



**Universidad**  
Zaragoza

# Trabajo Fin de Grado

Sistema de Recarga Inteligente para Vehículos  
Eléctricos

Smart Recharging System for Electric Vehicles

Autor

Héctor López Almazán

Director

Francisco J. Martínez

Escuela Universitaria Politécnica de Teruel

2020

## RESUMEN

Los vehículos eléctricos tuvieron su origen antes que los vehículos de combustión que conocemos, pero la falta de tecnología relacionada con la autonomía y eficiencia hizo que los vehículos de combustión tomaran más fuerza y acapararan todo el mercado. En los últimos años los vehículos eléctricos han vuelto a coger fuerza y están aumentando su cuota de mercado debido a la concienciación de diferentes países por un gran problema común, el calentamiento global. Las políticas y medidas de los diferentes países junto con el avance de la tecnología que ha permitido solucionar algunos de los problemas originales de los vehículos eléctricos y han fomentado más su uso, pero aún queda camino por recorrer.

Si bien la tecnología de los vehículos eléctricos ha avanzado en los últimos años, la tecnología que los rodea (como pueden ser los sistemas de recarga) no ha sufrido el mismo avance. Los sistemas de recarga actuales siguen usando el método tradicional Plug & Charge, donde el usuario conecta su vehículo a la red eléctrica y la carga de éste comenzará en ese mismo instante sin tener en cuenta otras variables. De esta forma, el sistema convencional no evita que el usuario cargue el vehículo cuando el precio de la electricidad sea más alto o cuando la generación de la energía eléctrica empleada haya emitido grandes cantidades de CO<sub>2</sub>.

El presente Trabajo de Fin de Grado presenta un sistema de recarga inteligente para vehículos eléctricos como alternativa al sistema convencional Plug & Charge. El sistema presenta dos ventajas. En concreto, va a permitir: (i) que el usuario ahorre a la hora de cargar su vehículo, evitando las horas en las que el precio de la electricidad sea más alto, y (ii) que las recargas se realicen cuando la energía eléctrica empleada haya sido obtenida a partir de fuentes de energía con menores emisiones de CO<sub>2</sub>. Para ello, el sistema propuesto obtendrá el precio de la energía eléctrica en función de la tarifa del usuario y adaptará la recarga para minimizar su coste económico. Por otra parte, para el caso de la reducción de las emisiones de CO<sub>2</sub>, realizará una predicción de dichas emisiones durante el proceso de recarga, y así elegir el mejor momento a la hora de cargar los vehículos.

Los resultados obtenidos indican que nuestro sistema permite un ahorro de en torno al 65% en el precio de cada carga, y hasta un 16% menos emisiones de CO<sub>2</sub> en la generación de la energía necesaria para dicha recarga.

## PALABRAS CLAVE

Vehículo eléctrico, Batería eléctrica, Calentamiento global, Recarga eficiente, Recarga ecológica

# ÍNDICE GENERAL

1	Introducción.....	1
2	Marco teórico - Estado del arte .....	2
2.1	Historia del vehículo eléctrico .....	2
2.2	Situación actual del vehículo eléctrico .....	3
2.2.1	Tipos de vehículos eléctricos .....	5
2.3	Sector eléctrico en España.....	5
2.4	Tipos de recargas .....	7
2.5	Dióxido de carbono y Gases de efecto Invernadero.....	9
2.6	Emisiones de CO2 .....	9
2.7	Emisiones de CO2 en España .....	10
2.7.1	Emisiones del sector eléctrico y de transporte .....	11
2.7.2	Energías renovables y no renovables .....	12
3	Propuesta.....	15
3.1	Problemas del método Plug & Charge.....	15
3.2	Propuesta sistema de recarga inteligente .....	17
3.2.1	Arquitectura conjunta.....	17
3.2.2	Modo de carga económico .....	18
3.2.3	Modo de carga ecológico.....	19
3.3	Algoritmo propuesto.....	20
3.3.1	Pseudocódigo.....	21
3.3.2	Diagrama de flujo.....	24
3.4	Modo de carga económico .....	25
3.4.1	Extracción de los datos .....	25
3.4.2	Limpieza y preparación de los datos.....	26
3.4.3	Creación de la estructura de datos.....	27
3.5	Modo de carga ecológico.....	27
3.5.1	Definición del problema.....	28
3.5.2	Extracción de datos.....	29
3.5.3	Limpieza de datos .....	30
3.5.4	Preparación de los datos .....	31

3.5.5	Análisis de los datos .....	32
3.5.6	Creación del modelo .....	37
3.5.7	Análisis de resultados .....	38
3.5.8	Creación de la estructura de datos .....	42
4	Validación.....	43
4.1	Modo de carga económico .....	43
4.2	Modo de carga ecológico .....	45
4.3	Validación cruzada .....	48
5	Conclusiones .....	50
6	Referencias bibliográficas .....	50

# LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Pronóstico del porcentaje de ventas de vehículos eléctricos con respecto a las ventas totales de vehículos (Cooper & Schefter, 2018).....	4
Figura 2: Acumulación de ventas de vehículos eléctricos (BloombergNEF, 2018) .....	4
Figura 3: Gráfica de la tarifa PVPC y sus tres tipos, Por defecto (Azul), Discriminación horaria (Rojo) y vehículos eléctricos (Verde) (Red Eléctrica Española, 2020) .....	6
Figura 4: Modo de carga 1, enchufe no dedicado (IEC, 2016) .....	7
Figura 5: Modo de carga 2, enchufe no dedicado con dispositivo de protección incorporado (IEC, 2016).....	8
Figura 6: Modo de carga 3, enchufe-circuito dedicado (IEC, 2016).....	8
Figura 7: Modo de carga 4, enchufe con conexión corriente continua (IEC, 2016) .....	8
Figura 8: Esquema del efecto invernadero (Barrameda, 2020). .....	9
Figura 9: Emisiones de CO <sub>2</sub> anuales, por región (Le Quéré; Global Carbon Project; Carbon Dioxide Information Analysis Centre (CDIAC), 2018).....	10
Figura 10: Índice de evolución del agregado de emisiones (Miteco, 2020). .....	11
Figura 11: Emisiones totales de 2018 por tipo de gas (Miteco, 2020) .....	11
Figura 12: Emisiones de 2018 por sector (Miteco, 2020).....	12
Figura 13: Estructura de la generación eléctrica en el 2018 (Red Eléctrica Española, 2018).....	13
Figura 14: Evolución de la generación renovable/no renovable y emisiones de CO <sub>2</sub> asociadas a la generación de energía eléctrica (Red Eléctrica Española, 2018). .....	14
Figura 15: Evolución de la generación de energía renovable (GWh), (Red Eléctrica Española, 2018) .....	14
Figura 16: Precios de la electricidad por KWh (incluidos los impuestos) para consumidores domésticos, primer semestre de 2019. Precio sin impuestos (Azul turquesa), Otros impuestos (Morado), IVA (Azul oscuro) (Eurostat, 2019).....	15
Figura 17: Emisiones de CO <sub>2</sub> asociadas a la generación eléctrica (01/02/2020). Datos obtenidos de la Red Eléctrica Española. ....	16
Figura 18: Arquitectura conjunta del sistema.....	18
Figura 19: Arquitectura del modo de carga económico .....	18
Figura 20: Arquitectura modelo predictivo.....	19
Figura 21: Arquitectura del modo de carga ecológico .....	20
Figura 22: Pseudocódigo en lenguaje natural del algoritmo para la carga inteligente .....	21
Figura 23: Pseudocódigo del algoritmo Encontrar_SubVector_Minimo .....	22
Figura 24: Demostración visual algoritmo Encontrar_Sub-vector_Minimo.....	23
Figura 25: Diagrama de flujo del algoritmo CalcularInicioCarga .....	24
Figura 26: Diagrama extracción de datos del modo de carga económico .....	26
Figura 27: Representación de un elemento de la estructura de datos obtenida de la API de la Red Eléctrica Española. ....	26
Figura 28: Representación de la estructura de datos con los precios de la electricidad .....	27
Figura 29: Emisiones mensuales asociadas a la generación eléctrica desde enero de 2015 hasta la actualidad (mayo 2020). Datos obtenidos de la API de la Red Eléctrica Española.....	28
Figura 30: Estructura de los datos referentes a las emisiones obtenidos de la Red Eléctrica Española .....	29
Figura 31: Estructura con la suma de emisiones .....	29
Figura 32: Estructura de los datos referentes a las emisiones completa (2020-05-01). .....	30
Figura 33: Ejemplo estructura de emisiones generadas por cada hora. ....	31
Figura 34: Estructura de emisiones por horas desordenada .....	32
Figura 35: Estructura de emisiones por horas ordenada.....	32
Figura 36: Gráfico lineal de la serie con la media de emisiones por hora (2020-01-01 hasta 2020-06-19) .....	33
Figura 37: Tendencia de la serie temporal (2020-01-01, 2020-06-19). .....	33
Figura 38: Estacionalidad de la serie temporal (2020-01-01, 2020-06-19). .....	34
Figura 39: Componente estacional febrero de 2020.....	34

Figura 40: Residuos o componente aleatorio de la serie temporal (2020-01-01, 2020-06-19).....	34
Figura 41: Histograma de la serie temporal agrupada por horas .....	36
Figura 42: Histograma de los datos aplicando una transformación Box-Cox .....	36
Figura 43: Gráfico de probabilidad de los datos transformados.....	37
Figura 44: Gráfico de densidad en comparación con la distribución normal .....	39
Figura 45: Residuos a lo largo del tiempo.....	39
Figura 46: Gráfico de probabilidad de los residuos.....	40
Figura 47: Correlograma de los residuos .....	40
Figura 48: Comparación emisiones reales y predicciones (Media de toneladas de CO <sub>2</sub> equivalente por cada hora)	
.....	41
Figura 49: Comparación en gráfico de línea entre emisiones reales y predicciones .....	42
Figura 50: Representación del vector con emisiones (Media de toneladas de CO <sub>2</sub> equivalente por cada hora) .....	42
Figura 51: Precio tarifa PVPC para el caso 1 del modo de carga económico (2020-06-18).....	43
Figura 52: Precio de la tarifa PVPC para el caso 1 del modo de carga económico (2020-06-19).....	43
Figura 53: Tarifa fija (One Luz Nocturna Endesa) con discriminación horaria para el caso 2 del modo de carga económico (Endesa, 2020).....	43
Figura 54: Emisiones en un horizonte de dos días (2020-06-20, 2020-06-21).....	46
Figura 55: Tarifa PVPC para el caso común (2020-06-20).....	48
Figura 56: Tarifa PVPC para el caso común (2020-06-21).....	48

## LISTA DE TABLAS

Tabla 1: Coste de la carga en el Caso 1, usando el método Plug & Charge .....	44
Tabla 2: Coste de la carga del Caso 1 usando el método propuesto, junto al ahorro que supone respecto al método P&C.....	44
Tabla 3: Coste de la carga en el Caso 2, usando el método Plug & Charge .....	45
Tabla 4: Coste de la carga del Caso 2 usando el método propuesto, junto al ahorro que supone respecto al método P&C.....	45
Tabla 5: Coste de emisiones de la carga en el Caso 1, usando el método Plug & Charge .....	46
Tabla 6: Coste de emisiones de la carga en el Caso 1, usando el modo de carga ecológico.....	46
Tabla 7: Coste de emisiones de la carga en el Caso 2, usando el método Plug & Charge .....	47
Tabla 8: Coste de emisiones de la carga en el Caso 2, usando el modo de carga ecológico.....	47
Tabla 9: Coste y emisiones de la carga usando Plug & Charge. ....	48
Tabla 10: Coste y emisiones de la carga usando el modo de carga económico. ....	49
Tabla 11: Coste y emisiones de la carga usando el modo de carga ecológico.....	49

# 1 INTRODUCCIÓN

Las ventas de vehículos eléctricos aumentan cada año, aunque éstas siguen representando un porcentaje muy pequeño comparadas con los vehículos de combustión. Esta tendencia se va a disparar, como manifiesta el hecho de que todas las marcas oferten ya un significativo número de modelos eléctricos en todos los segmentos. Además, desde los países desarrollados se está potenciando la introducción de los vehículos eléctricos mediante diferentes políticas y subvenciones.

En España en el año 2018, el sector transporte fue el responsable del 27% de las emisiones de gases de efecto invernadero, mientras que el sector de la generación eléctrica fue responsable del 18% (Miteco, 2020). Esto significa que, si bien un gran porcentaje de las emisiones corresponden a los vehículos de combustión, el uso de vehículos eléctricos no exime de seguir contribuyendo a la generación de emisiones, aunque de menor manera, debido a las fuentes de producción de energía eléctrica.

Si bien los vehículos eléctricos producen beneficios en la sociedad respecto al tema ambiental, esos beneficios no son suficientes para conseguir que la mayoría de la población adquiera uno, debido a que también poseen una serie de inconvenientes, como pueden ser la autonomía de los vehículos, que viene fijada principalmente por la capacidad de la batería, la localización de los puntos de carga y el precio de las recargas. Además, existe otro problema en relación a las emisiones de CO<sub>2</sub>, que se suele olvidar cuando se habla de movilidad eléctrica, y que está relacionado con las emisiones que se generan al producir la energía eléctrica necesaria para cargar los vehículos.

Conforme se van produciendo avances en el desarrollo del vehículo eléctrico, algunos de los problemas mencionados anteriormente se van mejorando o solucionando. Sin embargo, desde nuestro punto de vista, los sistemas de recarga requieren una mayor atención. Actualmente los sistemas de recarga utilizan el método tradicional Plug & Charge, que consiste en conectar el vehículo a un punto de carga y éste comenzará a cargar el vehículo en el instante de la conexión. Este método no tiene en cuenta ninguna variable externa, y por ello, tiene gran margen de mejora.

El presente Trabajo de Fin de Grado, se centrará en la propuesta de un sistema de recarga inteligente para vehículos eléctricos que sirva como alternativa al método convencional Plug & Charge. El sistema soluciona los problemas comentados anteriormente, permitiendo que un usuario pueda reducir a más de la mitad el precio de cada recarga, y además, pueda consumir energía que haya emitido hasta casi un 20% menos de CO<sub>2</sub> durante su proceso de generación.

El Trabajo de Fin de grado está organizado de la siguiente manera: en el capítulo 2 se presenta el marco teórico del trabajo mediante una introducción al vehículo eléctrico presentando brevemente su historia, la situación actual del vehículo en España y los diferentes tipos de recargas que existen actualmente. Además, para este tipo de vehículos, el sector eléctrico es

de vital importancia, por lo que se presenta la situación del sector eléctrico en España. Por último, se expone la situación actual de las emisiones de CO<sub>2</sub> en España, junto con sus consecuencias. En el capítulo 3 se presenta la propuesta del sistema de recarga inteligente, donde en primer lugar se explicarán los problemas que han llevado a idear este sistema y los elementos que lo componen. Después se explicará el algoritmo desarrollado como base del sistema, además, se dividirá el sistema en dos modos de carga y se explicará su funcionamiento. Como se verá, el algoritmo necesita ser aplicado sobre el conjunto de datos que se desea optimizar. Por ello, en el caso del modo económico, se explicarán los procesos de extracción de los datos de las tarifas, además de la limpieza y preparación de éstos para poder aplicar el algoritmo. En el caso del modo ecológico, la falta de datos referentes a las emisiones futuras requiere la creación de un modelo de inferencia para predecir los valores de las emisiones en el futuro. Para ello, se explicarán todos los procesos necesarios para la creación del modelo, que incluyen la obtención de los datos de entrenamiento, la limpieza, la preparación y el análisis de éstos, todo ello necesario para poder crear un modelo de inferencia fiable. En el capítulo 4 se presenta una validación de los resultados del sistema, en el que se expondrán diferentes escenarios reales en los que quedarán reflejadas las ventajas del sistema propuesto frente a los sistemas que existen actualmente. Finalmente, en el capítulo 5 se presentan las conclusiones sobre la viabilidad de la propuesta en base a los resultados obtenidos.

## **2 MARCO TEÓRICO - ESTADO DEL ARTE**

### **2.1 HISTORIA DEL VEHÍCULO ELÉCTRICO**

El inicio de la historia del vehículo eléctrico, aunque pueda parecer sorprendente, es anterior al de combustión interna. En el siglo XIX, el electromagnetismo sufrió grandes avances, tales como los experimentos de Ányos Jedlik, que en 1828 desarrolló el primer motor eléctrico formado por un estator, un rotor y un conmutador. El norteamericano Thomas Davenport construyó el que se dice que es el primer vehículo eléctrico de la historia, en 1834, aunque se trataba de un vehículo en miniatura.

En 1859 Gaston Planté inventó la batería de plomo-ácido, que posteriormente, en 1881, fue mejorada por el ingeniero químico francés Camille Alphonse Faure. Esta mejora incrementó la capacidad de las baterías y permitió iniciar su fabricación industrial.

El austriaco Franz Kravogl ideó un ciclo de dos ruedas con motor eléctrico que mostró en la Exposición Mundial de París en 1867. Años más tarde, en 1881, el francés Gustave Trouvé presentó en la Exposición Internacional de la Electricidad de París un automóvil de tres ruedas totalmente funcional, siendo para muchos el verdadero primer vehículo eléctrico de la historia. En Manchester, Gran Bretaña, el ingeniero Thomas Parker diseñó en 1884 el automóvil eléctrico más práctico hasta ese momento, el cual consiguió un gran éxito entre la clase alta británica. El 29 de abril de 1899 tuvo lugar un hecho que sorprendió al mundo, el



coche eléctrico “Jamais Contente” rompió la barrera de los 100 km/h, alcanzando una velocidad máxima de 105,88 km/h.

A principios del Siglo XX, existían en el mundo 19 fabricantes de vehículos eléctricos. En Estados Unidos se mostraba una tendencia a favor de los vehículos eléctricos, donde el 38% de los 4200 vehículos vendidos fueron eléctricos, mientras que los de vapor representaban el 40% y los de combustión el 22%.

La desaparición del coche a vapor supuso un aumento de cuota de mercado para los eléctricos, pero sin saberlo, poco a poco se acercaba su declive ya que Henry Ford, en 1908, inició la fabricación masiva de coches de combustión. Esta innovación industrial, las mejoras del coche de combustión como la introducción del arranque eléctrico, la necesidad de una mayor autonomía y la proliferación de yacimientos petrolíferos en Estados Unidos, dieron lugar a que el vehículo eléctrico prácticamente desapareciera.

Con el olvido de los vehículos eléctricos, la mentalidad de sostenibilidad y eficiencia quedó en un segundo plano, y no fue hasta la primera crisis del petróleo en 1973, la cual desencadenó cumbres y tratados como el Protocolo de Kioto, donde se empezaron a buscar alternativas más eficientes y menos contaminantes que el petróleo.

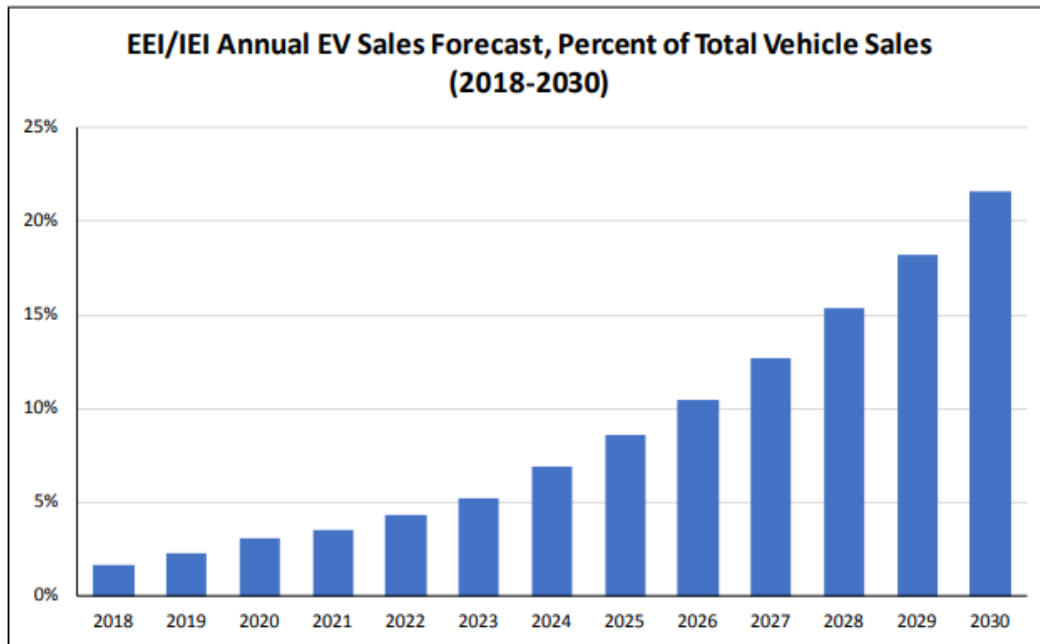
En 1990 la General Motors lanza el prototipo Impact, precursor del famoso EV-1, primer modelo eléctrico moderno de gran acogida. El EV-1 tenía un motor eléctrico de 137 CV que permitía circular a una velocidad máxima de 130 km/h y una autonomía que aún hoy sería magnífica, hasta 250 km. En 1998 otras compañías también presentaron sus proyectos; Toyota con el RAV4 EV, Honda y su berlina eléctrica EV Plus, el pequeño Ford Think o la gran pick up Ford Ranger EV.

