad de las personas en relación con el porcentaje de carga y descarga.

Para concluir con el análisis de resultados, se verifica si el Dashboard en tiempo real generado con los datos de los niveles de carga de los dispositivos móviles, puede ayudar a optimizar el consumo energético e incrementar la vida útil de la batería. Para esto se realizó un análisis del Dashboard y de los resultados obtenidos de la aplicación del modelo predictivo ETS, los cuales permitieron tener una visualización más clara de los hábitos de consumo del dispositivo móvil. En donde se pudo verificar que las horas de mayor consumo son la mañana a partir de las 08H00 y en la tarde a partir de las 18H00, utilizando las horas 12H00, 16H00 y a partir 24H00 para realizar la carga del dispositivo móvil. Dependiendo de estos hábitos de consumo se podría predecir las horas en las que la persona no utiliza el dispositivo y se encuentra en descanso o realizando otra actividad. Por lo tanto, sería factible avudar al usuario a controlar los niveles de carga mediante el uso dispositivo IOT denominado SMART PLUG, el cual tomará la información obtenida por el modelo predictivo, los datos del análisis de los Dashboard en tiempo real y los usará para mantener el nivel de carga del dispositivo en el rango más óptimo posible es decir superior 80% sin llegar a 100% y evitar que sea menor al 20%, logrando así un control efectivo de los niveles de carga y evitando que la batería llegue a zonas de estrés y obtener un incremento en el tiempo de vida útil del dispositivo.

Conclusiones

- En el análisis del estudio de literatura, se pudo reflejar varias soluciones en cuanto al mejoramiento de la eficiencia del consumo energético mediante el uso de dispositivos Smart Plugs. Una de las soluciones más relevantes se centró en el uso del dispositivo Smart Plug como interruptor de alimentación a través de conexión Wifi, el cual permite obtener información de consumo energético y temperatura de los dispositivos conectados de manera remota. Mientras que las demás se centraron en sensores y en el encendido y apagado de los dispositivos a través del Smart Plug, sin embargo, no poseían un gráfico en tiempo real que ayude al usuario a verificar el consumo energético. Ninguno de los estudios primarios arrojo resultados en cuanto al análisis de datos de consumo energético en plataformas IoT. La incorporación de plataformas IoT en la nube permite realizar el análisis del consumo energético en dispositivos móviles mediante la utilización de Dashboard en tiempo real, el cual permite una mayor comprensión al usuario del consumo de carga del dispositivo.
- Para el desarrollo del aplicativo se adaptó el diseño de la aplicación para la gestión de carga de batería de un dispositivo móvil que utiliza la plataforma FIWARE y un microcontrolador (Smart Plug). Esta aplicación se comunica con otros componentes del sistema a través de redes Wifi y servicios REST. Para obtener los datos de consumo de energía se desarrollaron dos componentes: un generador de servicios (BatteryService) y un consumidor de servicios (BatteryReceiver). Para establecer la conexión entre la aplicación desarrollada y los dispositivos móviles, se instala la aplicación en los dispositivos móviles con sistema operativo Android permitiendo al usuario iniciar el servicio de monitoreo de carga de batería a través de la barra de control.
- Para la validación de la propuesta, se generaron Dashboard en series temporales y se aplicó el modelo predictivo ETS los cuales permitieron verificar hábitos de consumo de la

batería de los dispositivos móviles. Dentro de los Dashboard generados con los datos de monitoreo de carga de los 8 dispositivos móviles, se pudo constatar que los niveles de carga de varios de ellos son muy variables en el trascurso de día. llegando a niveles muy bajos menores al 20% de carga. Cabe recalcar que los Dashboard en tiempo real fueron generados con éxito, sin embargo, se tuvo varios problemas en la realización del análisis debido a que no se recolectó suficiente información de varios dispositivos y los Dashboard no se generaron de manera correcta. También se aplicó el modelo predictivo ETS a los datos de carga de 3 dispositivos móviles, arrojando información relevante del comportamiento de la carga en el transcurso del tiempo, la cual junto con la información obtenida del análisis de los Dashboard ayudó a la realización de modelos de recomendación de carga para los dispositivos móviles mediante el uso del dispositivo inteligente Smart Plug. El dispositivo Smart Plug permitió un mejor control de los niveles de carga utilizando los datos obtenidos del análisis para que la batería del dispositivo cargue en un horario donde este no se encuentre en uso, y así evitar que llegue a niveles altos iguales al 100% o niveles bajos menores al 20% de carga. La mayoría de los Dashboard generados y la información obtenida por el modelo predictivo ETS que fueron analizados, concuerda con la solución propuesta que ayuda de cierta manera a mejorar la eficiencia del consumo energético con el uso del dispositivo Smart Plug, por consiguiente, incrementa la vida útil de las baterías de los dispositivos móviles.

