

# Trabajo Fin de Grado

## Ingeniería Electrónica, Robótica y Mecatrónica

### Optimización de carga de vehículos eléctricos con asistencia solar fotovoltaica y almacenamiento de energía

Autor: Antonia López Llamas

Tutor: Francisco Rodríguez Rubio y Carlos Vivas Venegas

**Dpto. Ingeniería de Sistemas y Automática**  
**Escuela Técnica Superior de Ingeniería**  
**Universidad de Sevilla**

Sevilla, 2022





Trabajo Fin de Grado  
Ingeniería Electrónica, Robótica y Mecatrónica

# **Optimización de carga de vehículos eléctricos con asistencia solar fotovoltaica y almacenamiento de energía**

Autor:

Antonia López Llamas

Tutor:

Francisco Rodríguez Rubio y Carlos Vivas Venegas

Catedrático de Universidad y Profesor Titular

Dpto. Ingeniería de Sistemas y Automática  
Escuela Técnica Superior de Ingeniería  
Universidad de Sevilla

Sevilla, 2022



Trabajo Fin de Grado: Optimización de carga de vehículos eléctricos con asistencia solar fotovoltaica y almacenamiento de energía

Autor: Antonia López Llamas

Tutor: Francisco Rodríguez Rubio y Carlos Vivas Venegas

El tribunal nombrado para juzgar el trabajo arriba indicado, compuesto por los siguientes profesores:

Presidente:

Vocal/es:

Secretario:

acuerdan otorgarle la calificación de:

El Secretario del Tribunal

Fecha:



# Agradecimientos

---

**E**n primer lugar, quiero dar las gracias a mi familia por el apoyo y por el esfuerzo que han realizado durante estos años, por haber estado ahí en momentos de dificultad.

Me gustaría agradecer también la ayuda y confianza que he recibido por parte de mis profesores de la Universidad, especialmente a Francisco Rodríguez Rubio, por darme la oportunidad de trabajar en este proyecto y a Carlos Vivas Venegas, por guiarme durante todo el proceso.

Finalmente, quiero mencionar a mi profesora de tecnología del instituto IES Fray Luis de Granada, Purificación Entrena Núñez, ya que sin ella no hubiera llegado a donde estoy ahora. Me abrió los ojos al mundo de la ingeniería y creyó en mis capacidades para dedicarme a esto. Simplemente, gracias.

En definitiva, me gustaría dar las gracias a todas las personas que me han acompañado durante esta etapa.

*Antonia López Llamas  
Sevilla, 2022*



# Resumen

---

Este trabajo aborda el problema del modelado y gestión de una estación de carga inteligente para vehículos eléctricos que sea adecuada para la carga rápida de CC al tiempo que proporciona un estrés mínimo en la red eléctrica. Se ha diseñado un prototipo de estación de carga con asistencia solar fotovoltaica y un sistema de almacenamiento para poder acumular el excedente y disponer de él en momentos de baja irradiancia.

Teniendo como objetivo la minimización del coste monetario de la instalación, se ha empleado la técnica de optimización matemática Programación Cuadrática de Enteros Mixtos (MIQP) y un método basado en reglas heurísticas para gestionar de forma eficiente el flujo de potencia. Para mitigar la fuente de incertidumbre sobre la demanda de energía y la producción solar se han utilizado estrategias de predicción basadas en deep learning.



# Abstract

---

This work addresses the problem of modelling and managing an intelligent charging station for electric vehicles that is suitable for fast DC charging while providing minimal stress on the power grid. A prototype charging station has been designed with solar photovoltaic assistance and a storage system to be able to accumulate the surplus and make it available at times of low irradiance.

In order to minimise the monetary cost of the installation, the mathematical optimisation technique Mixed Integer Quadratic Programming (MIQP) and a method based on heuristic rules has been applied to efficiently manage energy. To mitigate the source of uncertainty about energy demand and solar production, prediction strategies based on deep learning have been used.