La firma californiana Tesla Motors ha demostrado como con un buen producto el vehículo eléctrico es viable e incluso rentable. El Tesla Roadster o el Model S han sido los primeros en romper las barreras que los coches eléctricos tenían desde el pasado, pero ahora hay muchos más fabricantes que disponen de modelos eléctricos en su catálogo (Electromovilidad, 2020).

## **2.2 SITUACIÓN ACTUAL DEL VEHÍCULO ELÉCTRICO**

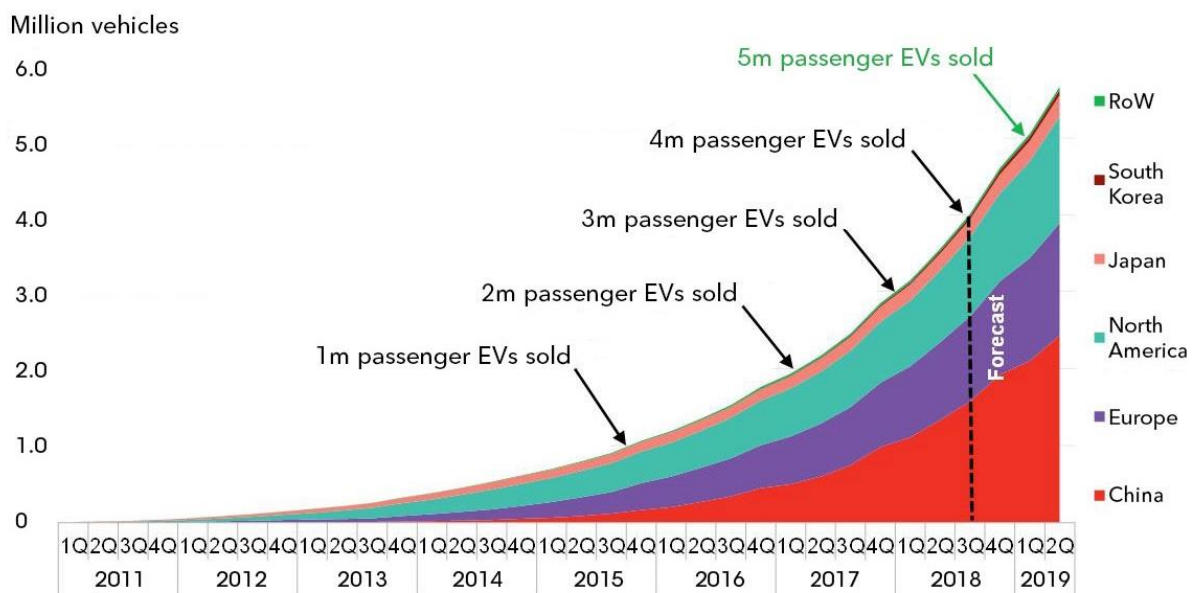
Hoy día, la gran mayoría de marcas ya ofertan vehículos totalmente eléctricos o híbridos. En toda esta transición ha sido el desarrollo de la electrónica de potencia, la sensorización y el control los que han permitido evolucionar hacia un nuevo concepto de movilidad eléctrica, conectada y autónoma.

Además, la práctica totalidad de los países desarrollados y de la OCDE están implementando políticas de apoyo al vehículo eléctrico, con el objetivo de contribuir a la mejora de la eficiencia energética y la reducción de las emisiones de CO<sub>2</sub> y de contaminantes en las ciudades, al tiempo que se reduce la dependencia del petróleo y se favorece la utilización de fuentes de energía renovables (Wikipedia, 2020).



**Figura 1. Pronóstico del porcentaje de ventas de vehículos eléctricos con respecto a las ventas totales de vehículos (Cooper & Schefter, 2018)**

En la Figura 1 se muestra un incremento de la venta de vehículos eléctricos a nivel mundial. En el año 2018 las ventas de vehículos eléctricos representan menos de un 2,5% de las totales, pero se puede observar un gran avance, llegando en el año 2030 a representar más del 20% de las ventas totales de vehículos, lo que ya empiezan a ser cifras muy significativas.



**Figura 2: Acumulación de ventas de vehículos eléctricos (BloombergNEF, 2018)**

En la Figura 2 se puede observar el incremento de ventas de vehículos eléctricos desglosado en las regiones o países más significativos. El ritmo de crecimiento a nivel global es aproximadamente de 1 millón más con respecto al año anterior. China es líder en ventas, seguido de Europa y Norteamérica.

## 2.2.1 TIPOS DE VEHÍCULOS ELÉCTRICOS

Dependiendo de la configuración de los coches existen diferentes tipos de vehículos eléctricos (Electromovilidad, 2020) (Torres-Sanz, 2018):

- **Vehículo eléctrico a baterías o Battery Electric Vehicle (BEV)**  
Es el coche eléctrico estándar. Obtienen la energía almacenada en sus baterías recargables mediante la conexión a la red eléctrica. Un BEV típico tendrá un alcance de 160 a 250 km, aunque algunos pueden viajar hasta 400 km con una sola carga. Actualmente los vehículos eléctricos de este tipo están creciendo e importantes marcas ya ofrecen varios modelos como el Nissan LEAF, Renault ZOE, Tesla Model S, BMW i3, ...
- **Vehículo híbrido o Hybrid Electric Vehicles (HEVs)**  
Vehículos híbridos propulsados por una combinación de un motor de combustión interna convencional y un motor eléctrico. No se pueden conectar a la red eléctrica, por lo que la batería que proporciona energía al motor eléctrico se recarga gracias a la energía generada por el propio motor de combustión. En los modelos más modernos, también se recarga gracias a la energía generada en las frenadas.
- **Vehículo híbrido enchufable o Plug-in Hybrid Electric Vehicle (PHEV)**  
Son modelos híbridos, pero que pueden ser conectados a la red eléctrica para recargar su batería. Pueden recorrer distancias de entre 5 y 80 km utilizando únicamente la tracción eléctrica mientras disponen del motor de combustión para cargar la batería cuando sea necesario o para entrar en funcionamiento cuando el conductor lo decida.
- **Vehículo eléctrico de autonomía extendida o Extended Range Electric Vehicle (EREV)**  
Poseen las mismas características que los vehículos eléctricos a batería, además cuentan con un motor de combustión que hace exclusivamente de generador para la batería. Este motor de combustión es sumamente pequeño, cargando la batería a un ritmo menor del que se descargan, de ahí que siendo un vehículo híbrido, se le catalogue de eléctrico (por su tracción 100% eléctrica) con autonomía extendida.

## 2.3 SECTOR ELÉCTRICO EN ESPAÑA

La legislación actual hace que el mercado eléctrico español esté dividido en dos:

- **El mercado eléctrico libre:** En el que actúan y compiten empresas comercializadoras de electricidad, que venden electricidad al usuario final con los precios, ofertas y características que deseen.
- **El mercado eléctrico regulado:** También llamado PVPC o Precio Voluntario al Pequeño Consumidor. Aquí el precio de la electricidad no es libre, sino que viene determinado por el estado según un precio ponderado, basado en el precio de la electricidad cada hora. Solo unas pocas comercializadoras, llamadas de referencia, actúan en este mercado y ofrecen ese precio fijado. Pero entre ellas no pueden competir modificándolo.

En base al tipo de mercado, las diferentes operadoras ofrecen un tipo de tarifa u otra. Estos son los tipos de tarifas existentes:

- **Tarifa PVPC o Precio Voluntario para el Pequeño Consumidor**

La tarifa regulada PVPC (o Precio Voluntario para el Pequeño Consumidor) es un sistema para determinar el precio de la luz implantado por el Gobierno para todos los clientes del mercado eléctrico regulado. Estos clientes tienen su contrato con una Comercializadora de Referencia y una potencia contratada no superior a los 10 kW. Hay tres tipos de tarifa PVPC: Tarifa General o por defecto, Tarifa con discriminación horaria y tarifa para vehículos eléctricos o supervalle (Endesa, 2020).



**Figura 3: Gráfica de la tarifa PVPC y sus tres tipos, Por defecto (Azul), Discriminación horaria (Rojo) y vehículos eléctricos (Verde) (Red Eléctrica Española, 2020)**

En la Figura 3 podemos ver el precio por MWh de los tres tipos de tarifa PVPC. La tarifa por defecto tiene un precio que varía sobre un rango pequeño. En la tarifa por discriminación horaria se distinguen dos periodos: el periodo valle desde las 22:00 hasta las 12:00 donde el precio se ve reducido y el periodo punta desde las 12:00 hasta las 22:00 donde el precio se incrementa. La tarifa para vehículos eléctricos es similar a la de discriminación horaria salvo que tiene un periodo de supervalle de 01:00 horas hasta las 07:00 horas donde el precio es inferior al del periodo valle.

- **Precio fijo**

Las Comercializadoras de Referencia establecen un precio fijo para la electricidad durante el periodo de un año, de esta manera los clientes pueden conocer el gasto que tendrá en las facturas de la luz. Este tipo de tarifas también pueden disponer de

discriminación horaria en dos periodos valle y punta. Como ejemplo, Endesa ofrece para este tipo de tarifa el precio de 0,14702 €/kWh (Selectra, 2020).

- **Libre mercado**

Existen diferentes comercializadores en el mercado libre, donde el consumidor puede contratar el suministro de energía eléctrica con cualquier comercializadora conforme al precio y las condiciones que en su caso pacten entre cliente y comercializador. Como ejemplo la comercializadora del mercado libre Repsol Electricidad y Gas, ofrece una tarifa para hogares con una potencia inferior a 10kW con un precio fijo de 0,1290 €/kWh.

## 2.4 TIPOS DE RECARGAS

En el mercado actual existen distintos tipos de conectores destinados a los coches eléctricos. Depende de la región se usa un estándar u otro. En Europa, se ha adoptado el estándar IEC 62916, que es diferente al SAE J1772 (el estándar de los mercados asiáticos y americanos). IEC 62916 es un estándar internacional para el conjunto de conectores eléctricos y los modos de recarga (en especial, la rápida) para vehículos eléctricos y que se mantiene técnicamente por la Comisión Electrotécnica Internacional (IEC) (IEC, 2016).

Este estándar define 4 modos de carga:

- **Modo 1**

En este modo la carga se realiza en un enchufe clásico doméstico (una toma SCHUKO) como el que usamos para electrodomésticos.

Este sistema es el más sencillo de los modos de recarga, pues consiste únicamente en llevar un cable de nuestra clavija tipo “Schuko” 230 V a nuestro vehículo. Este modo es utilizado por pequeñas motos u otro tipo de vehículo pequeño, ya que la toma no incluye seguridad y no se aconseja para vehículos o motos de mayor potencia (Lugenergy, 2020).



Figura 4: Modo de carga 1, enchufe no dedicado (IEC, 2016)

- **Modo 2 (Recarga lenta)**

Este tipo de recarga es monofásica y se realiza con un voltaje de 230V a un máximo de 3,7kW. Está pensado para la recarga doméstica, el usuario deberá instalar una caja con un enchufe tipo Schuko, la cual provee sistemas de protección para la carga, y conectar el vehículo eléctrico o híbrido a la red eléctrica. Este modo de recarga es

interesante para algunos tipos de coche híbrido enchufable o un vehículo eléctrico pequeño (Lugenergy, 2020).

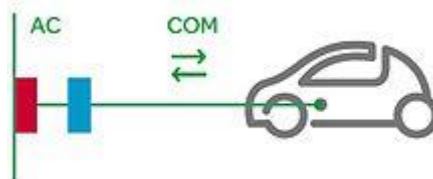


Figura 5: Modo de carga 2, enchufe no dedicado con dispositivo de protección incorporado (IEC, 2016)

- **Modo 3 (Recarga semi-rápida)**

Este modo de carga requiere de un dispositivo llamado WALLBOX: un punto de recarga destinado exclusivamente a recargar vehículos eléctricos, el cual incorpora varios sistemas de protección necesarios para la seguridad de la instalación eléctrica y del vehículo. Este modo 3 es interesante para uso doméstico si el usuario tiene un híbrido enchufable con una autonomía considerablemente alta o un coche 100% eléctrico. El modo 3 de recarga permite una recarga monofásica y, también, una recarga trifásica. Es decir, si el vehículo lo permite, se puede recargar hasta 32A (a más de 7.2kWh y 400V) (Lugenergy, 2020).



Figura 6: Modo de carga 3, enchufe-circuito dedicado (IEC, 2016)

- **Modo 4 (Recarga rápida)**

La recarga en Modo 4 que se realiza en una estación fuera de la vivienda del usuario y que permite recargar como mínimo un 70% de la batería en menos de 30 minutos. El modo 4 es considerado como tal a partir de 50 kWh. Este modo de recarga se divide en dos modos: el modo 4 con recarga 'super rápida' y el modo 4 con recarga 'ultra rápida'. Esta última es menos aconsejable usarla con frecuencia ya que daña la batería. Está pensado para las estaciones de uso público exteriores que supongan un punto de recarga para trayectos largos o situaciones concretas en las que dispongamos de poco tiempo para recargar nuestro vehículo. La recarga en modo 4 se realiza en corriente continua, a diferencia de los modos anteriores, que se realizan en corriente alterna (Lugenergy, 2020).

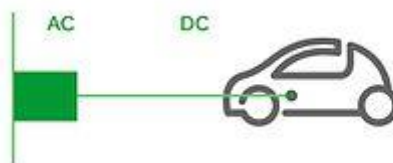


Figura 7: Modo de carga 4, enchufe con conexión corriente continua (IEC, 2016)

## 2.5 DIÓXIDO DE CARBONO Y GASES DE EFECTO INVERNADERO

Los gases de efecto invernadero (GEI) son gases atmosféricos que absorben y emiten radiación, siendo los principales gases el vapor de agua, el dióxido de carbono, el óxido de nitrógeno y el ozono. El dióxido de carbono es un gas que existe naturalmente en la atmósfera de la Tierra y que proviene de fuentes naturales como volcanes, yacimientos de petróleo y gas natural,... Además, también provienen de la combustión de materiales como los combustibles fósiles, por lo que debido a la industrialización del ser humano, se ha incrementado la concentración de dióxido de carbono en la atmósfera (Wikipedia, 2020).

La acumulación de estos gases como su propio nombre indica, da lugar al efecto invernadero (Wikipedia, 2020), es un proceso en el que la radiación emitida por la superficie de la Tierra es absorbida por los gases de efecto invernadero (GEI) atmosféricos e irradiada en todas las direcciones, parte de esa radiación vuelve a la superficie y a la atmósfera interior, aumentando la temperatura.

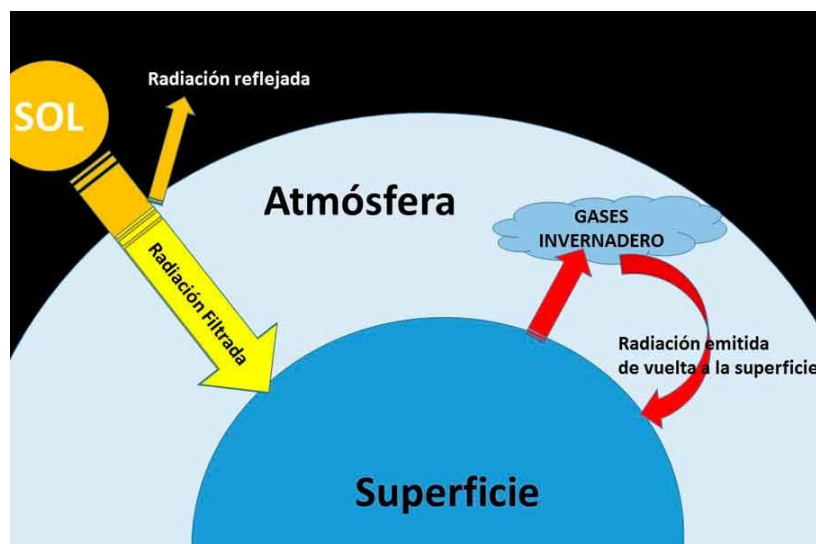


Figura 8: Esquema del efecto invernadero (Barrameda, 2020).

En la Figura 8 se muestra el ciclo del efecto invernadero, donde la atmósfera filtra parte de la radiación solar, ésta es absorbida y devuelta a la atmósfera por la superficie de la Tierra, una vez en la atmósfera, a causa de los GEI, la radiación vuelve a la superficie.

## 2.6 EMISIONES DE CO<sub>2</sub>

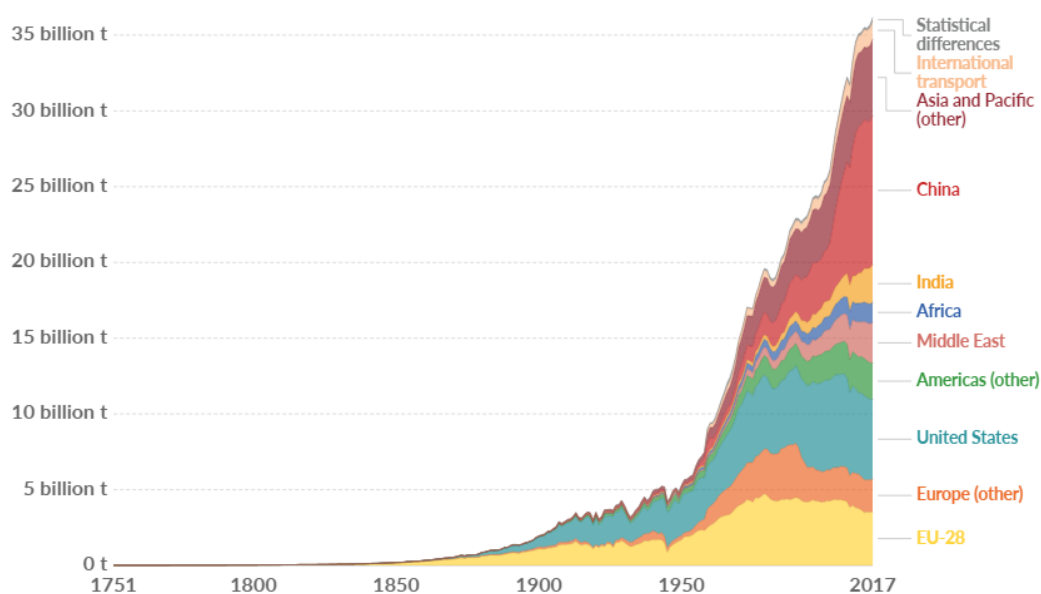
Las emisiones de CO<sub>2</sub> tienen dos orígenes, naturales y antropogénicas. Estas últimas son las causadas por el ser humano, y están sufriendo un crecimiento año a año, en 2007 las emisiones de CO<sub>2</sub> eran el doble que en 1971 (Wikipedia, 2020).

Para controlar las emisiones se creó el Protocolo de Kioto en 1997, pero no entró en vigor hasta 2005. Este protocolo es un acuerdo internacional entre diferentes países que tiene como objetivo reducir las emisiones de los gases de efecto invernadero (Wikipedia, 2020).

A pesar del protocolo de Kioto, las emisiones de CO<sub>2</sub> han seguido aumentando, por lo que en 2009 se realizó la cumbre de Copenhague, donde participaron 119 líderes mundiales para llegar a acuerdos realistas contra el cambio climático.

Las emisiones de CO<sub>2</sub>, causadas por el hombre, suelen tener unas fuentes bastante obvias, la generación de electricidad mediante energías no renovables, los medios de transporte que utilizan derivados del petróleo como combustible (como por ejemplo aviones, automóviles, camiones, motocicletas, etc.), y también están las grandes industrias y fábricas.

Por el lado de la naturaleza, las mayores emisiones de CO<sub>2</sub> se dan cuando hay incendios forestales, y también durante erupciones volcánicas, sobre todo las que tuvieron ciertos volcanes hace millones de años, llegando a cambiar el clima de la Tierra.



**Figura 9: Emisiones de CO<sub>2</sub> anuales, por región (Le Quééré; Global Carbon Project; Carbon Dioxide Information Analysis Centre (CDIAC), 2018)**

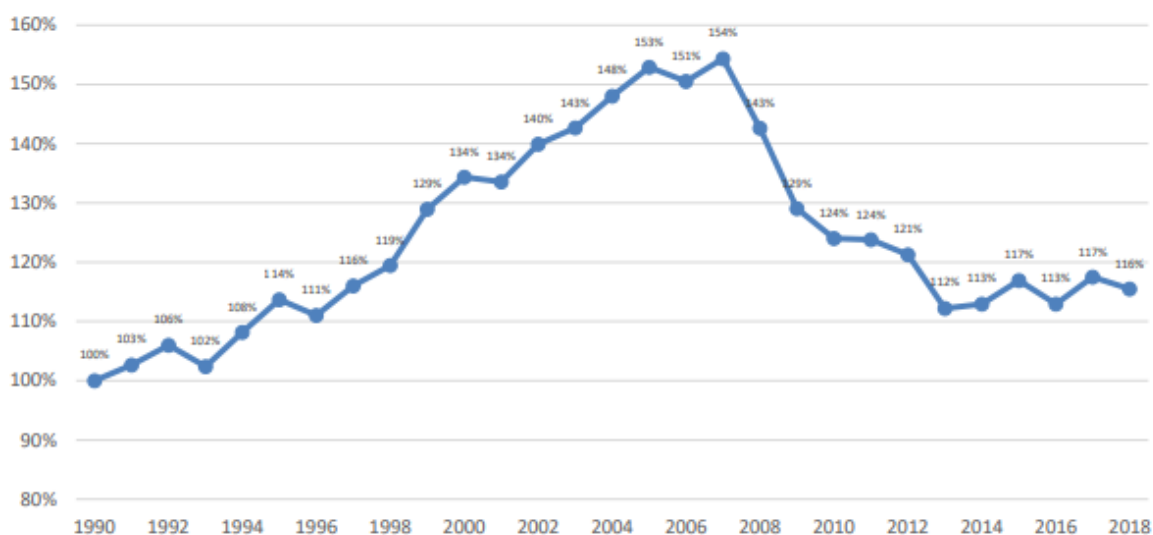
En la Figura 9 se puede observar el incremento de millones de toneladas de CO<sub>2</sub> con el paso de los años. Las regiones que más CO<sub>2</sub> producen son Estados Unidos, Europa y China y otras regiones de Asia.