Recomendaciones

- Se recomienda que al realizar la revisión inicial de literatura se debe seguir el proceso adecuado para obtener cadenas de búsqueda suficientes que nos permita encontrar artículos que proporcionen información relevante del tema de investigación.
- Se recomienda a todos aquellos que poseen un dispositivo móvil con sistema operativo Android, considerar la información obtenida en este estudio para que puedan tomar precauciones de niveles de carga máximo y mínimo los cuales permiten prolongar la vida útil de la batería y así poder reducir la contaminación tecnológica que se vive en el mundo.

Bibliografía

- Adiono, T., Fuada, S., Gani, I., & Fathany, M. (2019). A Smart Plug based on Consumer Electronics to Support Low Power Smart Home. Bandung, Indonesia: International Conference on Intelligent Green Building and Smart Grid.
- Ahmed, M., Debouza, M., & Farook, M. (2017). Design and Implementation of Smart Plug: An Internet of Things (IoT) Approach.
- Anscombe, T. (2018). Protección Completa para un hogar Inteligente. ESET.
- Ardila Ariza, J. A., & Avila Gomez, E. (2017). Construcción de una metodología empleando la herramienta R para estimar valores de los activos Bancolombia, Bogotá y occidente con modelos Arima. Bogota: Fundacion universitaria Los Libertadores.
- Buades, C. (20 de Marzo de 2012). *Pirendo: Más allá del análisis de los Social Media [Review]*.

 Obtenido de https://www.trecebits.com/2012/03/20/pirendo-mas-alla-del-analisis-de-los-social-media-review/
- Carrizo, D., & Moller, C. (2018). *Methodological structures of systematic literature review in software engineering: a systematic mapping study.* Atacama: Universidad de Atacama.
- Carroll, A., & Gernot, H. (2013). *The Systems Hacker's Guide to the Galaxy Energy usage in a Modern Smartphone.* New South Wales: University of New South Wales.
- Cascón, J. (18 de 03 de 2015). ¿Como cargar la batería de tu móvil correctamente? Obtenido de Como cargar batería móvil: https://www.frikipandi.com/tecnologia/20150313/como-cargar-la-bateria-de-tu-movil-correctamente/
- CENACE, O. N. (2016). Planificación Estratégica 2016-2017. Quito.

- Cyfe. (2012). What is Cyfe? Obtenido de https://www.selecthub.com/business-intelligence-tools/cyfe/
- EcuRed-contributors. (3 de Septiembre de 2019). Series Temporales. Obtenido de https://www.ecured.cu/Series_Temporales
- Fernandez, M. (2017). El celular, revisado más de 80 veces por día: ¿distracción o adicción?

 Buenos Aires.
- Ferreira, D., Dey, A., & Kostakos, V. (2011). *Understanding Human-Smartphone Concerns: A Study of Battery Life.* Madeira: Universidad de Madeira .
- FiwareMexico.org. (15 de Octubre de 2019). *La plataforma FIWARE*. Obtenido de https://fiware-training.readthedocs.io/es_MX/latest/ecosistemaFIWARE/plataformaFIWARE/
- Gallardo Arancibia, J. A. (2016). *Metodología para la definición de requisitos en proyectos de data mining*. Madrid: Universidad Politecnica de Madrid.
- García Gómez, S. (25 de Marzo de 2015). FIWARE: una plataforma abierta y estándar para ciudades inteligentes. Obtenido de https://empresas.blogthinkbig.com/fiware-una-plataforma-abierta-y-estandar-para-ciudades-inteligentes/
- García Vélez, G. A. (2018). Aplicación de la Metodología CRISP-DM a la recolección y análisis de datos georreferenciados desde Twitter. Bogotá: Universidad Militar Nueva Granada.
- García, J. A. (5 de Marzo de 2021). Cuadrante mágico de Gartner 2021 para plataformas de Analítica y Business Intelligence. Obtenido de https://www.inforges.es/post/cuadrantemagico-de-gartner-2021-para-analitica-business-intelligence

- Goicochea, A. (27 de Febrero de 2014). Cuadrante Mágico para plataformas de Análisis

 Predictivo (Data Science antes Advanced Analytics). Obtenido de

 https://anibalgoicochea.com/2017/02/20/cuadrante-magico-para-plataformas-deanalisis-predictivo-data-science-antes-advanced-analytics/
- Gonzalez, J. (2011). Sistema administrador de servicios para Smart Home, escalable y configurable por el usuario. Tijuana: Instituto Politécnico Nacional.
- GREENPEACE. (2017). El lado toxico de la telefonía móvil. Argentina: GREENPEACE.
- Grimón Mejías, F. (2008). Modelo para la gestión de dominios de contenido en sistemas hipermedia adaptativos aplicados a entornos de educación superior semipresencial.

 Barcelona: Universidad Politécnica de Cataluña.
- IMF Smart Education. (7 de Enero de 2021). *Qlik: ¿qué es y cómo funciona esta herramienta de Business Intelligence?* Obtenido de ¿Qué es y cómo funciona Qlik?: https://blogs.imf-formacion.com/blog/tecnologia/qlik-que-es-como-funciona-herramienta-business-intelligence-201911/
- Integra. (28 de Marzo de 2016). Power Bl en el cuadrante mágico de Gartner . Obtenido de https://www.integratecnologia.es/la-innovacion-necesaria/power-bi-en-el-cuadrante-magico-de-gartner/
- Kitchenham, B., & Charters, S. (2007). *Guidelines for performing Systematic Literature Reviews*in Software Engineering. Durham: University of Durham.
- Lee, M. G., Park, Y. K., Jung, K. K., & Yoo, J. J. (2015). Wireless Electricity Monitoring System for Smart House using Smart Plug.