## 2.7 EMISIONES DE CO<sub>2</sub> EN ESPAÑA

Las emisiones de Gases de Efecto Invernadero (GEI) en España fueron de 334,3 millones de toneladas de CO<sub>2</sub> equivalente, situándose en +15,5% respecto a 1990 y un -24,5% respecto a 2005.



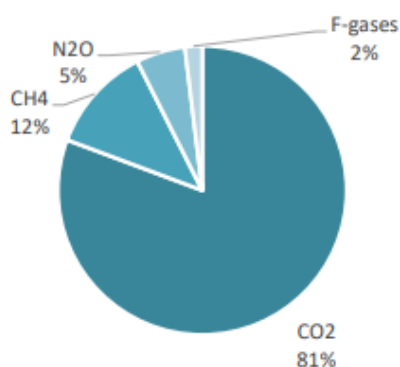
Como se puede observar en la Figura 10, las emisiones totales sufrieron un rápido incremento desde 1990 que las situaban en 289.383 millones de toneladas de CO2 equivalente hasta 2005 que se situaron en 442,432 millones de toneladas. Desde el año 2006 las emisiones comenzaron a disminuir en la mayoría de países, ya que el Protocolo de Kioto entró en vigor en el año 2005 (Miteco, 2020). Desde ese año las emisiones sufrieron una fuerte caída, situándose cada vez más cerca del nivel de emisiones del año 1990.



**Figura 10: Índice de evolución del agregado de emisiones (Miteco, 2020).**

Las emisiones de CO2 equivalente sufrieron una disminución en 2018 del 1,7% con respecto al año 2017. Esta disminución se debe a la disminución de emisiones en diferentes sectores, pero fundamentalmente las emisiones ligadas a la generación eléctrica, que disminuyeron un 13,3% porque se trató de un año húmedo, lo que aumentó la generación hidráulica un 84,9% respecto a 2017, y disminuyó el consumo de combustibles fósiles (Miteco, 2020).

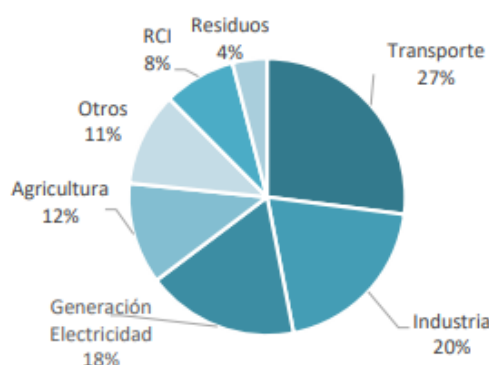
### 2.7.1 EMISIONES DEL SECTOR ELÉCTRICO Y DE TRANSPORTE



**Figura 11: Emisiones totales de 2018 por tipo de gas (Miteco, 2020)**

Como muestra la Figura 11, las emisiones de CO<sub>2</sub> en 2018 supusieron un 81% en las emisiones totales de GEI, seguido del metano con un 12%. Esto significa que el CO<sub>2</sub> es el gas con mayor presencia en las emisiones de GEI.

El Inventario Nacional de Emisiones de 2018 (Miteco, 2020), establece que el sector con más emisiones de GEI en 2018 fue el del transporte, siendo responsable de un 27%, y el sector de la generación eléctrica de un 17,8%.



**Figura 12: Emisiones de 2018 por sector (Miteco, 2020)**

A continuación, se van a detallar las emisiones del sector transporte y del sector de generación eléctrica:

- **Transporte:** Aumento de las emisiones un 1,4% respecto al año 2017. Esto se debe al aumento de las emisiones del transporte por carretera (incremento interanual del 1,1%) y al aumento en el consumo de combustibles en la navegación aérea (incremento interanual del 8%) (Miteco, 2020).
- **Generación eléctrica:** Descenso del 13,3% de las emisiones respecto al año 2017. Esto se debe a la disminución del consumo de combustibles fósiles, al aumento de la generación hidráulica (+84,9% respecto a 2017) y un aumento de 3,5% en la producción de origen eólico. Como consecuencia del aumento de las renovables, la generación en ciclos combinados descendió un 18,9% y en las térmicas de carbón descendió un 17,2% (Miteco, 2020).

La generación de electricidad es uno de los motores del cambio climático en España, de ahí la importancia que tiene el hecho de que sus emisiones de gases de efecto invernadero hayan caído en 2019 (49,6 millones de toneladas) a menos de la mitad de lo que se emitía en 2007 (110 millones de toneladas).

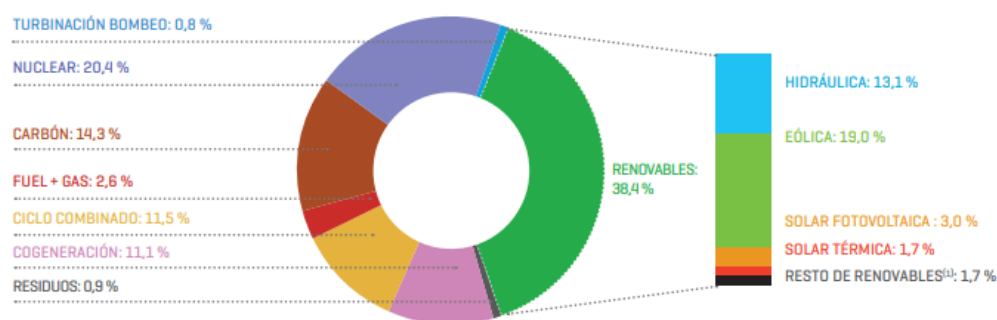
---

## **2.7.2 ENERGÍAS RENOVABLES Y NO RENOVABLES**

Según el Informe de energías renovables de 2018 (Red Eléctrica Española, 2018), la generación con fuentes de energía renovables en España ascendió a 48.612 MW. Con respecto a la generación total, representa un 38%, lo que supone un incremento del 6% con respecto al 32% del año 2017.

La potencia instalada renovable creció un 0,9 % respecto al año anterior, lo que supone 427 MW más que en el año 2017. Este incremento se debe principalmente a la tecnología eólica, la cual es responsable del 88,4% de la nueva potencia. La segunda fuente en aportación a la nueva potencia renovable ha sido la solar fotovoltaica con 26 MW adicionales.

El incremento de las energías renovables en la generación total se debe a tres factores: (i) el aumento de la producción hidráulica ya que el año 2018 fue un año con mayor hidraulicidad, (ii) el incremento de la producción eólica y (iii) el descenso de la producción total de energía.

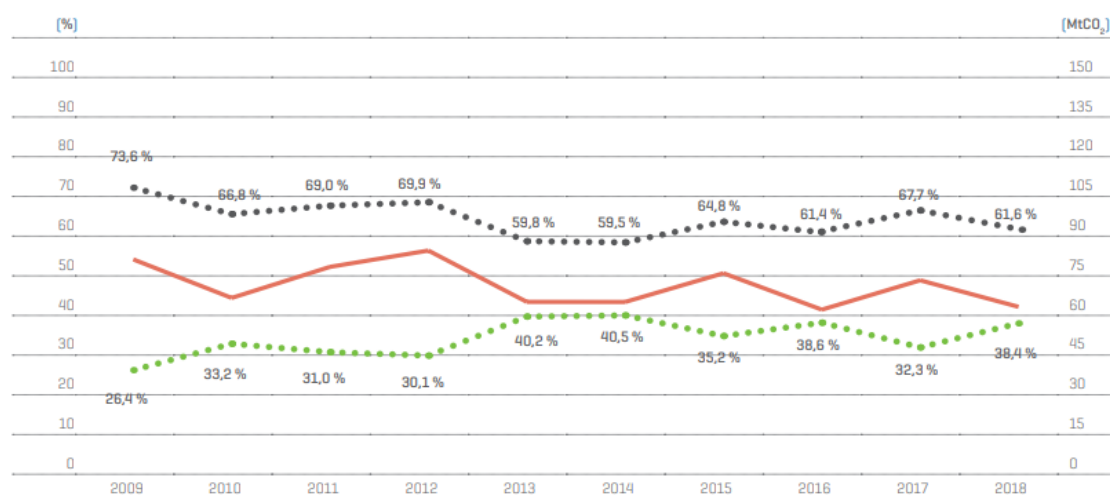


**Figura 13: Estructura de la generación eléctrica en el 2018 (Red Eléctrica Española, 2018)**

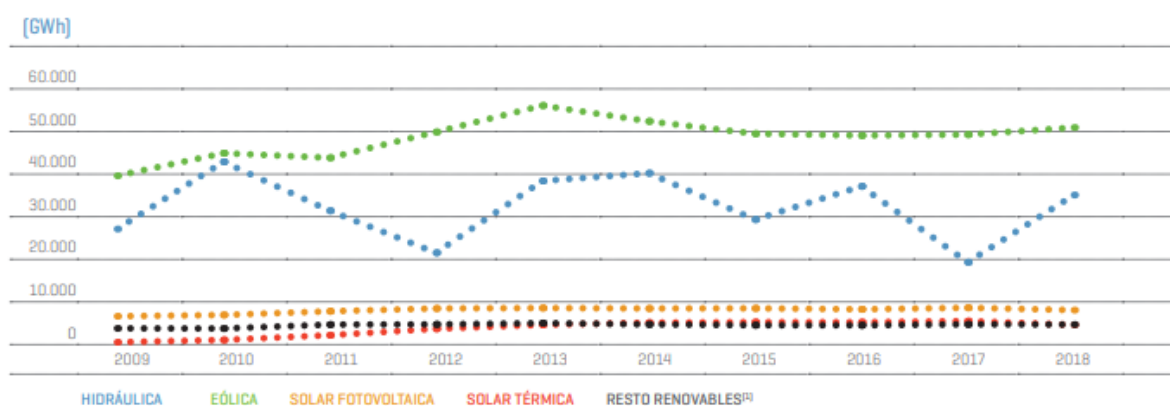
En la Figura 13, se muestra un desglose de la generación total de energía por cada tipo de energía ya sea renovable o no renovable. La eólica continúa siendo la tecnología renovable más importante, suponiendo el 19 % de la producción, situándose a 1,4 puntos porcentuales de la energía con más peso en el total de generación, la nuclear. La hidráulica también representa un porcentaje significativo de la generación total con un 13,1%. El resto de las energías renovables no pueden competir con las energías no renovables ya que solo suponen un pequeño porcentaje de la generación total.

Debido al aumento de las renovables y a la disminución de la producción total, la producción de origen térmico se ha reducido, lo que ha resultado en una disminución del 13,8% sobre las emisiones de CO2 del año 2017.

En la Figura 14 se muestra la evolución de la generación renovable/no renovable a lo largo de los años, además, se muestra las emisiones de CO2 de cada año. Se observa que las emisiones de CO2 siguen la misma tendencia que la generación de energías no renovables, mientras que va a la inversa con la generación de energías renovables. Comparando el año 2018 y 2009, se puede observar que la generación de renovables ha aumentado un 12%, la generación de no renovables ha disminuido un 12% y las emisiones se han reducido en unos 15 millones de toneladas de CO2.



**Figura 14: Evolución de la generación renovable/no renovable y emisiones de CO2 asociadas a la generación de energía eléctrica (Red Eléctrica Española, 2018).**



**Figura 15: Evolución de la generación de energía renovable (GWh), (Red Eléctrica Española, 2018)**

Las energías renovables dependen de factores ajenos a las personas, como se puede observar en la Figura 15. La energía solar fotovoltaica, solar térmica y el resto de renovables se mantienen estables con el paso de los años. En cambio, la energía hidráulica y la eólica han sufrido diferentes variaciones. La energía eólica se ha incrementado debido a las nuevas instalaciones en diferentes partes de España, pero el que disminuya de un año a otro se debe a la cantidad de viento que puede haber cada año. Con la energía hidráulica ocurre lo mismo, su generación como se puede ver es muy inestable, ya que incluso más variable del factor meteorológico.

En el presente marco teórico se han introducido varios aspectos sobre el funcionamiento de los vehículos eléctricos, la procedencia de la energía eléctrica y los contratiempos que suponen las emisiones de CO2, todo esto ha llevado a crear la propuesta en el siguiente capítulo la cual soluciona varios de los problemas enunciados anteriormente.

### 3 PROPUESTA

Como se ha comentado anteriormente, los vehículos eléctricos se recargan fundamentalmente de forma tradicional (Plug & Charge), que consiste en conectar el vehículo al punto de carga y éste comenzará a cargar automáticamente en el instante de la conexión sin tener en cuenta otras variables.

El objetivo de la propuesta es mostrar un sistema de recarga inteligente como alternativa al método tradicional de Plug & Charge, el cual permita a un usuario tanto disminuir el coste de sus recargas, como utilizar energía más limpia en cada una de ellas. De esta forma el sistema tendrá en cuenta tanto los diferentes precios que puede tener la electricidad a lo largo del día, como las emisiones de CO2 emitidas por la energía eléctrica empleada en la recarga del vehículo.

#### 3.1 PROBLEMAS DEL MÉTODO PLUG & CHARGE

El método Plug & Charge es el método tradicional de recarga para vehículos eléctricos, consiste en conectar el vehículo a la red eléctrica y este comenzará a cargar en el instante de conexión. Este método no tiene en cuenta factores como el precio de la electricidad o las emisiones producidas para generar esa electricidad, por lo que experimenta una serie de problemas relacionados con los aspectos económicos y ambientales.

El primer problema que se puede encontrar está relacionado con el aspecto económico, ya que el método P&C carga de forma ineficiente en este aspecto, debido a que no tiene en cuenta las diferentes tarifas de los usuarios. En España, como se ha comentado anteriormente en la sección 2.3, dependiendo de la tarifa, los precios de la electricidad pueden variar según la hora del día o producir una discriminación según zonas horarias.

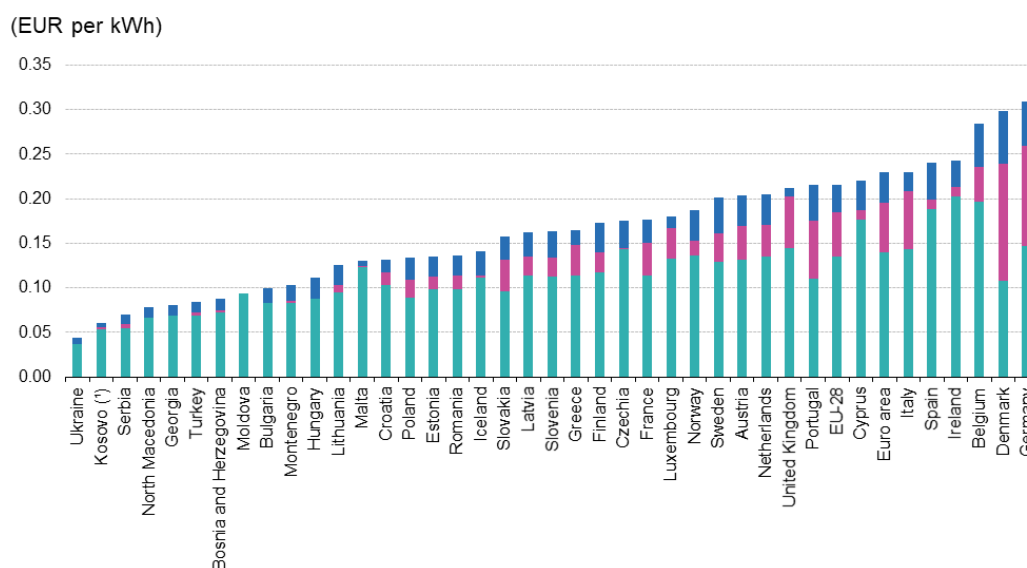
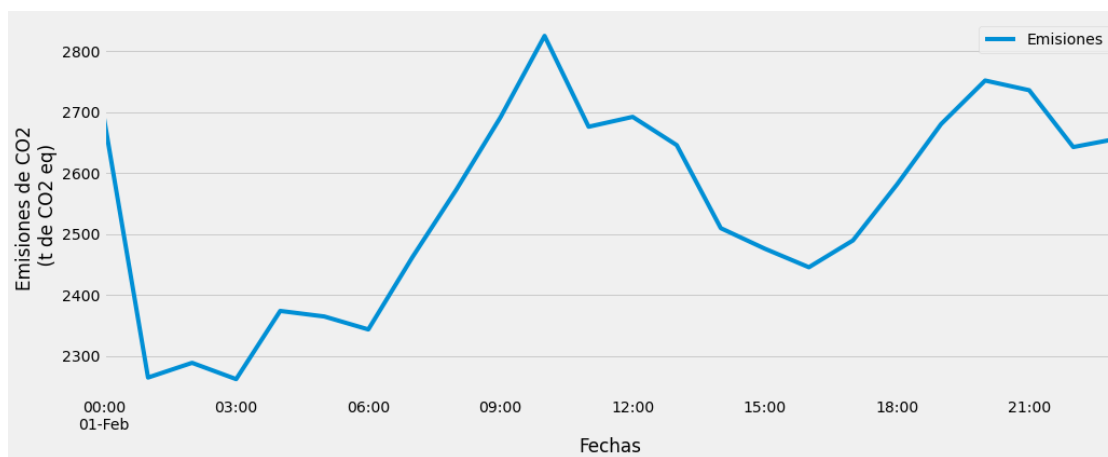


Figura 16: Precios de la electricidad por kWh (incluidos los impuestos) para consumidores domésticos, primer semestre de 2019. Precio sin impuestos (Azul turquesa), Otros impuestos (Morado), IVA (Azul oscuro) (Eurostat, 2019).

Como se puede observar en la Figura 16, en España los precios de la electricidad son bastante altos, situándose en el quinto puesto de los precios más altos de la Unión Europea. El método Plug & Charge no evita que el usuario cargue el vehículo en las horas en que el precio de la electricidad sea alto, por lo que en un país como España esto se traduce en un mayor gasto económico en cada recarga.

El segundo problema que se puede encontrar es el relacionado con el aspecto ecológico, ya que la generación eléctrica tiene unas emisiones de CO<sub>2</sub> asociadas, las cuales como se ha comentado en la sección 2.7.1, suponen un 17,8% respecto a las emisiones totales de CO<sub>2</sub>. El método Plug & Charge no tiene en cuenta estas emisiones, por lo que de la misma forma que en el modo económico, no evita que un usuario cargue el vehículo en las horas con mayores emisiones de CO<sub>2</sub> asociadas a la generación eléctrica, por lo que el usuario estaría usando energía menos limpia para cargar el vehículo.

Un escenario donde se reflejen estos problemas sería el siguiente: un usuario sale de trabajar y llega a su casa a las seis de la tarde, este usuario posee un punto de recarga privado, ya sea en su propia casa o común en la comunidad de vecinos. Nada más llegar conecta el vehículo, debido a que el punto de recarga utiliza el método Plug & Charge, el vehículo empieza a cargarse nada más enchufarse a la red a las seis de la tarde, la cual tomando como ejemplo de precios la Figura 3, está en la franja de horas punta en la que la electricidad es más cara. Esto resultará en que cargará el vehículo pagando un precio alrededor de 0,12 €/KWh, mientras que si el método de carga tuviera en cuenta el precio de la electricidad, podría cargar el coche de madrugada pagando unos 0,04 €/KWh.



**Figura 17: Emisiones de CO<sub>2</sub> asociadas a la generación eléctrica (01/02/2020). Datos obtenidos de la Red Eléctrica Española.**

En la Figura 17 se puede observar las variaciones de las emisiones de CO<sub>2</sub> asociadas a la generación eléctrica durante el día. El ejemplo anterior también es aplicable en este caso, ya que si el usuario comenzará a cargar su vehículo a las seis de la tarde, coincidiría con horas de altas emisiones. El método Plug & Charge cargaría el vehículo con esa energía, usando energía menos limpia para la carga.

## 3.2 PROPUESTA SISTEMA DE RECARGA INTELIGENTE

Tomando como referencia los problemas de ineficiencia del método tradicional Plug & Charge comentados en la sección anterior, este Trabajo de Fin de Grado propone un nuevo sistema de recarga que los solucione.

El sistema consiste en un punto de carga habitual en el que, además del método tradicional de Plug & Charge, cuenta con dos modos adicionales. Primero, un modo de recarga eficiente en el aspecto económico, el cual permite al usuario cargar su vehículo eléctrico cuando el precio de la electricidad sea más bajo, así permitiéndole ahorrar dinero en cada carga. El segundo modo, consiste en un modo de recarga eficiente en el aspecto ecológico, el cual tiene en cuenta el CO<sub>2</sub> emitido por la generación de la energía eléctrica, lo que permite al usuario cargar su vehículo con electricidad que haya emitido la menor cantidad de CO<sub>2</sub> posible. De esta forma, el usuario cargaría su vehículo con energía más limpia.

El sistema necesitará cierta información para funcionar correctamente:

- **Instante de desconexión del punto de carga:** Instante de tiempo aproximado en el que el usuario tiene pensado desconectar el vehículo eléctrico del punto de carga.
- **Porcentaje de batería del vehículo:** Porcentaje de batería actual con el que el vehículo eléctrico se conecta al punto de carga.
- **Potencia del punto de carga:** Potencia máxima a la que puede cargar el punto de carga.
- **Tarifa del usuario o emisiones asociadas:** Tarifa del usuario en el caso de que el enchufe este en el modo de recarga económica o las emisiones asociadas a la generación eléctrica en el caso de que el enchufe esté en el modo de recarga ecológica.

De esta forma, el sistema calculará la duración de la carga estimada, y así poder realizarla en el momento con precios de electricidad más bajos o menor cantidad de emisiones.

El sistema inicialmente está pensado para puntos de recarga domésticos o privados si pertenecen a una empresa con flotas de vehículos. Además, se podría adaptar fácilmente a puntos de carga que funcionen con alta potencia como pueden ser los Supercharger de Tesla, donde el usuario se vería beneficiado de las ventajas de nuestro sistema junto con una gran velocidad de carga.

Antes de entrar en detalle con el funcionamiento del sistema, se va a mostrar la arquitectura general de éste junto con la arquitectura específica de cada modo.

---

### 3.2.1 ARQUITECTURA CONJUNTA

El enchufe va a ser el dispositivo hardware al que tenga acceso el usuario. Éste dispondrá de conexión a la red para obtener los datos de ambos modos de carga, que estarán situados como APIs REST en Internet para que el sistema les pase los parámetros necesarios y éstas devuelvan el tiempo hasta el inicio de la carga.

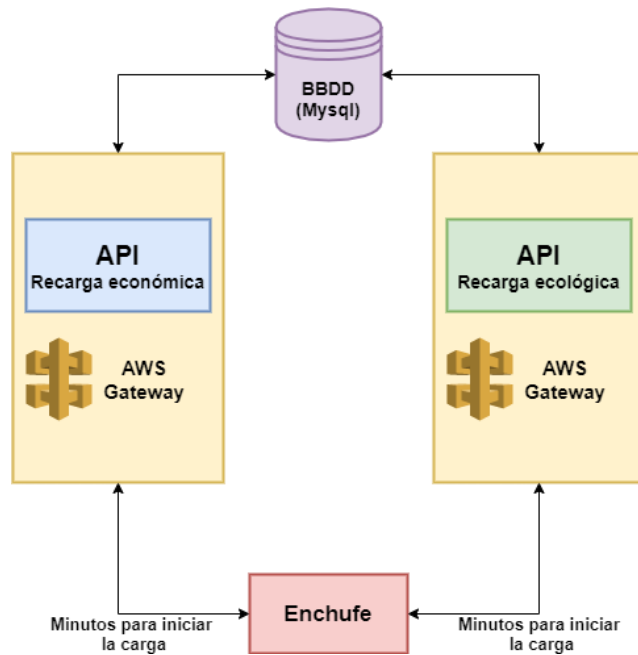


Figura 18: Arquitectura conjunta del sistema

En la Figura 18 se muestra un ejemplo de la arquitectura del sistema. El enchufe intercambiará información con cada una de las dos APIs, las cuales estarán creadas con un servicio de AWS Gateway o con cualquier otra alternativa que permita desplegar aplicaciones en Internet (Flask, ...). Cada una de las APIs contendrá los servicios necesarios, además de la capacidad para comunicarse con una base de datos para almacenar los datos de las tarifas de los usuarios o los datos referentes a las emisiones. La base de datos propuesta usa MySQL como servicio, aunque podría usarse cualquier otro tipo de base de datos relacional.

### 3.2.2 MODO DE CARGA ECONÓMICO

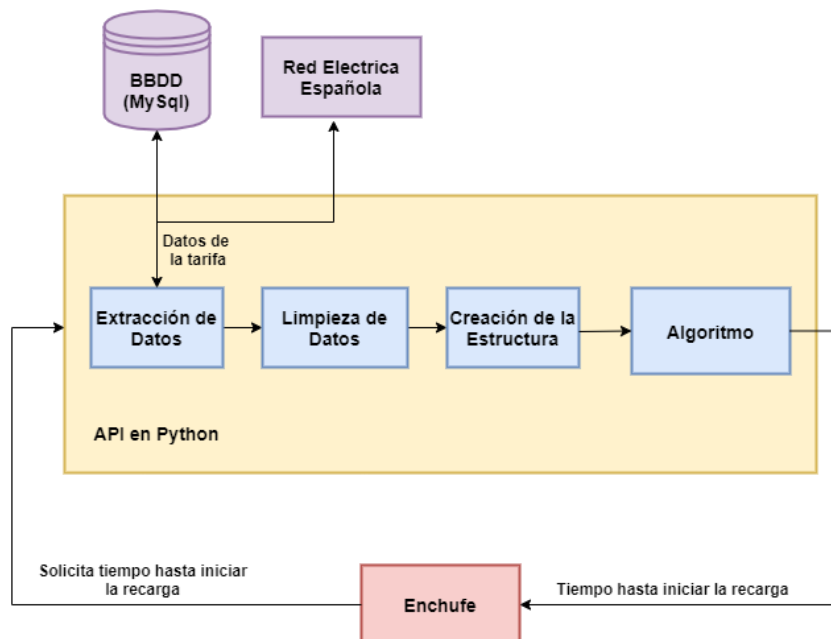


Figura 19: Arquitectura del modo de carga económico



La arquitectura del modo de carga económico es sencilla tal como se muestra en la Figura 19. En este caso, la API estará desarrollada en Python, que a pesar de ser un lenguaje interpretado, posee librerías desarrolladas en C, que permiten que su velocidad alcance la de lenguajes como C o C++. La API tendrá conexión con una Base de Datos para almacenar las tarifas fijas y con la API de la Red Eléctrica Española para obtener los precios de la tarifa PVPC, ya que se publican los precios con un día de antelación, por lo que no será necesario generar predicciones de los precios. Una vez que se obtienen los datos, se aplican procesos de limpieza sobre ellos y se crea una estructura de datos sobre la que aplicar el algoritmo, el cual devolverá el tiempo necesario hasta iniciar la carga del vehículo.

### 3.2.3 MODO DE CARGA ECOLÓGICO

En el modo de recarga ecológico la arquitectura no es tan sencilla ya que como se desarrollará en las siguientes secciones, y al contrario que en el modo de carga económico, no existen datos referentes a las emisiones futuras, por lo que se necesita un modelo de inferencia que genere predicciones de las emisiones. Se han definido dos arquitecturas, primero la relacionada con el modelo predictivo y después la que implementará ese modelo dentro de la API.

#### Arquitectura modelo predictivo

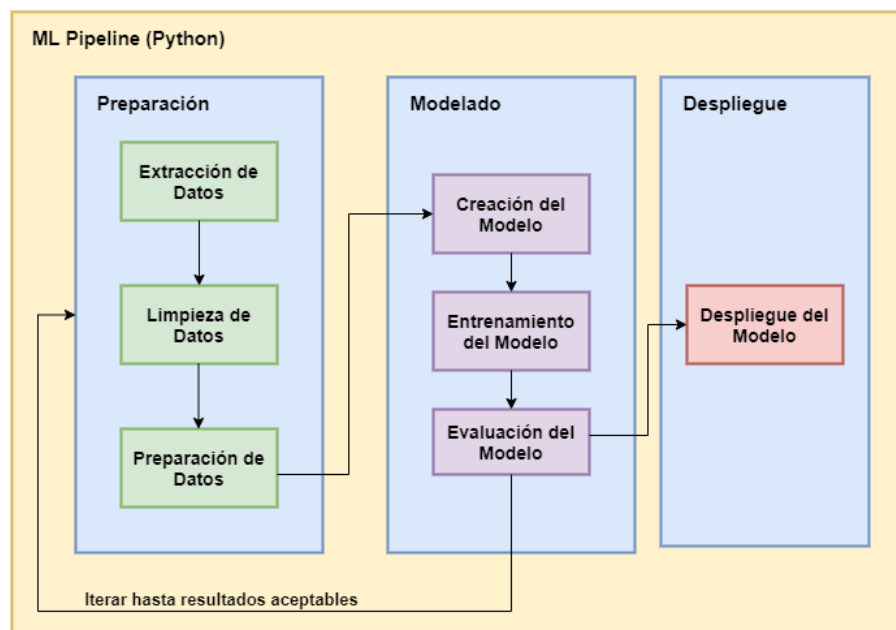
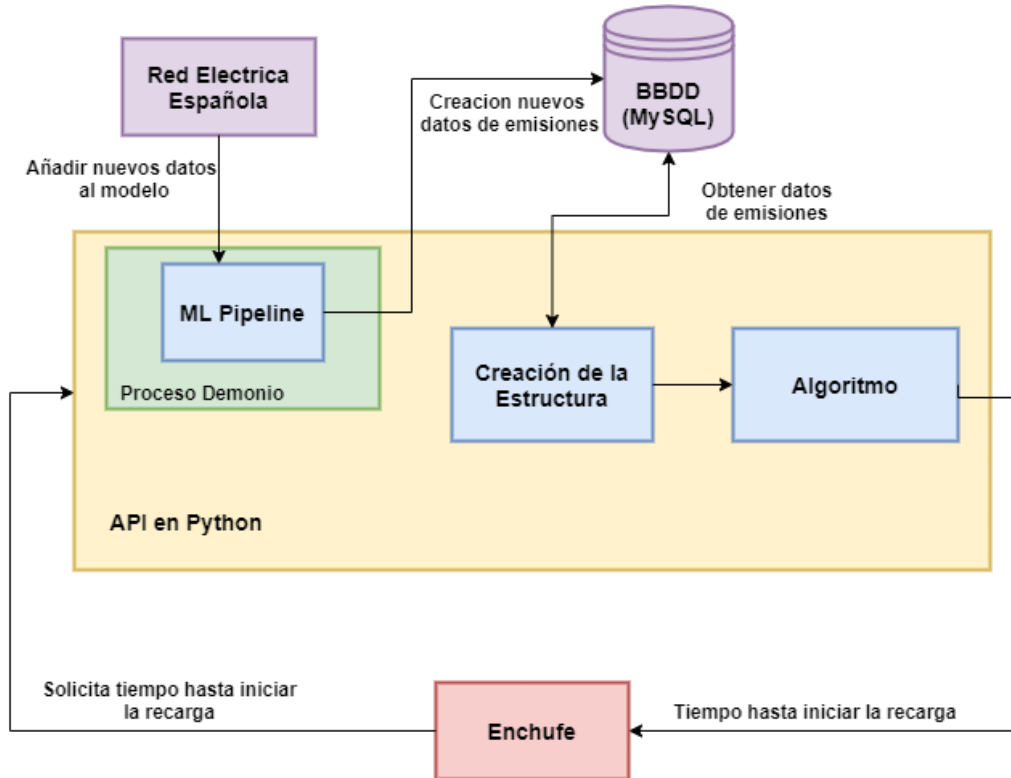


Figura 20: Arquitectura modelo predictivo

En la Figura 20 se muestra la arquitectura del modelo predictivo. Primero se necesitarán obtener los datos para entrenar el modelo y que éste pueda realizar predicciones. Para ello, los datos deberán pasar por unos procesos de limpieza y preparación para luego pasar a la fase de modelado donde se crea el modelo predictivo y que se entrenará con los datos obtenidos. De esta forma, el modelo aprenderá los patrones existentes en los datos y podrá realizar predicciones fiables. Posteriormente, se evalúa el rendimiento del modelo, ya que en

fase de producción hay que desplegar el mejor modelo posible, por lo que se iterará entre estas dos fases para encontrar el modelo con los mejores parámetros y que mejor aprenda de los datos. Por último se desplegará el mejor modelo obtenido.

### Arquitectura modo de carga ecológico



**Figura 21: Arquitectura del modo de carga ecológico**

En la Figura 21 se muestra la arquitectura final del modo de carga ecológico, que integra el modelo predictivo para generar los datos de las emisiones y que éstos sean almacenados en una base de datos para su posterior uso. El modelo se integrará en un proceso demonio de forma que se ejecute cada cierto número de tiempo para que se creen modelos entrenados con datos actualizados, debido a que cuanto mayor sea el horizonte de predicción menos fiables son las predicciones. Por ejemplo, si se desea predecir las emisiones para el 1 y 2 de julio, las predicciones serán más fiables si los datos de entrenamiento incluyen todo el mes de junio que si incluyen hasta mayo. El resto de la API consiste en obtener los datos de las emisiones que estarán almacenados en una base de datos y así crear la estructura de datos necesaria para poder aplicar el algoritmo. De la misma forma que en el modo económico, el algoritmo devolverá el tiempo necesario hasta iniciar la carga del vehículo.

## 3.3 ALGORITMO PROPUESTO

En esta sección se va a explicar el algoritmo creado para resolver el problema de eficiencia, presentándolo en formato de pseudocódigo en lenguaje natural y en un diagrama de flujo para su mejor entendimiento.

El problema que surge para conseguir la eficiencia es un problema de búsqueda tradicional, donde hay que encontrar la solución más óptima dentro de un cierto espacio de búsqueda. El algoritmo se aplica en ambos modos de carga, la única diferencia entre modos es el espacio de búsqueda, en caso del modo de carga económico serán los precios de la electricidad futuros de la tarifa del usuario y en el caso del modo de carga ecológico las emisiones futuras asociadas a la generación eléctrica.

El problema se puede definir como lo siguiente: “Encontrar la franja de tiempo con longitud de la duración de la carga en la que el precio de la electricidad o las emisiones asociadas sean mínimas”:

- **Espacio de búsqueda:** Conjunto de todas las franjas de tiempo con valor de la duración de la carga junto a la suma de los precios de la electricidad o la suma de las emisiones de CO2 asociadas.
- **Solución:** Franja de tiempo en el que la suma de los precios de la electricidad o la suma de las emisiones asociadas sean mínimas.

A continuación, se va a describir el pseudocódigo en lenguaje natural del algoritmo explicando cada paso y analizando la complejidad temporal y espacial de éste.

---

### 3.3.1 PSEUDOCÓDIGO

```
Procedimiento CalcularInicioCarga
Inicio
    capacidadRestante: Entero
    duracionCarga: Entero
    tiempoDisponible: Entero
    inicioSubArray: Entero
    tiempoHastaInicio: Entero

    Set capacidadRestante, duracionCarga, tiempoDisponible,
        inicioFranjaMinima, tiempoHastaInicio = 0

    capacidadRestante = Calcular capacidad de la batería
                        para cargar
    duracionCarga = Calcular la duración de la carga
    tiempoDisponible = Calcular el tiempo disponible de
                      carga
    inicioFranjaMinima = Buscar la franja de menor valor
                        con longitud duracionCarga
    tiempoHastaInicio = Calcular tiempo hasta el inicio
                      de la carga

    Devuelve tiempoHastaInicio

Fin
```

**Figura 22:** Pseudocódigo en lenguaje natural del algoritmo para la carga inteligente

Como se puede apreciar en la Figura 22, el algoritmo primero inicializa una serie de variables como enteros ya que así puede trabajar tanto en horas como en minutos. Posteriormente se divide en cinco pasos para acabar devolviendo la cantidad de tiempo que el vehículo debe esperar hasta iniciar la carga. A continuación, se van a explicar los cinco pasos en los que se divide el algoritmo:

### 1. Calcular la capacidad de la batería para cargar

Es necesario conocer la cantidad de kWh que necesita la batería del vehículo para estar completamente cargada, por lo que se calcula ese valor a partir del porcentaje de batería actual del vehículo y la capacidad total de la batería.

### 2. Calcular la duración de la carga

A partir de la potencia que suministra el punto de carga donde este instalado el enchufe y la capacidad en kWh que necesita la batería para estar completamente cargada, se calcula el tiempo necesario para realizar la carga.

### 3. Calcular el tiempo disponible de carga

Calcula el tiempo disponible que tiene el usuario para cargar el vehículo teniendo en cuenta el instante de conexión del vehículo al punto de carga y el instante de desconexión estimado por el usuario. Si este tiempo es menor que la duración de la carga, se usará el tiempo disponible como duración, aunque no llegue a cargar completamente la batería.

### 4. Buscar la franja de menor valor con longitud de la duración de la carga

En este paso, se ha utilizado un algoritmo buscar cual es el mejor momento en el que el vehículo debe iniciar la carga para conseguir los objetivos de eficiencia. Se ha considerado el caso de que la estructura de datos sea un vector, por lo que el objetivo es buscar el sub-vector con longitud de la duración de la carga cuya suma de valores sea mínima dentro de toda la estructura. La Figura 23 detalla el pseudocódigo del algoritmo usado.

```
Encontrar_SubVector_Minimo(vector, longitudVector, longitudSubVector)
    inicioSubVector, resultado, suma: int

    inicioSubVector, resultado, suma = 0;

    if longitudVector < longitudSubVector
        return -1;

    for i = 0 to longitudSubVector
        resultado = resultado + vector[i];

    suma = resultado;

    for i = longitudSubVector to longitudVector
        suma = suma + vector[i] - vector[i - longitudSubVector];

        if resultado > suma
            resultado = suma;
            inicioSubVector = i - longitudSubVector + 1;

    return (resultado, inicioSubVector);
```

**Figura 23: Pseudocódigo del algoritmo Encontrar\_SubVector\_Minimo**

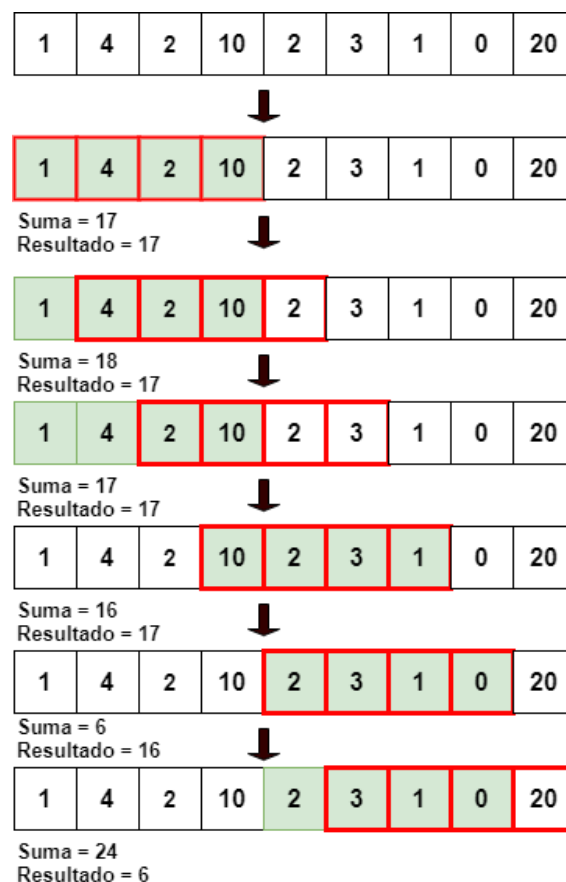
El funcionamiento del algoritmo para encontrar el sub-vector mínimo es sencillo. Primero inicializa tres variables: el inicio del sub-vector, el resultado para almacenar la suma del sub-vector con menor valor y una variable suma para realizar intercambios. El algoritmo

tiene en cuenta que la longitud del sub-vector debe ser mayor o igual a la del vector original, en caso contrario el algoritmo devuelve un -1.

Después de esta comprobación obtiene el primer sub-vector de los primeros elementos y asigna la suma a la variable "resultado". Una vez se ha obtenido el primer sub-vector, se asigna "resultado" a la variable "suma" y el algoritmo empieza a iterar desde el siguiente elemento del final del sub-vector, en cada iteración el sub-vector avanza una posición, añadiendo el valor del siguiente elemento y eliminando el del primero. Una vez ha avanzado el sub-vector, si el resultado del mínimo sub-vector es mayor que la suma del sub-vector actual, quiere decir que un sub-vector con menor valor se ha encontrado, por lo que se actualiza el resultado y la posición de inicio del sub-vector con respecto al vector total. Una vez se ha iterado todo el vector, el algoritmo devuelve el resultado de la suma y la posición de inicio del sub-vector mínimo.

El algoritmo tiene una complejidad espacial y temporal de  $O(n)$  lo que es una complejidad aceptable en ambos casos. La Figura 24 muestra una representación gráfica del funcionamiento del algoritmo.

#### **Demostración:**



**Figura 24: Demostración visual algoritmo Encontrar\_Sub-vector\_Minimo**

Como se observa en el ejemplo de la Figura 24, el sub-vector mínimo está representado de color verde y el sub-vector que se actualiza en cada iteración está representado de color rojo. En el ejemplo, el algoritmo devolverá que la posición de inicio del sub-vector es la 4 y su suma un valor de 6.

### 5. Calcular tiempo restante hasta el inicio de la carga

A partir del instante de conexión del vehículo y el instante donde debe comenzar la carga, se calcula el tiempo que debe esperar el vehículo hasta comenzar la carga para así lograr los objetivos de eficiencia.

Si calculamos la complejidad de cada paso, todos tienen una complejidad espacial y temporal constante  $O(1)$  salvo el paso número 4 referente al algoritmo de búsqueda, que tiene complejidad de  $O(n)$ , por lo que la complejidad total del algoritmo `CalcularCargaInicio` es de  $O(n)$ .