- Lisot. (20 de 08 de 2018). Las baterías de nuestros dispositivos móviles: cómo utilizarlas correctamente. Obtenido de https://www.lisot.com/como-usar-las-baterias-de-nuestros-dispositivos-moviles/
- López Sáez, J. I. (2018). Análisis de Series de Tiempo. Buenos Aires.
- Lukac, N., Pavlovic, R., & Starcevic, D. (2015). Smart Plug solution based on Bluetooth Low Energy. Berlin.
- Luque, S. (12 de 09 de 2016). Cómo son las baterías de litio de nuestros smartphones por dentro? Obtenido de https://www.xatakandroid.com/moviles-android/como-son-las-baterias-de-litio-de-nuestros-smartphones-por-dentro
- Mancomun. (23 de Febrero de 2018). *Grafana*. Obtenido de https://www.mancomun.gal/es/solucion-tic/grafana/
- Mandava, S., & Gudipalli, A. (2018). Analysis of Home Energy Management System using IOT.
- Manjusha, P. (2017). IOT Based Data Processing For Home And Industrial Monitoring Using Raspberry Pi.
- MEER, M. d. (2018). Rendición de Cuentas Informe de Gestión. Quito.
- Mohammed, G., Muhammad, A., Shilpa, I., & Kilani, G. (2016). *Smart plugs: Perceived usefulness and satisfaction: Evidence from United Arab Emirates.* ELSEVIER.
- Muguira, A. (18 de Octubre de 2018). Ventajas de tener un dashboard en tiempo real sobre el desempeño de tu negocio. Obtenido de https://tudashboard.com/dashboard-en-tiemporeal/

- Nares, S. (2016). IoT as a Smart Home Implementation.
- Nguyen, T. D., Tran, V. K., Nguyen, T. D., Thien Le, N., & Ha Le, M. (2018). *IoT-Based Smart Plug-In Device for Home Energy Management System*.
- Osorio Sarria, J. A., & Perez Castaño, B. R. (2016). Diseño de un modelo normalizado que conduzca a la generacion de reportes de estudios de caso para proyectos en ingenieria de software. Santiago de Cali: Universidad de San Buenaventura Cali.
- Padilla, O. (1 de 12 de 2018). *Tipos de baterías en móviles: ventajas e inconvenientes*.

 Obtenido de https://elandroidelibre.elespanol.com/2018/12/tipos-de-baterias-moviles-ventajas-e-inconvenientes.html
- Quishpe, J. (2018). Deontología aplicada al conusmo de electricidad en hogares del Ecuador.

 Quito: Universidad Politécnica Salesiana.
- Raura, G., Fonseca, E., & Guun Yoo, S. (2019). Smart Battery charge: A Fiware Open Source

 Platform and microcontroller based IOT application. Quito: Universidad de las Fuerzas

 Armadas.
- Rios, P. (2017). Metodología de Evaluación del Impacto en el Consumo Energético de Edificios Inteligentes y Reconversión de Edificios Ineficientes. Quito: SENECYT.
- Rocabado Moreno, S. H. (2020). Optimización del consumo energético en dispositivos móviles para su uso en zonas rurales aisladas abastecidas con energía solar fotovoltaica. De la Plata: Universidad Nacional de La Plata.
- Runeson, P., & Host, M. (2008). *Guidelines for conducting and reporting case study*. Empirical Software Engineering.

- Salazar Ávila, F. J. (2017). Propuesta de realización y campaña de lanzamiento del emprendimiento,. Quito: UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ.
- Sanchéz Fernández, J. (2003). Series Temporales.
- T.S. Todo Servidores. (21 de Septiembre de 2020). ¿Que es Grafana? Obtenido de ¿Qué hace y como funciona Grafana?: https://todo-servidores.com/que-es-grafana/
- Trejo Vasquez, R., & Reyna Márquez, P. (2018). Estimación del Potencial Contaminante por Pilas en el Relleno Sanitario "San Nicolás", de la ciudad de Aguascalientes. Mexico: Universidad Autónoma de Aguas Calientes.
- Ulloa, E. (2015). Eficiencia del consumo eléctrico en el sector residencial urbano de cuenca.

 Cuenca: Universidad de Cuenca.
- Wang, L., Peng, D., & Zhang, T. (2015). Design of Smart Home System Based on WiFi Smart Plug.
- Yin, R. (1989). Case Study Research Design and Methods. Hollweck: The Canadian Journal of Program Evaluation.
- Zhang, L., Tiwana, B., Qian, Z., Wang, Z., Mao, M., & Lei, Y. (2010). *Accurate Online Power Estimation and Automatic Battery*. Michigan: University of Michigan.