## 3.3.2 DIAGRAMA DE FLUJO

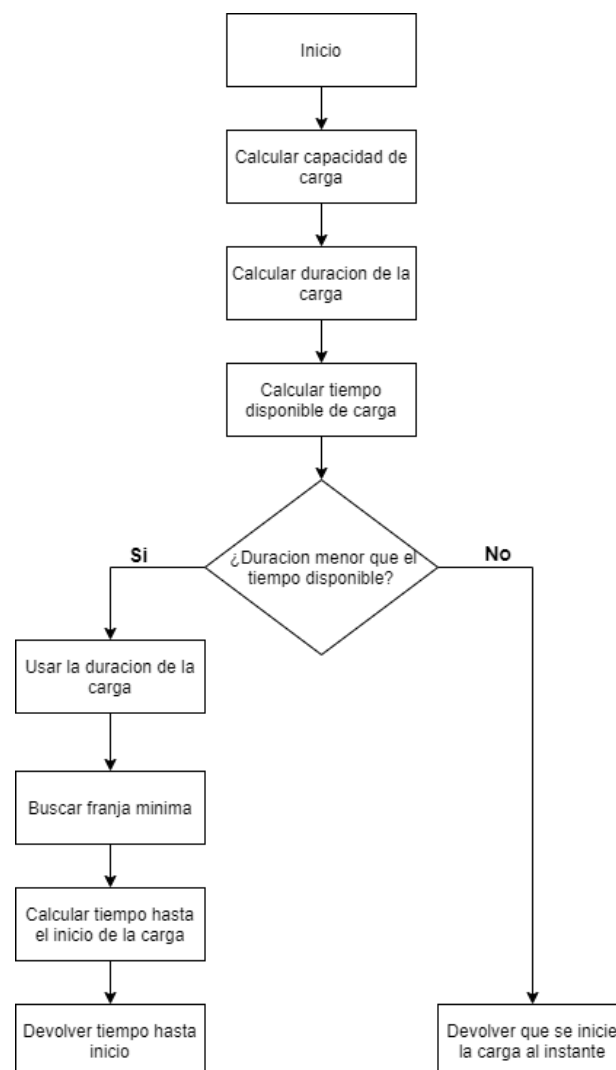


Figura 25: Diagrama de flujo del algoritmo `CalcularInicioCarga`

En la Figura 25 se muestra el diagrama de flujo del algoritmo para observar los pasos que sigue de una forma más visual. El algoritmo se ejecuta de forma secuencial, primero calculando la capacidad que se necesita cargar para así calcular la duración de la carga. Después, se calcula el tiempo disponible por el usuario para cargar el vehículo para así llegar a una bifurcación donde el sistema tendrá en cuenta el tiempo disponible y la duración de la carga. Si no hay suficiente tiempo disponible como para realizar una carga completa, el sistema informará para que se comienza la carga al instante tal y como haría el método Plug & Charge, priorizando la carga del vehículo. Si existe tiempo disponible, entonces el algoritmo sí que optimizará la carga para conseguir los objetivos de eficiencia.

## 3.4 MODO DE CARGA ECONÓMICO

El objetivo de este modo es que el usuario se ahorre lo máximo posible en el precio de cada carga. Para ello, el sistema tiene en cuenta la tarifa del usuario, que como se ha comentado en el apartado 2.3, puede ser: (i) Tarifa de Precio Voluntario para el Pequeño Consumidor (PVPC), (ii) Tarifa de Precio fijo y (iii) Tarifa de Libre mercado.

El algoritmo necesita los datos referentes a las tarifas almacenadas en una estructura de datos y en un formato adecuado. Para ello, el sistema se va a encargar de realizar una serie de procesos de limpieza y preparación de datos con el objetivo de que éstos sean almacenados en una estructura de datos capaz de ser usada por el algoritmo. En las subsecciones siguientes se van a explicar el proceso de extracción de los datos de las tarifas y los procesos para poder usar esos datos en el algoritmo.

### 3.4.1 EXTRACCIÓN DE LOS DATOS

En la extracción de los datos relacionados con la tarifa del usuario, el sistema va a diferenciar dos escenarios como se ha comentado en la sección 2.3. En ambos casos, el objetivo es tener datos del precio de la electricidad en el futuro para que sistema calcule el mejor momento para iniciar la carga. Éstos son los dos escenarios:

- El usuario tiene una tarifa asociada al mercado eléctrico libre, por lo que el precio de la tarifa es estático o sufre alguna discriminación horaria dependiendo en la franja del día en la que se encuentre. Al ser fija la tarifa, se podrán usar los datos como días futuros ya que no sufrirán variaciones. En este caso el usuario deberá proporcionar la tarifa al sistema, de forma que éste la almacene, ya que va a permanecer fija independientemente del día.
- El usuario tiene una tarifa asociada al mercado regulado, lo que también se conoce como tarifa PVPC. En este caso la Red Eléctrica Española publica los precios de un determinado día el día anterior, de forma que se tendrán los precios de la electricidad del día siguiente con antelación. En este tipo de tarifa los precios de la electricidad no sufren grandes variaciones de un día para otro puesto que las grandes variaciones en el precio ocurren en el mismo día, de esta forma con usar horizontes futuros no muy grandes es suficiente. El sistema deberá obtener esos datos por su cuenta cuando se

actualicen los precios y almacenarlos, de forma que se vayan actualizando automáticamente con el paso de los días.

En la Figura 26 se muestra un diagrama que representa la extracción de datos en el modo de carga económico. El enchufe se comunicará con la API de la Red Eléctrica Española y con el usuario para obtener las tarifas para su posterior almacenamiento en una base de datos.

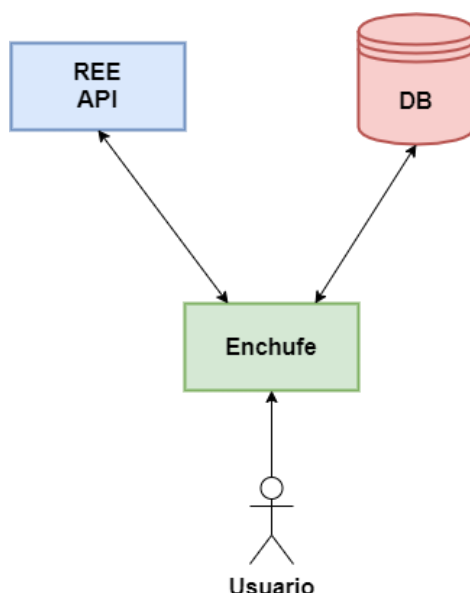


Figura 26: Diagrama extracción de datos del modo de carga económico

### 3.4.2 LIMPIEZA Y PREPARACIÓN DE LOS DATOS

Como se ha comentado anteriormente, para que el algoritmo sea capaz de utilizar los datos de las tarifas, éstos tienen que pasar por unos procesos de limpieza y preparación.

En la Figura 27 se muestra en qué consistirá un elemento de la estructura de datos obtenida de la API de la Red Eléctrica Española, ese caso en concreto muestra que el día 24 de Abril de 2020 a las 02 horas de la madrugada la electricidad valía 5 €/MWh.

Fecha y hora	Precio €/MWh
24/04/2020;02:00	5

Figura 27: Representación de un elemento de la estructura de datos obtenida de la API de la Red Eléctrica Española.

El proceso de limpieza aplicado consistirá en eliminar la fecha y la hora de cada elemento, dejando solo el precio de la electricidad. Esta decisión tiene que ver con reducir la complejidad del algoritmo y se explicará en el siguiente apartado.



El proceso de preparación consiste en convertir los datos del precio a las unidades correctas, puesto que las baterías de los vehículos y las potencias de los puntos de carga funcionan en kWh. Debido a esto, se convertirá cada unidad de €/MWh a €/kWh.

### 3.4.3 CREACIÓN DE LA ESTRUCTURA DE DATOS

Una vez que los datos están en el formato adecuado, el sistema debe almacenarlos en una estructura de datos para aplicar el algoritmo. La estructura de datos solo va a contener los precios de cada hora, ya que se ha decidido el uso de vectores como estructura de datos, puesto que se sabrá de forma exacta cuantos elementos va a contener la estructura. Como se ha comentado anteriormente la hora asociada a cada precio no es necesaria, debido a que la posición de cada elemento en el vector ya proporciona de forma implícita dicha información.

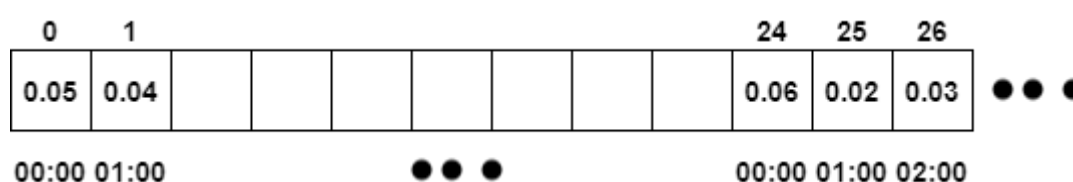


Figura 28: Representación de la estructura de datos con los precios de la electricidad

La Figura 28 muestra una representación de la estructura de datos con los precios de la electricidad por horas. Como ejemplo para representar lo comentado referente a la hora de cada posición, si el algoritmo calcula que la carga debe empezar en la posición 25 del vector, esa hora representa la 01:00 del día siguiente a que si se le aplica un módulo 24 su resultado es 1.

En este punto los datos referentes a las tarifas estarían en el formato adecuado, por lo que el sistema solo tendría que aplicar el algoritmo sobre ellos, de forma que se obtendría el momento en el que iniciar la carga para que el usuario se ahorre lo máximo posible.

## 3.5 MODO DE CARGA ECOLÓGICO

En esta sección se define el funcionamiento del modo de carga ecológico. El principal objetivo de este modo es que el usuario cargue su vehículo con la energía más limpia posible. Para ello el sistema tiene en cuenta las emisiones de CO2 asociadas a la generación eléctrica.

En este caso la Red Eléctrica Española, obviamente no proporciona las emisiones en un futuro, sino que proporciona los datos de las emisiones en tiempo real con intervalos de diez minutos. Debido a este problema, se ha creado un modelo de inferencia para generar las predicciones de las emisiones en días futuros. De esta forma, se podrá aplicar el algoritmo previamente diseñado sobre estas predicciones.

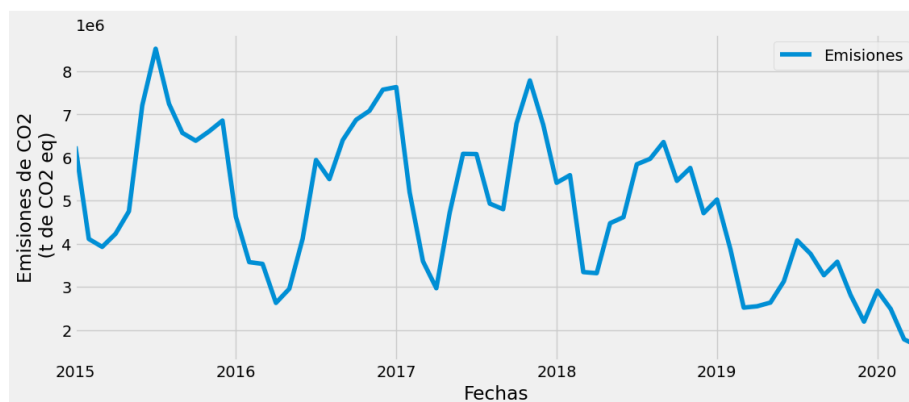
Para la creación del modelo, se necesitarán los datos pasados de emisiones para usarlos de entrenamiento, de forma que sea posible generar predicciones a partir de ellos. Pero la creación del modelo no es tan sencilla, primero se deben extraer los datos de entrenamiento

para luego limpiarlos de errores y prepararlos en el formato correcto en el que queremos las predicciones, ya que las predicciones seguirán el mismo formato que los datos de entrenamiento. Una vez tenemos los datos de entrenamiento en formato correcto se deberá realizar un análisis de éstos para entender bien los datos y así poder crear un modelo que se ajuste a ellos y sea capaz de aprender los patrones existentes en los datos perfectamente. En las subsecciones siguientes se va a definir el tipo de problema al que nos enfrentamos para crear el modelo, además de la extracción, limpieza y preparación de los datos de entrenamiento. Después se describirá en detalle un análisis de los datos de entrenamiento, para la posterior creación de un modelo que se ajuste a ellos y sea capaz de generar predicciones coherentes. Por último, se analizarán la fiabilidad de las predicciones y se mostrará la aplicación del algoritmo sobre éstas.

### 3.5.1 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA

Para poder elegir un modelo de inferencia correcto primero debemos conocer el problema al que nos enfrentamos, en nuestro caso no solo necesitamos predecir valores numéricos como en un problema de regresión, sino que estos valores deben seguir un orden cronológico, por lo que nos enfrentamos a un problema de series temporales. Podemos confirmar que son series temporales puesto que los datos de las emisiones están ordenados cronológicamente y su valor son observaciones tomadas en varios instantes de tiempo. La principal característica de las series temporales es que no existe independencia en las observaciones, debido a que las observaciones en un instante de tiempo dependen de las observaciones pasadas, por lo que se deberá realizar un análisis teniendo en cuenta el orden temporal de las observaciones.

En la Figura 29 se muestran las emisiones por mes desde enero de 2015 hasta mayo de 2020. Los datos se han obtenido desde la Red Eléctrica Española, a partir de la media de emisiones por hora. Se puede observar el funcionamiento de las series temporales comentadas anteriormente, un eje pertenece a las emisiones y el otro a los instantes de tiempo, de forma que se aprecia una evolución en el tiempo. Como se puede ver, éstas han ido sufriendo fluctuaciones a lo largo del tiempo, con variaciones dependiendo del mes y disminuyendo poco a poco lo cual es positivo.



**Figura 29: Emisiones mensuales asociadas a la generación eléctrica desde enero de 2015 hasta la actualidad (mayo 2020). Datos obtenidos de la API de la Red Eléctrica Española.**

Para nuestro problema concreto se ha usado una serie temporal desde el 1 de enero de 2020 hasta el 19 de junio de 2020. Por ello, nuestro problema se puede definir como: “Crear un modelo de inferencia con los datos de las emisiones desde enero hasta junio de 2020 que permita predecir los valores de las emisiones en la actualidad”.

### 3.5.2 EXTRACCIÓN DE DATOS

En esta sección se explica cómo extraer los datos de entrenamiento para el modelo. Como se ha comentado en la sección anterior estos engloban desde el 1 de enero de 2020 hasta el 19 de junio de 2020. De la misma forma que en el modo de carga económico, para la extracción de los datos se usarán las emisiones proporcionadas por la API de Red Eléctrica Española.

Los datos obtenidos de la Red Eléctrica Española tienen un formato inadecuado inicialmente, ya que no representan un único valor referente a las emisiones, sino que proporcionan las emisiones divididas por cada energía no renovable. En nuestro caso nos interesa tener un valor único para que la serie sea univariante, es decir, un único valor. De esta forma solo hay que predecir un único valor de emisiones porque en el caso de que tuviéramos varios valores, la serie temporal sería multivariante y aumentaría la complejidad del problema. Además, tener las emisiones divididas por energías no supone ningún beneficio porque todos los valores de las emisiones están en las mismas unidades y tienen el mismo significado, por lo que las consecuencias son las mismas independientemente de que una energía emita más que otra. Por esta razón, nos interesa sumar los valores para generar un valor de emisiones único.

Lo cuatro tipos de energías no renovables en los que se dividen las emisiones son los siguientes: emisiones asociadas al carbón, emisiones asociadas al ciclo combinado, emisiones asociadas a la energía térmica renovable y las emisiones asociadas a la cogeneración y residuos. Todas éstas representadas en toneladas de CO<sub>2</sub> equivalente por hora (t CO<sub>2</sub> eq / h).

Fecha	Carbón	Ciclo Combinado	Térmica Renovable	Cogeneración y Residuos
2020-04-30 21:00	260	412	136	755
2020-04-30 21:10	251	332	139	769

Figura 30: Estructura de los datos referentes a las emisiones obtenidos de la Red Eléctrica Española

Una vez que se han obtenido los datos se simplifica la estructura de éstos sumando las emisiones de cada energía en un nuevo campo en la estructura y así conseguir un valor único de emisiones como se puede ver debajo en la Figura 31.

Fecha	Emisiones
2020-04-30 21:00	1563
2020-04-30 21:10	1491

Figura 31: Estructura con la suma de emisiones

De esta forma ya tenemos una serie temporal univariante, con un valor de emisiones único. En las secciones siguientes se verán los procesos de limpieza necesarios para tener datos libres de errores y los procesos preparación de los datos para poder ser usados en el modelo predictivo.

### 3.5.3 LIMPIEZA DE DATOS

En esta sección se va a mostrar un proceso de limpieza para eliminar posibles errores en los datos, puesto que si se entrena el modelo con datos que contengan errores, se generaran predicciones poco fiables.

#### Eliminar datos duplicados

Existe un problema de duplicidad, ya que cada día completo proporcionado por la Red Eléctrica Española comprende desde las 21 horas del día anterior hasta las 03 horas del día siguiente, por lo que al obtener datos de varios días seguidos, habrá seis horas duplicadas cada día, de 21:00 a 03:00, lo que se traduce en 37 observaciones duplicadas por cada día, pues cada observación representa diez minutos. Un ejemplo se muestra en la Figura 32, en este caso el día elegido es el 1 de mayo de 2020. El sistema obtiene desde las 21:00 horas del 30 de abril hasta las 03:00 horas del 2 de mayo, por lo que si el sistema también obtiene los datos referentes al día 2 de mayo, obtendrá desde las 21:00 horas del 1 de mayo hasta las 03:00 horas del 3 de mayo y quedarán duplicadas 6 horas referentes al 1 de mayo.

Fecha	Emisiones
2020-04-30 21:00	1563
2020-04-30 21:10	1491
• • •	
2020-05-02 03:00	1588
2020-05-01 21:00	1520
2020-05-01 21:10	1512
• • •	
2020-05-02 03:00	1496
• • •	
2020-05-03 03:00	1496

Figura 32: Estructura de los datos referentes a las emisiones completa (2020-05-01).

Una vez que se han eliminado las fechas duplicadas, los datos están listos para aplicar los procesos de preparación necesarios y poder realizar el análisis.

### 3.5.4 PREPARACIÓN DE LOS DATOS

Una vez que los datos no contienen errores, hay que aplicarles unos procesos de preparación para obtener datos que se puedan analizar y que sirvan de entrenamiento para el modelo. En este caso concreto se ha necesitado de las siguientes tareas:

- Agrupar los datos por horas
- Asignar frecuencia de las observaciones
- Ordenar los datos en base a la fecha

#### Agrupar los datos por horas

Las unidades iniciales son toneladas de CO2 equivalente por hora (t de CO2 eq / h), por lo que se ha decidido agrupar las emisiones por horas y calcular la media, de esta forma tenemos un valor estimado de las emisiones generadas en cada hora. En la Figura 33 se muestra un ejemplo del resultado de la agrupación.

Fecha	Emisiones
2020-04-30 21:00	1503.61
2020-04-30 22:00	1582.98

Figura 33: Ejemplo estructura de emisiones generadas por cada hora.

#### Asignar frecuencia de las observaciones

En los problemas de series temporales univariantes los datos contienen en dos columnas, una con los instantes de tiempo y otra con los valores. Para poder analizar la serie y poder usarla como entrenamiento de un modelo, ésta necesita tener establecida la frecuencia de las observaciones. Para ello, se necesita establecer como índice de los datos la columna referente a los instantes de tiempo y de esta forma asignar una frecuencia correcta a la serie. En nuestro caso, la frecuencia de las observaciones después de realizar un primer proceso de preparación es horaria, de forma que la diferencia de tiempo entre observaciones es de 1 hora.

#### Ordenar los datos en base a la fecha

Después de volver a explorar los datos, resulta que algunas observaciones están desordenadas, lo que puede afectar gravemente al análisis de una serie temporal, puesto que el orden cronológico de las observaciones es fundamental. Como se puede observar en la Figura 34, en ese caso habría tres observaciones fuera de su orden normal por lo que si se usaran esos datos para entrenar el modelo, las predicciones no serían fiables debido a que la serie estaría alterada. En la Figura 35 se muestra la misma estructura después aplicar un proceso de ordenación.

En este punto los datos estarían libres de errores y en el formato deseado para su análisis y posterior uso en el modelo de inferencia.

Fecha	Emisiones
2020-04-30 21:00	1503.61
2020-04-30 22:00	1582.98
2020-04-30 02:00	1582.18
2020-04-30 23:00	1650.81
2020-04-30 01:00	1607.16
2020-04-30 00:00	1700.73

Figura 34: Estructura de emisiones por horas desordenada

Fecha	Emisiones
2020-04-30 21:00	1503.61
2020-04-30 22:00	1582.98
2020-04-30 23:00	1650.81
2020-04-30 00:00	1700.73
2020-04-30 01:00	1607.16
2020-04-30 02:00	1582.18

Figura 35: Estructura de emisiones por horas ordenada

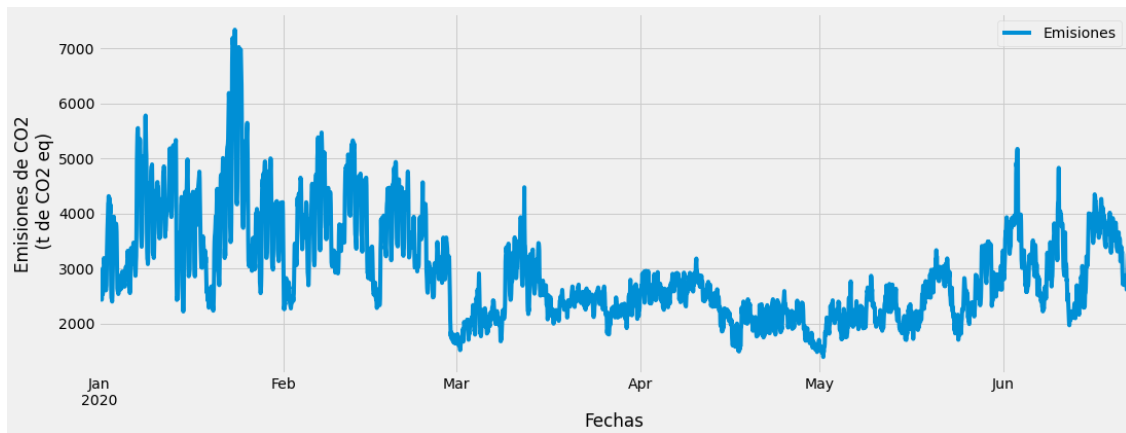
### 3.5.5 ANÁLISIS DE LOS DATOS

En este apartado se va a realizar un análisis de los datos para entender el comportamiento de la serie y así poder aplicar un modelo predictivo correcto. Primero se van a analizar los componentes de la serie para determinar si existen patrones estacionales o tendencias, después se estudiará el carácter descriptivo, puesto que es fundamental a la hora de elegir un modelo correcto, y por último, se estudiará la distribución los datos para comprobar la dispersión. Todas las fases del análisis se han realizado con el lenguaje Python y sus diferentes librerías.

#### Análisis de los componentes

Las series temporales se pueden descomponer en tres componentes, cuya actuación conjunta da lugar a los valores de la serie:

- **Componente de tendencia:** Consiste en la evaluación a largo plazo de la serie.
- **Componente estacional:** Fluctuaciones alrededor de la tendencia que se repiten de forma más o menos periódica, con mayor o menor amplitud.
- **Componente aleatorio o residuos:** Este componente no sigue ningún patrón de comportamiento, es el resultado de factores aleatorios que afectan a las series temporales.



**Figura 36: Gráfico lineal de la serie con la media de emisiones por hora (2020-01-01 hasta 2020-06-19)**

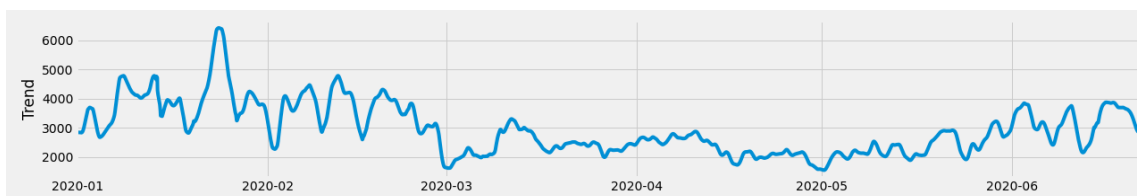
En base a como se comporten estos componentes una serie puede ser aditiva o multiplicativa:

- **Aditiva:** Componente tendencia + Componente estacional + Componente aleatorio
- **Multiplicativa:** Componente tendencia \* Componente estacional \* Componente aleatorio

La diferencia entre estos dos tipos de series es que en las series aditivas la tendencia es lineal y el componente estacional no varía a lo largo del tiempo, es decir tiene la misma amplitud y frecuencia. En cambio en las series multiplicativas las tendencia sufre cambios a lo largo del tiempo, lo que la lleva a seguir una función no lineal, y el componente estacional varía en amplitud y/o frecuencia.

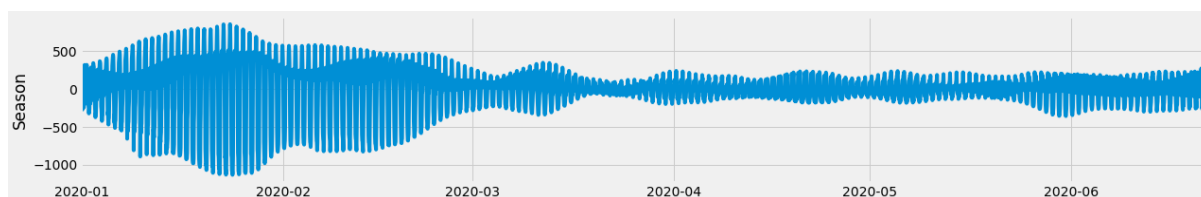
En la Figura 36 se muestra un gráfico lineal con la media de emisiones por hora desde enero de 2020 hasta el 19 de junio de 2020. Primero se puede observar una disminución de las emisiones entre los meses de marzo y junio, esto se debe a la pandemia del coronavirus, que provocó que gran parte del tejido productivo español estuviera parado, por lo que se redujo la demanda de energía eléctrica, y en consecuencia las emisiones se vieron disminuidas.

Es difícil analizar los componentes de la serie puesto que al ser la frecuencia de esta horaria, pueden existir múltiples componentes estacionales, como diarios, semanales y/o mensuales. Por esta razón, se va a descomponer la serie en sus tres componentes usando el lenguaje Python y el método STL (Seasonal and Trend decomposition using Loess) ya que permite manejar tipos de estacionalidad diferentes a las mensuales, lo que es muy útil en nuestro caso ya que los datos de frecuencia horaria pueden tener múltiples componentes estacionales. Las unidades representadas en los siguientes gráficos no han cambiado, siguen siendo toneladas de CO2 equivalente (Cleveland, Cleveland, McRae, & Terpenning, 1990).



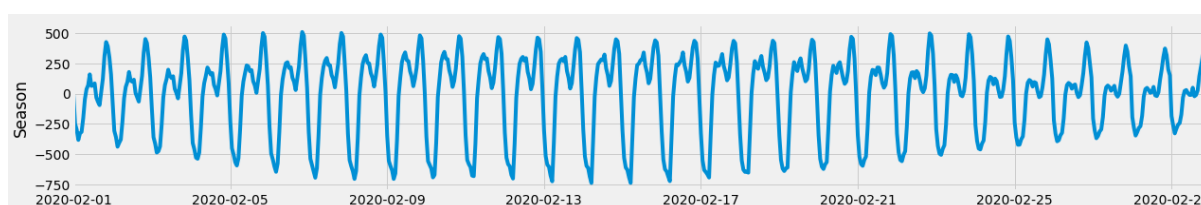
**Figura 37: Tendencia de la serie temporal (2020-01-01, 2020-06-19).**

En la Figura 37 se puede observar el componente de tendencia de la serie, el cual sufre diferentes variaciones a lo largo del tiempo, por lo que es claramente no lineal.



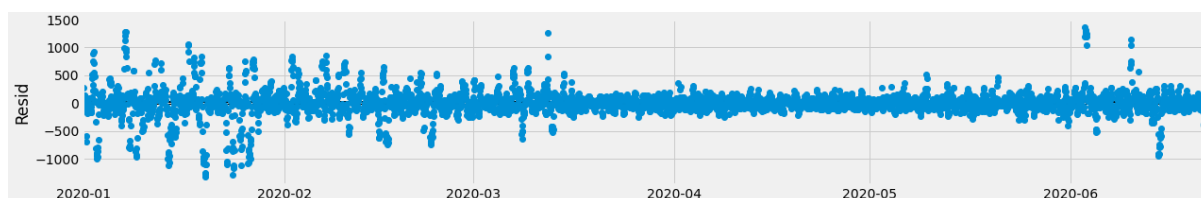
**Figura 38: Estacionalidad de la serie temporal (2020-01-01, 2020-06-19).**

En la Figura 38 se puede apreciar el componente estacional de la serie. Parece que existe cierto componente estacional pero debido a la frecuencia parece ser un componente diario, por lo que vamos a obtener el componente estacional del mes de Febrero para comprobarlo.



**Figura 39: Componente estacional febrero de 2020.**

En la Figura 39 se muestra el componente estacional del mes de febrero, donde se puede apreciar de una forma clara que sigue un patrón diario, confirmando lo anticipado anteriormente. Junto con el componente estacional de la serie general se aprecia que varía en amplitud y frecuencia por lo que parece pertenecer a una serie multiplicativa.



**Figura 40: Residuos o componente aleatorio de la serie temporal (2020-01-01, 2020-06-19).**

En la Figura 40 se puede observar el componente residual de la serie, el cual está libre de patrones estacionales y se sitúa alrededor de una media de 0, por lo que la serie está bien descompuesta.

Se puede concluir en base a lo comentado anteriormente, que la serie contiene una tendencia no lineal y además, existe un componente estacional diario que varía en amplitud y frecuencia. Con estas afirmaciones se puede determinar que la serie es multiplicativa.

### **Análisis descriptivo**

Una vez obtenido el comportamiento de la serie, se va a analizar de forma descriptiva para ver a qué tipo pertenece, y así conocer si el modelo deberá aplicar algún método, para estabilizar la serie. Descriptivamente las series se pueden clasificar en dos tipos:



- **Estacionarias:** Una serie estacionaria es estable a lo largo del tiempo, es decir tienen la media y la varianza constantes en cualquier momento de la serie. Por lo que la serie oscila alrededor de un valor constante
- **No estacionarias:** Una serie no estacionaria es una serie en la cual la media y la varianza cambian a lo largo del tiempo, por lo que la serie no oscila alrededor de un valor constante.

Entender a qué tipo descriptivo pertenece nuestra serie es fundamental ya que los modelos predictivos funcionan mejor con las series estacionarias, por lo que si se determina que es no estacionaria, el modelo deberá saberlo y así aplicar algún método para estabilizarla. Mirando la Figura 36 se observa que la media y la varianza no son constantes en el tiempo, ya que con el paso de los meses van variando, sobre todo en los meses afectados por la pandemia. Además, la serie es multiplicativa, por lo que la existencia de componentes estacionales que varían a lo largo del tiempo confirma lo anterior.

Para confirmar si es estacionaria, se ha realizado con Python lo que se conoce como test KPSS el cual establece dos hipótesis (Kwiatkowski, Phillips, Schmidt, & Shin, 1992):

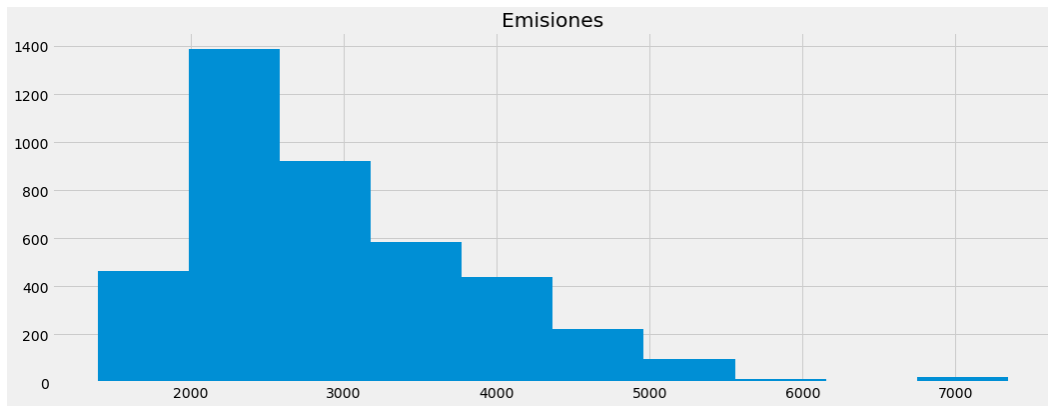
- **Hipótesis nula (H0):** Serie estacionaria
- **Hipótesis alternativa (H1):** Serie no estacionaria

El test produce un p-valor y unos ciertos intervalos de confianza, si el p-valor es menor que un valor Alpha, con valor 0.05, se rechaza la hipótesis nula y se acepta la alternativa, por lo que la serie sería no estacionaria. En el caso de que el p-valor sea mayor de 0.05 se aceptaría la hipótesis nula y se aceptaría la serie como estacionaria. En nuestro caso concreto el p-valor da como resultado 0.01, que es inferior a 0.05. Por lo tanto se rechaza la hipótesis nula y se confirma que la serie es no estacionaria.

Como conclusión se ha determinado que la serie es no estacionaria, por lo que junto al apartado anterior tenemos una serie multiplicativa y no estacionaria. Por esta razón habrá que utilizar un modelo que sea capaz de tratar componentes estacionales y convertir una serie en estacionaria.

### **Análisis de la distribución de los datos**

Es importante determinar la distribución de los datos para determinar la existencia de varianza puesto que los modelos predictivos generaran predicciones menos fiables cuando la varianza no es estable. Primero se va a estudiar la distribución y la existencia de varianza para luego aplicar una transformación a la serie en caso de que exista.



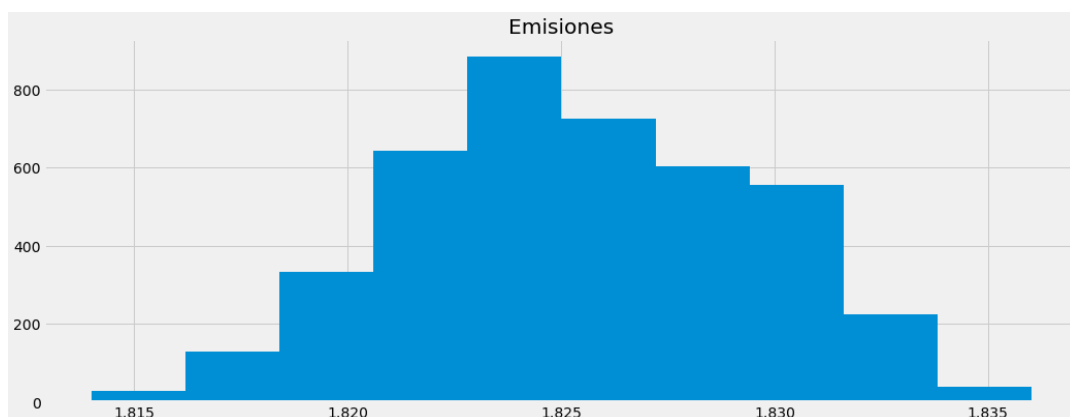
**Figura 41: Histograma de la serie temporal agrupada por horas**

En la Figura 41 se representa un histograma de los datos en el que se puede apreciar que no siguen una distribución normal, sino que ésta está sesgada hacia la izquierda, lo que produce especie de cola en la parte derecha, esto se conoce como distribución asimétrica positiva. Con esto podemos asumir que los datos están dispersos y que existe una varianza significativa.

Para poder eliminar la varianza de los datos y hacer que sea estable, se necesita aplicar una transformación a los datos. Estos son los tipos de transformaciones más comunes:

- **Transformación logarítmica:** Aplica un logaritmo a cada observación.
- **Transformación de raíz cuadrada:** Aplica una raíz cuadrada a cada observación.
- **Transformación Box-Cox:** Es una mezcla entre las dos anteriores la cual usa la media geométrica de los datos.

En nuestro caso concreto, la transformación que mejores resultados ha producido es la Box-Cox consiguiendo una distribución que es casi completamente normal como se puede apreciar en la Figura 42, de esta forma se ha estabilizado la varianza en la serie.



**Figura 42: Histograma de los datos aplicando una transformación Box-Cox**

En la Figura 43 se muestra un gráfico de probabilidad de los datos transformados, la línea roja representa la distribución normal y la línea azul representa cómo están distribuidos los datos, se puede apreciar que se ajusta bastante bien salvo ciertos valores en los extremos, lo cual

concuenda con el histograma. Esto quiere decir que sigue habiendo algunos valores en los extremos que siguen estando dispersos.

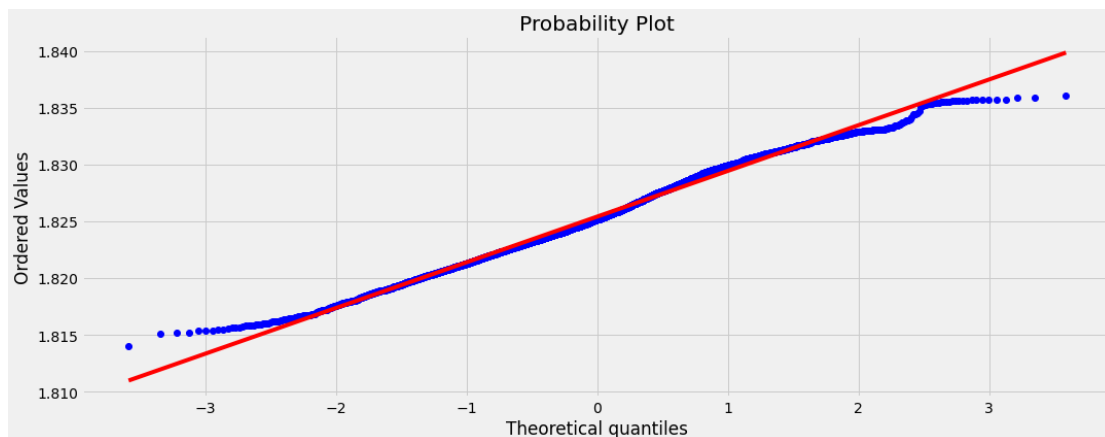


Figura 43: Gráfico de probabilidad de los datos transformados.

Una vez concluido el análisis hemos podido determinar lo siguiente, la serie es no estacionaria, además, es multiplicativa, con un componente estacional de frecuencia diaria. También se ha observado gran varianza en los datos, la cual ha sido estabilizada aplicando una transformación Box-Cox. Con estos resultados en la siguiente sección procederemos a elegir un modelo adecuado.

---

### 3.5.6 CREACIÓN DEL MODELO

En base a los resultados del análisis, se debe elegir un modelo que sea capaz de manejar componentes estacionales y series no estacionarias. Por ello, se ha elegido el modelo SARIMA (Seasonal Auto Regressive Integrated Moving Average).

El modelo SARIMA permite describir un valor como una función lineal de los datos anteriores y errores debidos al alza, además, puede manejar series no estacionarias y permite incorporar un componente estacional, lo cual en nuestro caso es fundamental ya que en la sección anterior quedo demostrada la existencia de estacionalidad en la serie. SARIMA se define de la siguiente manera SARIMA  $(p,d,q) (P,D,Q)m$ , en el que los parámetros  $(p,d,q)$  representan la parte no estacional y los parámetros  $(P,D,Q)m$  representan la parte estacional.

Parámetros:

- **p**: Componente autorregresivo. Especifican los valores previos de la serie utilizados para predecir los valores actuales.
- **d**: Componente integrado. Diferenciación de la serie para tratar series no estacionarias y/o componentes estacionales
- **q**: Media móvil. Especifica el modo en que se utilizan las desviaciones de la media para los valores previos de la serie con el fin de predecir los valores actuales.
- **m**: Periodicidad del componente estacional.

Los parámetros de la parte estacional tienen en mismo significado que los que se acaban de describir, pero aplicados al componente estacional.

En nuestro caso al ser la serie no estacionaria y la existencia de un componente estacional, tendría sentido que los parámetros 'd' y 'D' sean distintos de 0, ya que la 'd' sirve para convertir la serie en estacionaria y la 'D' para eliminar cualquier tipo de componente estacional.

Para buscar los mejores parámetros posibles se ha utilizado el método de Grid Search, que en base a un conjunto de parámetros, entrena el modelo con cada combinación posible y escoge los parámetros que produzcan mejores resultados. En nuestro caso se ha usado un rango de 0 a 1 para cada parámetro excepto para la periodicidad, la cual se ha probado con valores 7, 12, 24 y 36, aunque la que más sentido tiene es la de 24 porque la estacionalidad es diaria y cada componente estacional tiene 24 observaciones, pero aun así puede no ser la que mejores resultados consiga. Se podría experimentar con otras periodicidades más altas, pero para ello habría que disponer de máquinas más potentes o utilizar técnicas de procesamiento por lotes en diferentes clústeres para poder ejecutar el entrenamiento de los modelos, ya que periodicidades altas requieren gran uso de memoria. El mejor modelo de SARIMA conseguido tiene los siguientes parámetros:

- SARIMA(1, 1, 1)(0, 1, 0)<sub>12</sub>

Una vez que se ha elegido el modelo que produce mejores predicciones, hay que analizar los resultados para establecer una serie de métricas a la hora de generar predicciones.

---

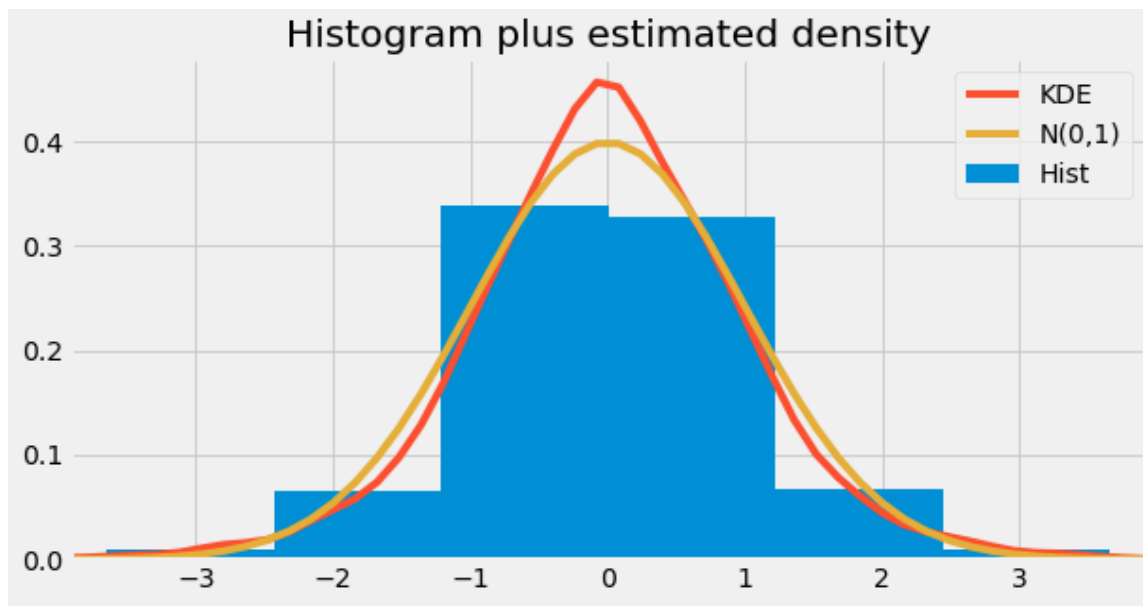
### 3.5.7 ANÁLISIS DE RESULTADOS

En esta sección se van a presentar los resultados obtenidos del modelo SARIMA entrenado con los datos expuestos a lo largo de la sección. Primero se van a analizar los residuos generados por el modelo, los cuales representan la diferencia entre las observaciones reales y los valores que ha aprendido el modelo, esto es útil para ver si el modelo ha conseguido aprender correctamente todos los patrones de los datos. Por último, se aplicarán unas métricas de regresión para comparar las predicciones generadas con los valores reales en esas mismas fechas.

#### Análisis de los residuos

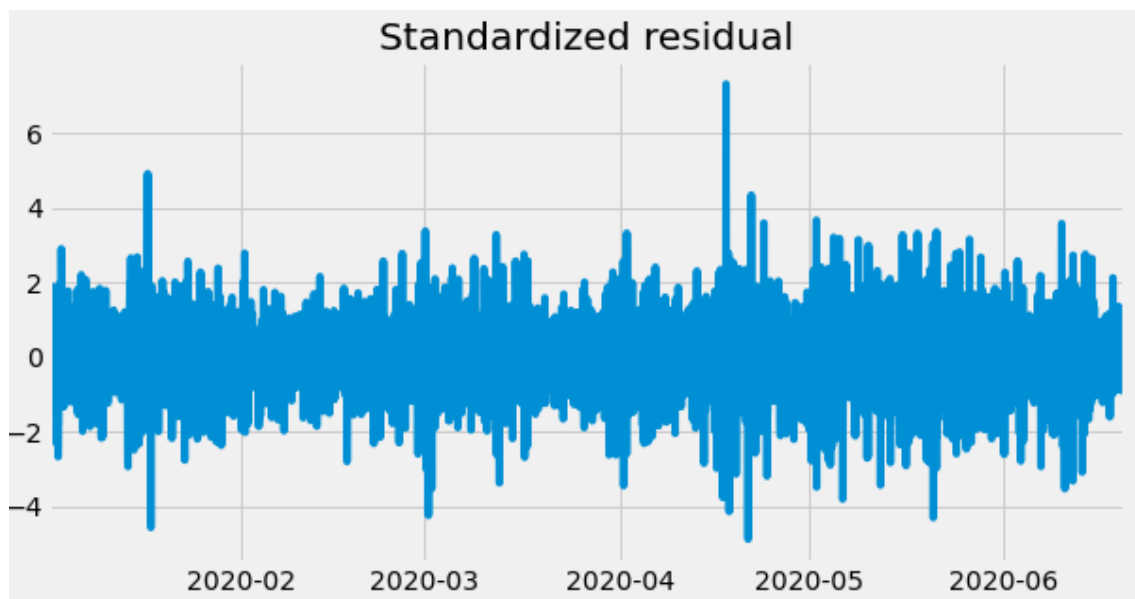
Un modelo predictivo que haya aprendido correctamente toda la información de los datos producirá unos residuos con las siguientes propiedades:

- Residuos sin correlación. Si existe correlación entre los residuos quiere decir que aún existe información en los residuos que el modelo no ha sido capaz de aprender.
- Residuos con media cero. Si los residuos tienen una media distinta de cero quiere decir que las predicciones están sesgadas.
- Residuos con varianza constante.
- Residuos que siguen una distribución normal.



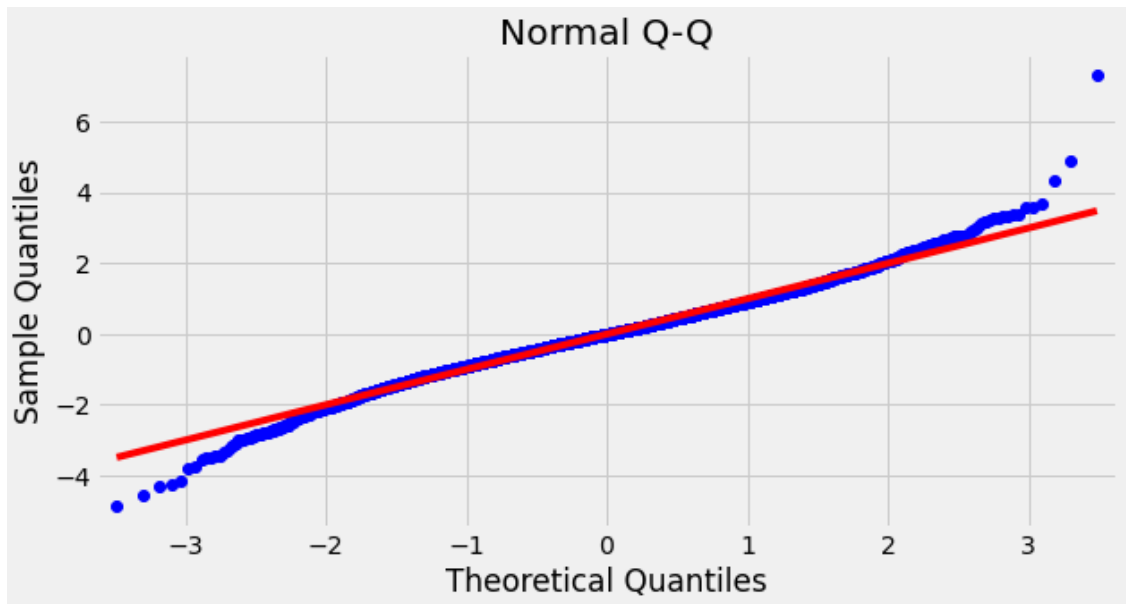
**Figura 44: Gráfico de densidad en comparación con la distribución normal**

En la Figura 44 se muestra un gráfico de densidad de los resultados. La línea amarilla  $N(0, 1)$  representa una distribución normal con media 0 y desviación estándar de 1. La línea naranja KDE representa la distribución de los residuos, la cual se pueden observar que sigue de cerca la distribución normal, por lo que es un buen indicador de que los residuos siguen una distribución normal. Se cumpliría uno de los requisitos referentes a los residuos.



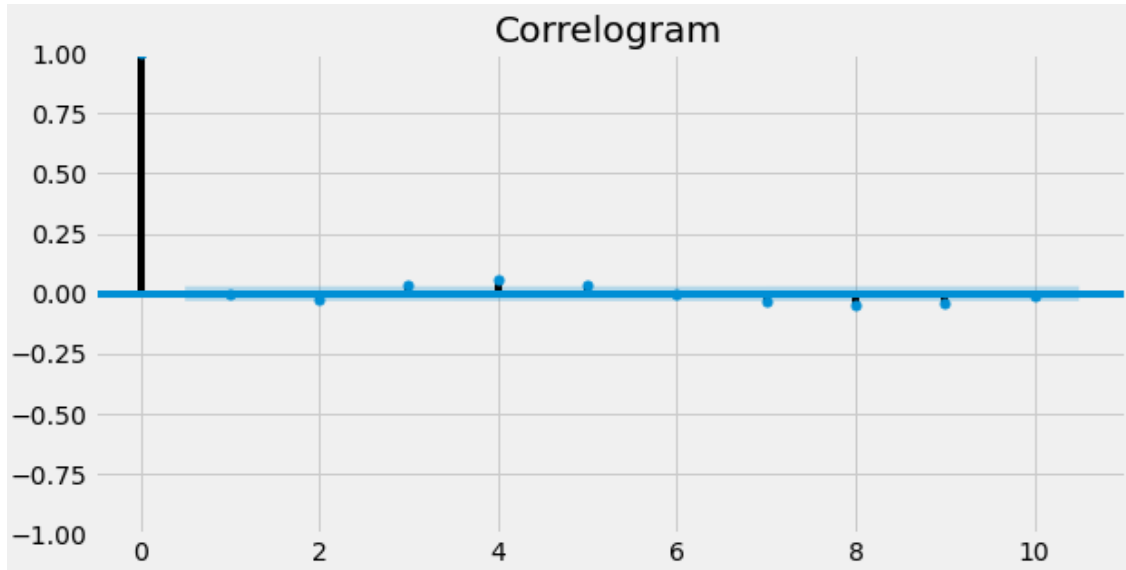
**Figura 45: Residuos a lo largo del tiempo**

En la Figura 45 se muestran la distribución de los residuos a lo largo del tiempo, los cuales no muestran ningún componente estacional y además están centrados con una media de 0. También se observa una varianza constante por lo que son buenos resultados.



**Figura 46: Gráfico de probabilidad de los residuos**

En la Figura 46 se muestra un gráfico de probabilidad de los residuos en comparación con la distribución normal (línea roja). Como se puede apreciar, éstos siguen la tendencia de la distribución normal con una pequeña desviación en los extremos lo que concuerda con histograma de la Figura 44, por lo que es un indicador de que los residuos están distribuidos normalmente.



**Figura 47: Correlograma de los residuos**

Por último, en la Figura 47 se muestra un correlograma de los residuos. No se aprecia ningún tipo de correlación entre ellos, ni la existencia de patrones estacionales.

En base a los resultados anteriores se puede confirmar que los residuos generados por el modelo cumplen todos los requisitos expuestos. Demuestran que el modelo ha sido capaz de aprender todos los patrones existentes en los datos.

## Métricas de regresión

Una vez que hemos confirmado que el modelo ha aprendido todos los patrones existentes en los datos, hay que medir la fiabilidad de las predicciones. El modelo ha sido entrenado con datos desde el 1 de enero de 2020 hasta el 19 de junio de 2020, por lo que se van a generar 48 horas de predicciones, lo que generará las emisiones para los días 20 y 21 de junio. Al igual que en un problema de regresión, se van a aplicar una serie de métricas para comparar y medir el error entre las emisiones reales y las predicciones generadas por el modelo.

Las métricas utilizadas son las siguientes:

- **MAE:** Error absoluto medio
- **RMSE:** Raíz del error cuadrático medio
- **MAPE:** Error medio de porcentaje absoluto

Se ha decidido utilizar estas métricas porque el **MAE** y **RMSE** tienen la misma escala que las emisiones por lo que pueden proporcionar valores reales de error para ver cuánto se desvían las predicciones. El **MAPE** se ha decidido utilizar, al representar un porcentaje de error, lo que sin duda puede ser más visual y fácil de explicar.

Fecha	Emisiones Reales	Predicciones
2020-06-20 00:00	3462.08	3576.95
2020-06-20 01:00	3378.73	3494.88
2020-06-20 02:00	3350.64	3413.82
2020-06-20 03:00	3331.20	3326.92
● ● ●		
2020-06-21 12:00	2875.43	2988.02
2020-06-21 13:00	2786.11	2925.89
● ● ●		

Figura 48: Comparación emisiones reales y predicciones (Media de toneladas de CO2 equivalente por cada hora)

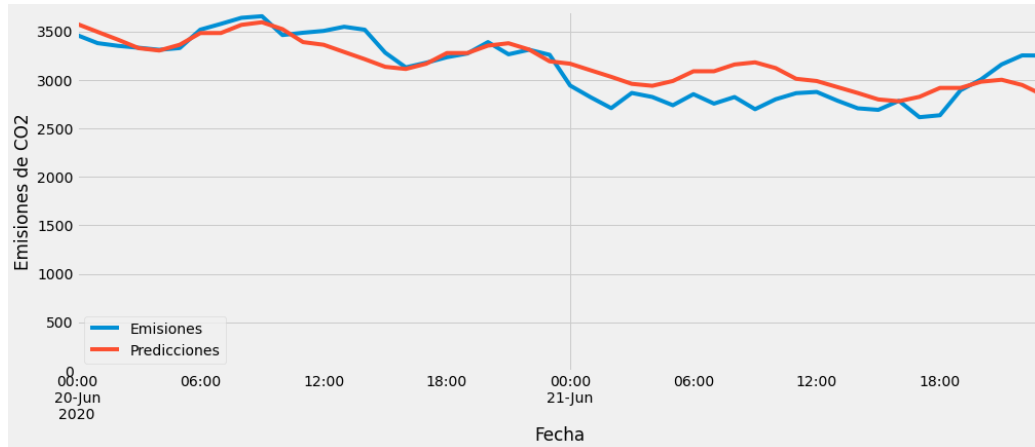
Las métricas obtenidas de estos resultados son las siguientes:

- **MAE:** 145.42 (toneladas CO2 equivalente)
- **RMSE:** 189.179 (toneladas CO2 equivalente)
- **MAPE:** 4.89%

Son unos resultados aceptables ya que el MAE y RMSE indican un error entre unos 145 y 189 en las emisiones, lo que al estar en la misma escala que las emisiones reales las cuales se mueven entre las 2800 y las 3500, es un error bastante aceptable. Además, el porcentaje de error absoluto medio está en 4.89% lo que es un error muy bueno. A todo esto, hay que

sumarle que además al usar el entrenamiento del modelo tarda unos 9 segundos, lo cual siempre es un punto a favor.

En la Figura 49 se observa una comparación gráfica de las predicciones y los valores reales, se puede apreciar que siguen con bastante fiabilidad los patrones existentes.



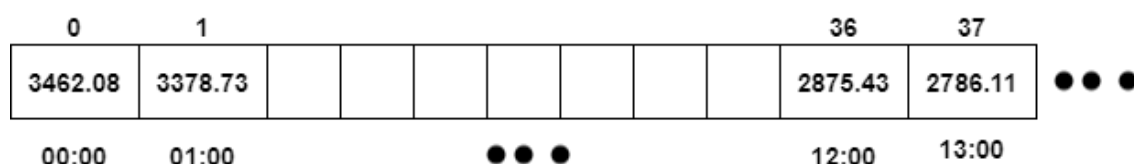
**Figura 49: Comparación en gráfico de línea entre emisiones reales y predicciones**

Se puede concluir que se ha creado un modelo de inferencia que genera emisiones futuras con bastante fiabilidad, por lo que el siguiente paso es aplicar el algoritmo sobre las predicciones y así poder obtener una recarga del vehículo con energía más limpia.

Una idea para intentar mejorar las predicciones, sería transformar el problema de series temporales en uno de regresión aplicando desplazamiento en la serie, y así poder utilizar otras técnicas como redes neuronales LSTM (Long-Short Term Memory) o algoritmos como SVM (Support Vector Machines).

### 3.5.8 CREACIÓN DE LA ESTRUCTURA DE DATOS

La fiabilidad de las predicciones generadas por el modelo ya ha sido contrastada y son lo suficientemente viables como para poder aplicar el algoritmo sobre ellas. En este punto, el sistema ya posee los datos de las emisiones en un horizonte de dos días, por lo que se debe aplicar el algoritmo propuesto sobre los datos de las emisiones de la misma forma que en el modo económico sobre las tarifas.



**Figura 50: Representación del vector con emisiones (Media de toneladas de CO2 equivalente por cada hora)**

En la Figura 50 se muestra un ejemplo de la representación de la estructura de datos para el algoritmo. Se usará la misma estructura que en el modo de carga económico, un vector en el que la posición de las emisiones representará el día y la hora.



## 4 VALIDACIÓN

En este capítulo se van a presentar diferentes escenarios de uso reales donde se van a analizar los resultados de aplicar el sistema propuesto mediante una comparación con el sistema actual. Se estudiarán los resultados obtenidos con el fin de conocer la bondad y viabilidad de la propuesta en entornos reales.

Primero se estudiarán los dos modos de carga por separado (es decir, el económico y el ecológico), comparando las mismas condiciones en una carga con el método Plug & Charge. Por último, se estudiará un caso común a ambos modos junto al método Plug & Charge, para analizar si existe ahorro económico, aun usando el modo ecológico, y si a la vez de usar el modo económico, se puede utilizar una energía más limpia.

### 4.1 MODO DE CARGA ECONÓMICO

A continuación se van a exponer dos casos típicos de uso que se pueden dar en un día cotidiano de cualquier usuario. En cada caso se va a utilizar un tipo de tarifa diferentes. En la Figura 51 y Figura 52 se refleja la tarifa PVPC para vehículos eléctricos en los días 18 y 19 de junio. En Figura 53 se refleja la tarifa fija One Luz Nocturna de Endesa, que incluye discriminación horaria.

00h - 01h: 0.05087 €/kWh	06h - 07h: 0.04541 €/kWh	12h - 13h: 0.04816 €/kWh	18h - 19h: 0.1106 €/kWh
01h - 02h: 0.04512 €/kWh	07h - 08h: 0.05138 €/kWh	13h - 14h: 0.11088 €/kWh	19h - 20h: 0.113 €/kWh
02h - 03h: 0.04481 €/kWh	08h - 09h: 0.04902 €/kWh	14h - 15h: 0.11046 €/kWh	20h - 21h: 0.11269 €/kWh
03h - 04h: 0.04532 €/kWh	09h - 10h: 0.04918 €/kWh	15h - 16h: 0.1074 €/kWh	21h - 22h: 0.11205 €/kWh
04h - 05h: 0.04515 €/kWh	10h - 11h: 0.04871 €/kWh	16h - 17h: 0.10614 €/kWh	22h - 23h: 0.11227 €/kWh
05h - 06h: 0.04581 €/kWh	11h - 12h: 0.04889 €/kWh	17h - 18h: 0.10858 €/kWh	23h - 24h: 0.048 €/kWh

Figura 51: Precio tarifa PVPC para el caso 1 del modo de carga económico (2020-06-18).

00h - 01h: 0.04844 €/kWh	06h - 07h: 0.04398 €/kWh	12h - 13h: 0.04756 €/kWh	18h - 19h: 0.10841 €/kWh
01h - 02h: 0.0436 €/kWh	07h - 08h: 0.05057 €/kWh	13h - 14h: 0.11114 €/kWh	19h - 20h: 0.11017 €/kWh
02h - 03h: 0.04021 €/kWh	08h - 09h: 0.05036 €/kWh	14h - 15h: 0.11023 €/kWh	20h - 21h: 0.11071 €/kWh
03h - 04h: 0.0404 €/kWh	09h - 10h: 0.04782 €/kWh	15h - 16h: 0.10508 €/kWh	21h - 22h: 0.11127 €/kWh
04h - 05h: 0.04197 €/kWh	10h - 11h: 0.04749 €/kWh	16h - 17h: 0.1035 €/kWh	22h - 23h: 0.11204 €/kWh
05h - 06h: 0.04441 €/kWh	11h - 12h: 0.04718 €/kWh	17h - 18h: 0.10419 €/kWh	23h - 24h: 0.04612 €/kWh

Figura 52: Precio de la tarifa PVPC para el caso 1 del modo de carga económico (2020-06-19).

Horas	Precio (€/kWh)
12h – 22h	0.1586
22h – 12h	0.0794

Figura 53: Tarifa fija (One Luz Nocturna Endesa) con discriminación horaria para el caso 2 del modo de carga económico (Endesa, 2020).

#### Primer caso: Tarifa PVPC

En este caso suponemos que una persona sale de trabajar y llega a su garaje privado sobre las 19 horas del día 18 de junio. Nada más llegar, conecta su vehículo ya que lo quiere tener

listo para irse a trabajar al día siguiente, por lo que necesitará el vehículo a las 08 horas de la mañana. Teniendo en cuenta que el porcentaje de batería del vehículo, nuestro sistema estima que el proceso de carga necesitará una duración de 3 horas para completar la carga. La tarifa del usuario es la tarifa PVPC que aparece en la Figura 51 y Figura 52. Se va a realizar la carga tanto con el sistema propuesto como con el método Plug & Charge, para así analizar los costes de la carga en cada caso.

Si el usuario usa el método Plug & Charge, el proceso de recarga empezaría a las 19 horas, por lo que se obtendrían estos resultados:

Franja de horas	Precio en la franja de tiempo (€/kWh)
19h – 20h	0.11300
20h – 21h	0.11269
21h – 22h	0.11205

**Tabla 1: Coste de la carga en el Caso 1, usando el método Plug & Charge**

Si ahora el usuario utiliza el sistema propuesto, la carga no comenzará inmediatamente, sino que se esperará a las 02 horas.

Franja de horas	Precio en la franja de tiempo (€/kWh)	Ahorro respecto a P&C
02h – 03h	0.04021	64.41%
03h – 04h	0.0404	64.14%
04h – 05h	0.04197	62,54%

**Tabla 2: Coste de la carga del Caso 1 usando el método propuesto, junto al ahorro que supone respecto al método P&C.**

Si observamos la Tabla 2, los costes de la carga son mucho menores, por lo que el usuario se ahorraría un 63.69% de media en la carga con respecto al método Plug & Charge.

### **Segundo caso: Tarifa Fija**

En este caso, suponemos que una persona sale de trabajar y llega a su garaje privado sobre las 15 horas. Nada más llegar conecta su vehículo ya que lo quiere tener listo para irse de viaje al día siguiente, por lo que necesitará el vehículo a las 07 horas de la mañana. Si suponemos que el porcentaje de batería del vehículo en ese momento es igual que el anterior ejemplo, podemos suponer que el proceso de recarga será análogo al del caso anterior por lo que necesitará de una duración de 3 horas. La tarifa del usuario está representada en la Figura 53.

Si el usuario usa el método Plug & Charge, el vehículo empezaría a cargar a las 15 horas, por lo que se obtendrían estos resultados:

Franja de horas	Precio en la franja de tiempo (€/kWh)
15h – 16h	0.1586
16h – 17h	0.1586
17h – 18h	0.1586

Tabla 3: Coste de la carga en el Caso 2, usando el método Plug & Charge

Si ahora el usuario utiliza el método propuesto, el vehículo comenzaría a carga en que empiece el periodo valle a las 22h.

Franja de horas	Precio en la franja de tiempo (€/kWh)	Ahorro respecto a P&C
22h – 23h	0.0794	50.06%
23h – 00h	0.0794	50.06%
00h – 01h	0.0794	50.06%

Tabla 4: Coste de la carga del Caso 2 usando el método propuesto, junto al ahorro que supone respecto al método P&C.

Si observamos los resultados de la Tabla 4, el coste de la carga será de un 50.06% menor si el usuario utilizara el sistema propuesto, por lo que con la misma cantidad de dinero para realizar una carga con el método Plug & Charge, el usuario podría realizar dos cargas con el sistema propuesto.

Como se ha podido observar en ambos casos, el método propuesto aprovecha al máximo las tarifas que poseen discriminación horaria de algún tipo, priorizando siempre las cargas dentro de las franjas horarias más baratas en el caso de las tarifas fijas o dentro de los periodos valle o supervalle dentro de las tarifas PVPC. En el caso de la tarifa PVPC ha producido un ahorro del 63.69% y en el caso de la tarifa fija del 50.06% para la recarga.

## 4.2 MODO DE CARGA ECOLÓGICO

De la misma forma que en el modo de carga económico, se van a presentar dos escenarios, pero donde ahora el usuario usará el modo de carga ecológico.

La tabla de emisiones de la Figura 54 contiene los valores estimados de las emisiones, generados con el modelo de inferencia para los días 20 y 21 de junio que van a ser usadas en los casos que se van a presentar a continuación.

Día 20 de junio				Día 21 de junio			
2020-06-20 00:00:00	3576.956517	2020-06-20 12:00:00	3361.949523	2020-06-21 00:00:00	3166.410194	2020-06-21 12:00:00	2988.020721
2020-06-20 01:00:00	3494.883421	2020-06-20 13:00:00	3287.381864	2020-06-21 01:00:00	3098.445842	2020-06-21 13:00:00	2925.890237
2020-06-20 02:00:00	3413.823634	2020-06-20 14:00:00	3213.645184	2020-06-21 02:00:00	3031.162309	2020-06-21 14:00:00	2864.316459
2020-06-20 03:00:00	3326.922042	2020-06-20 15:00:00	3134.494206	2020-06-21 03:00:00	2958.852568	2020-06-21 15:00:00	2798.069311
2020-06-20 04:00:00	3302.711682	2020-06-20 16:00:00	3112.424467	2020-06-21 04:00:00	2938.674398	2020-06-21 16:00:00	2779.569172
2020-06-20 05:00:00	3362.332320	2020-06-20 17:00:00	3166.758895	2020-06-21 05:00:00	2988.339320	2020-06-21 17:00:00	2825.093110
2020-06-20 06:00:00	3482.911842	2020-06-20 18:00:00	3276.497404	2020-06-21 06:00:00	3088.518759	2020-06-21 18:00:00	2916.809703
2020-06-20 07:00:00	3483.152268	2020-06-20 19:00:00	3276.716015	2020-06-21 07:00:00	3088.718157	2020-06-21 19:00:00	2916.992112
2020-06-20 08:00:00	3567.446427	2020-06-20 20:00:00	3353.313604	2020-06-21 08:00:00	3158.542984	2020-06-21 20:00:00	2980.832199
2020-06-20 09:00:00	3594.208788	2020-06-20 21:00:00	3377.612388	2020-06-21 09:00:00	3180.676229	2020-06-21 21:00:00	3001.053802
2020-06-20 10:00:00	3522.830859	2020-06-20 22:00:00	3312.783670	2020-06-21 10:00:00	3121.606902	2020-06-21 22:00:00	2947.070669
2020-06-20 11:00:00	3389.410744	2020-06-20 23:00:00	3191.420157	2020-06-21 11:00:00	3010.867264	2020-06-21 23:00:00	2845.730735

Figura 54: Emisiones en un horizonte de dos días (2020-06-20, 2020-06-21)

### Primer caso: Recarga nocturna

En este caso una persona sale de trabajar y llega a su garaje privado sobre las 19 horas del día 20 de Junio, nada más llegar conecta su vehículo ya que lo quiere tener listo para irse a trabajar al día siguiente, por lo que necesitará el vehículo a las 08 horas de la mañana. Suponemos que el proceso de recarga necesitará una duración de 4 horas. A continuación, se va a analizar el coste de la recarga con el método Plug & Charge y con el método propuesto.

Si el usuario emplea el método tradicional de Plug & Charge estos serán los resultados:

Franja de horas	Media de emisiones por hora (t CO <sub>2</sub> eq / h)
19h – 20h	3276.71
20h – 21h	3353.31
21h – 22h	3312.78
22h – 23h	3191.42

Tabla 5: Coste de emisiones de la carga en el Caso 1, usando el método Plug & Charge

El usuario cargaría su vehículo con energía que ha emitido una media de 3283.55 (t de CO<sub>2</sub> eq / h). Si ahora el usuario emplea el sistema propuesto, el vehículo no empezaría la carga hasta las 02 horas del día 21. Estos serían los resultados:

Franja de horas	Media de emisiones por hora (t CO <sub>2</sub> eq / h)
02h – 03h	3031.16
03h – 04h	2958.85
04h – 05h	2938.67
05h – 06h	2988.33

Tabla 6: Coste de emisiones de la carga en el Caso 1, usando el modo de carga ecológico

Lo que resultará en una media de 2979.25 (t de CO<sub>2</sub> eq / h). De esta forma, si el usuario cargara el vehículo con energía que ha emitido un 9.26% menos de CO<sub>2</sub>.

### **Segundo caso: Recarga diurna**

En este caso una persona sale de trabajar del turno de noche y llega a su garaje privado sobre las 09 horas el día 20, nada más llegar conecta su vehículo ya que lo quiere tener listo para volver a ir a trabajar, por lo que necesitará el vehículo a las 20 horas. El proceso de recarga será análogo al del caso anterior por lo que suponemos que necesitará de una duración de 4 horas.

Si el usuario usa el método Plug & Charge empezaría a cargar a las 09 horas, por lo que se obtendrían estos resultados:

<b>Franja de horas</b>	<b>Media de emisiones por hora (t CO<sub>2</sub> eq / h)</b>
<b>09h – 10h</b>	3594.20
<b>10h – 11h</b>	3522.83
<b>11h – 12h</b>	3389.41
<b>12h – 13h</b>	3361.94

**Tabla 7: Coste de emisiones de la carga en el Caso 2, usando el método Plug & Charge**

El vehículo se recargaría con una energía que ha emitido una media de 3467.09(t de CO<sub>2</sub> eq / h). Si el usuario utilizara el modo de carga ecológico la carga del vehículo comenzaría a las 14 horas, estos serían los resultados:

<b>Franja de horas</b>	<b>Media de emisiones por hora (t CO<sub>2</sub> eq / h)</b>
<b>14h – 15h</b>	3213.64
<b>15h – 16h</b>	3134.49
<b>16h – 17h</b>	3112.42
<b>17h – 18h</b>	3166.75

**Tabla 8: Coste de emisiones de la carga en el Caso 2, usando el modo de carga ecológico**

Usando el modo de carga ecológico propuesto, el vehículo se cargaría con una energía que ha emitido una media de 3156.825(t de CO<sub>2</sub> eq / h). Por lo que si el usuario emplea el sistema propuesto, cargaría su vehículo con energía que ha emitido un 8.94% menos de emisiones de CO<sub>2</sub>.

Como se ha podido apreciar en los casos expuestos anteriormente, el sistema propuesto cumple con el objetivo de permitir cargar al usuario su vehículo con energía que ha emitido un 9,1% menos de CO<sub>2</sub>.

## 4.3 VALIDACIÓN CRUZADA

En esta sección se va a analizar un caso común para todos los modos de carga, de forma que para cada modo se vean, tanto el coste de la recarga, como las emisiones asociadas a la energía empleada.

El usuario se sitúa en el día 20 de junio, ha salido del trabajo a las 18 horas, luego se ha ido a jugar a pádel y llega a su domicilio a las 20:00 horas. Al día siguiente tiene fiesta, pero necesitará el coche a las 20 horas del día 21 porque se irá a cenar con sus padres. Suponemos que la duración de la carga será de 3 horas y la tarifa del usuario es una tarifa PVPC, representada en la Figura 55 y la Figura 56.

Primero se van a mostrar los resultados si el usuario utilizara el método Plug & Charge, después se mostrarán los resultados si empleara el modo de carga económico y por último si empleara el modo de carga ecológico. Las emisiones para ambos días están reflejadas en la Figura 54.

00h - 01h: 0.04839 €/kWh	06h - 07h: 0.04218 €/kWh	12h - 13h: 0.04595 €/kWh	18h - 19h: 0.10495 €/kWh
01h - 02h: 0.04245 €/kWh	07h - 08h: 0.04924 €/kWh	13h - 14h: 0.10821 €/kWh	19h - 20h: 0.10769 €/kWh
02h - 03h: 0.0424 €/kWh	08h - 09h: 0.04776 €/kWh	14h - 15h: 0.10582 €/kWh	20h - 21h: 0.11029 €/kWh
03h - 04h: 0.04255 €/kWh	09h - 10h: 0.04685 €/kWh	15h - 16h: 0.10325 €/kWh	21h - 22h: 0.11328 €/kWh
04h - 05h: 0.04289 €/kWh	10h - 11h: 0.04596 €/kWh	16h - 17h: 0.10154 €/kWh	22h - 23h: 0.11397 €/kWh
05h - 06h: 0.04339 €/kWh	11h - 12h: 0.046 €/kWh	17h - 18h: 0.10148 €/kWh	23h - 24h: 0.04666 €/kWh

Figura 55: Tarifa PVPC para el caso común (2020-06-20).

00h - 01h: 0.04868 €/kWh	06h - 07h: 0.03614 €/kWh	12h - 13h: 0.03886 €/kWh	18h - 19h: 0.10266 €/kWh
01h - 02h: 0.03644 €/kWh	07h - 08h: 0.04203 €/kWh	13h - 14h: 0.10279 €/kWh	19h - 20h: 0.10294 €/kWh
02h - 03h: 0.03653 €/kWh	08h - 09h: 0.0408 €/kWh	14h - 15h: 0.1029 €/kWh	20h - 21h: 0.10331 €/kWh
03h - 04h: 0.03667 €/kWh	09h - 10h: 0.04012 €/kWh	15h - 16h: 0.10168 €/kWh	21h - 22h: 0.10722 €/kWh
04h - 05h: 0.03658 €/kWh	10h - 11h: 0.03877 €/kWh	16h - 17h: 0.09976 €/kWh	22h - 23h: 0.10952 €/kWh
05h - 06h: 0.03685 €/kWh	11h - 12h: 0.03878 €/kWh	17h - 18h: 0.099 €/kWh	23h - 24h: 0.04325 €/kWh

Figura 56: Tarifa PVPC para el caso común (2020-06-21).

### Método Plug & Charge

En este caso el vehículo comenzaría la carga en el mismo instante a las 20 horas del día 20 de junio. Estos son los resultados:

Franja de horas	Precio en la franja de tiempo (€/kWh)	Media de emisiones por hora (t CO2 eq)
20h – 21h	0.10331	3353.31
21h – 22h	0.10722	3377.61
22h – 23h	0.10952	3312.78

Tabla 9: Coste y emisiones de la carga usando Plug & Charge.

El usuario pagaría unos 0.1066 €/kWh de media y la energía empleada habría emitido una media de 3347.9 (t de CO2 eq / h).

### **Modo de carga económico**

En este caso se priorizaría el precio de la carga por lo que el vehículo comenzaría la carga a las 04 horas del día 21 de junio.

Franja de horas	Precio en la franja de tiempo (€/kWh)	Media de emisiones por hora (t CO2 eq)
04h – 05h	0.03658	2938.67
05h – 06h	0.03685	2988.33
06h – 07h	0.03614	3088.51

**Tabla 10: Coste y emisiones de la carga usando el modo de carga económico.**

El usuario pagaría unos 0.0365 €/kWh de media y la energía empleada habría emitido una media de 3005.17 (t de CO2 eq / h). Comparando estos resultados con el método Plug & Charge, se traducen en un ahorro del 65.75% y una energía que ha emitido un 10.23% menos de CO2.

### **Modo de carga ecológico**

En este caso se prioriza la reducción en la cantidad de emisiones, por lo que el vehículo comenzaría la carga a las 15 horas del día 21 de junio.

Franja de horas	Precio en la franja de tiempo (€/kWh)	Media de emisiones por hora (t CO2 eq)
15h – 16h	0.10168	2798.06
16h – 17h	0.09976	2779.56
17h – 18h	0.09900	2825.09

**Tabla 11: Coste y emisiones de la carga usando el modo de carga ecológico.**

El usuario pagaría unos 0.1001 €/kWh de media y la energía empleada habría emitido una media de 2800.90 (t de CO2 eq / h). Si se comparan estos resultados con el método Plug & Charge, resultan en un ahorro del 6.06% y una reducción en las emisiones de CO2 del 16.33%.

Se ha podido observar que independientemente de si el usuario emplea el modo de carga económico o el ecológico, se producen beneficios en ambos aspectos. De esta forma si el usuario utiliza el modo económico, el principal beneficio es la reducción del gasto, con un 65.75% de ahorro, pero también se ve beneficiado de una reducción del 10.23% en las emisiones asociadas. Por otro lado, si el usuario decidiera priorizar la reducción de las emisiones asociadas utilizando el modo de carga ecológico, vería reflejadas una disminución del 16.33% respecto a las emisiones, pero también una reducción del 6.06% respecto al precio de la carga. Por lo tanto, queda reflejado que si un usuario utiliza el sistema propuesto, se va a beneficiar de mejoras en todos los aspectos, independientemente del modo escogido.

## 5 CONCLUSIONES

El presente Trabajo de Fin de Grado ha demostrado que además del desarrollo de los propios vehículos eléctricos, se puede avanzar en los diferentes aspectos que los rodean. En concreto, nos hemos centrado en los sistemas de recarga, y hemos demostrado que podemos mejorar el método de recarga convencional.

Con el sistema propuesto se ha confirmado la viabilidad de un sistema de recarga que permita ahorrar al usuario en torno al 65% el coste de sus recargas. Además, permite a los usuarios utilizar energía en cuya generación se haya emitido hasta un 16% menos de CO<sub>2</sub>.

Los resultados obtenidos nos muestran, además, que independientemente de qué modo de carga se utilice (es decir, el económico o el ecológico), el usuario se verá beneficiado tanto en el aspecto económico con un ahorro alrededor del 6% utilizando el modo de carga ecológico, como una disminución de las emisiones de CO<sub>2</sub> en torno al 10% utilizando el modo de carga económico, siempre comparando los valores obtenidos con el sistema convencional Plug & Charge.

Por todo lo anterior, podemos concluir que la propuesta realizada en este proyecto consigue fomentar el uso de los vehículos eléctricos, haciéndolos más atractivos para los usuarios, ya que se compensa su mayor coste de compra con una reducción en el coste de las recargas, además de hacer un uso de una energía más limpia. Por otra parte, recompensa a los usuarios que ya disponen de un vehículo eléctrico, ya que pueden ver automáticamente un menor coste de las recargas sin tener que cambiar de tarifa y una energía más sostenible y amigable con el medio ambiente.

## 6 REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Barrameda. (2020). *Efecto invernadero*. Obtenido de <https://www.barrameda.com.ar/articulos/que-es-el-efecto-invernadero/>
- BloombergNEF. (2018). *BloombergNEF*. Obtenido de <https://about.bnef.com/blog/cumulative-global-ev-sales-hit-4-million/>
- Cargacar. (2020). *Baterías de los coches eléctricos tipos y características*. Obtenido de <https://cargacar.com/noticias/baterias-de-los-coches-electricos-tipos-y-caracteristicas/>
- Cleveland, R., Cleveland, W., McRae, J., & Terpenning, I. (1990). STL: A seasonal-trend decomposition procedure based on loess. *Journal of Official Statistics*, 3-33. Obtenido de <https://www.scb.se/contentassets/ca21efb41fee47d293bbee5bf7be7fb3/stl-a-seasonal-trend-decomposition-procedure-based-on-loess.pdf>
- Cooper, A., & Schefter, K. (2018). Electric Vehicle Sales Forecas and the Charging Infrastructure Required Through 2030. *Edison Electric Institute*.



- Electromovilidad*. (2020). Obtenido de <http://electromovilidad.net/historia-del-vehiculo-electrico/>
- Electromovilidad. (2020). *Tipos de coches electricos: Electromovilidad*. Obtenido de <http://electromovilidad.net/tipos-de-coches-electricos/>
- Endesa. (2020). Obtenido de <https://www.endesa.com/es/luz-y-gas/luz/one/one-luz-nocturna>
- Endesa. (2020). *PVPC Precio Voluntario Pequeño Consumidor*. Obtenido de <https://www.endesa.com/es/conoce-la-energia/energia-y-mas/pvpc-precio-voluntario-pequeno-consumidor>
- Eurostat. (2019). *Eurostat: Estadísticas de los precios de la electricidad*. Obtenido de [https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Electricity\\_price\\_statistics/es#Precios\\_de\\_la\\_electricidad\\_para\\_los\\_consumidores\\_dom.C3.A9sticos](https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Electricity_price_statistics/es#Precios_de_la_electricidad_para_los_consumidores_dom.C3.A9sticos)
- IEC. (18 de 02 de 2016). IEC 62916-2. IEC. Obtenido de IEC 62196-2:2016: <https://webstore.iec.ch/publication/24204>
- Kwiatkowski, D., Phillips, P., Schmidt, P., & Shin, Y. (1992). Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root: How sure are we that economic time series have a unit root? *Journal of Econometrics*, 159-178. Obtenido de <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/030440769290104Y?via%3Dihub>
- Le Quéré; Global Carbon Project; Carbon Dioxide Information Analysis Centre (CDIAC). (2018). Obtenido de <http://www.globalcarbonatlas.org/en/CO2-emissions>
- Lugenergy. (2020). *Modos de recarga de vehículos eléctricos*. Obtenido de <https://www.lugenergy.com/modos-de-recarga-vehiculos-electricos/>
- Miteco. (2020). *Inventario Nacional de emisiones de Gases de Efecto Invernadero: Informe Resumen*.
- Red Eléctrica Española. (2018). *Las energías renovables en el sistema eléctrico español*. Obtenido de [https://www.ree.es/sites/default/files/11\\_PUBLICACIONES/Documentos/Renovables-2018.pdf](https://www.ree.es/sites/default/files/11_PUBLICACIONES/Documentos/Renovables-2018.pdf)
- Red Eléctrica Española. (2020). *Demanda península*. Obtenido de <https://demanda.ree.es/visiona/peninsula/demanda/total>
- Red Eléctrica Española. (2020). *Esios, Red Eléctrica Española*. Obtenido de <https://www.esios.ree.es/es/mercados-y-precios>

- Selectra. (2020). *Tarifa Fija Anual: Selectra*. Obtenido de <https://comparador.selectra.es/info-practica/luz-gas/tarifa-fija-anual.html>
- Torres-Sanz, V. (2018). *Mejora del proceso de carga en vehículos eléctricos*. Universidad de Zaragoza, Informática e Ingeniería de Sistemas.
- Wikipedia. (2020). *Automóvil eléctrico*. Obtenido de [https://es.wikipedia.org/w/index.php?title=Autom%C3%B3vil\\_el%C3%A9ctrico&oldid=124136071](https://es.wikipedia.org/w/index.php?title=Autom%C3%B3vil_el%C3%A9ctrico&oldid=124136071)
- Wikipedia. (2020). *Dioxido de carbono*. Obtenido de [https://es.wikipedia.org/wiki/Di%C3%B3xido\\_de\\_carbono](https://es.wikipedia.org/wiki/Di%C3%B3xido_de_carbono)
- Wikipedia. (2020). *Efecto invernadero*. Obtenido de [https://es.wikipedia.org/wiki/Efecto\\_invernadero](https://es.wikipedia.org/wiki/Efecto_invernadero)
- Wikipedia. (2020). *Protocolo de Kioto*. Obtenido de [https://es.wikipedia.org/wiki/Protocolo\\_de\\_Kioto](https://es.wikipedia.org/wiki/Protocolo_de_Kioto)
- Wuebbles, D., Fahey, D., Hibbard, K., Dokken, D., Stewart, B., & Maycock, T. (2017). *Climate Science Special Report: Fourth National Climate Assessment Volume I*. Washington DC. Obtenido de <https://science2017.globalchange.gov/>