# Índice Abreviado

---

<i>Resumen</i>	III
<i>Abstract</i>	V
<i>Índice Abreviado</i>	VII
<b>1 Introducción</b>	<b>1</b>
1.1 Motivación	1
1.2 Descripción del problema	2
1.3 Propósito del trabajo	3
1.4 Objetivos	3
1.5 Programas utilizados	4
<b>2 Estado del arte</b>	<b>5</b>
2.1 Diferentes métodos de optimización	5
2.2 Optimización en el contexto de estaciones de carga de vehículos eléctricos	11
<b>3 Modelo matemático</b>	<b>13</b>
3.1 Inicialización del modelo	13
3.2 Paneles solares	14
3.3 Sistema de almacenamiento de energía	18
3.4 Vehículos eléctricos	19
3.5 Red eléctrica	19
<b>4 Estrategias de predicción de la demanda y producción solar</b>	<b>21</b>
4.1 Red neuronal	21
4.2 Estrategia de predicción	22
4.3 Predicción de la potencia demandada por los vehículos	23
4.4 Predicción de la potencia suministrada por los paneles fotovoltaicos	23
<b>5 Problema de optimización para determinar la acción de control</b>	<b>25</b>
5.1 Técnica de optimización	25
5.2 Optimización de una estación de carga de vehículos eléctricos	25
5.3 Condiciones de factibilidad de la solución	27
5.4 Planteamiento del problema de optimización	29
5.5 Adaptación del modelo	30
5.6 Programación	32
<b>6 Algoritmo de gestión de la energía basado en reglas heurísticas</b>	<b>37</b>
6.1 Funcionamiento en situación de sobrecarga	38
6.2 Funcionamiento en situación de subcarga	39

<b>7</b>	<b>Resultados obtenidos y conclusiones</b>	<b>41</b>
7.1	Gestión de la energía basado en técnica de optimización matemática	41
7.2	Gestión de la energía basado en reglas heurísticas	49
7.3	Conclusiones	52
<b>8</b>	<b>Lineas futuras</b>	<b>53</b>
8.1	Modelado de los vehículos eléctricos	53
8.2	Definición del problema de optimización	54
8.3	Condiciones de factibilidad de la solución	55
8.4	Planteamiento del problema de optimización	55
	<i>Índice de Figuras</i>	57
	<i>Índice de Tablas</i>	59
	<i>Bibliografía</i>	61

# Índice

---

<i>Resumen</i>	III
<i>Abstract</i>	V
<i>Índice Abreviado</i>	VII
<b>1 Introducción</b>	<b>1</b>
1.1 Motivación	1
1.2 Descripción del problema	2
1.3 Propósito del trabajo	3
1.4 Objetivos	3
1.5 Programas utilizados	4
1.5.1 MATLAB	4
1.5.2 GUROBI	4
<b>2 Estado del arte</b>	<b>5</b>
2.1 Diferentes métodos de optimización	5
2.1.1 Técnicas de optimización heurísticas	5
Genetic Algorithm	6
Particle Swarm Optimization	6
Simulated Annealing	7
Ant Colony Optimization	8
Gravitational search algorithm	8
2.1.2 Técnicas de optimización lineal	9
Problema de la dieta	9
Problemas de transporte y asignación	9
2.1.3 Técnicas de optimización no lineal	10
Problema de mínimos cuadrados lineales	10
Problema de maximización de la entropía	10
Problemas de control en tiempo discreto	10
2.2 Optimización en el contexto de estaciones de carga de vehículos eléctricos	11
<b>3 Modelo matemático</b>	<b>13</b>
3.1 Inicialización del modelo	13
3.2 Paneles solares	14
3.2.1 Potencia teórica	14
3.2.2 Potencia real	17
3.3 Sistema de almacenamiento de energía	18
3.4 Vehículos eléctricos	19
3.5 Red eléctrica	19
<b>4 Estrategias de predicción de la demanda y producción solar</b>	<b>21</b>
4.1 Red neuronal	21

4.2	Estrategia de predicción	22
	Modelo neuronal simple ANN	22
	Modelo neuronal recurrente RNN	22
	Modelo neuronal con memoria a largo plazo LSTM	22
	Modelo neuronal con memoria a largo plazo bidireccional Bi-LSTM	22
	Modelo neuronal convolucional CNN	22
4.3	Predicción de la potencia demandada por los vehículos	23
4.4	Predicción de la potencia suministrada por los paneles fotovoltaicos	23
<b>5</b>	<b>Problema de optimización para determinar la acción de control</b>	<b>25</b>
5.1	Técnica de optimización	25
5.2	Optimización de una estación de carga de vehículos eléctricos	25
5.3	Condiciones de factibilidad de la solución	27
	5.3.1 Restricciones operativas y técnicas	27
	Potencia de la red eléctrica	27
	Potencia de la batería	28
	5.3.2 Restricciones físicas	28
5.4	Planteamiento del problema de optimización	29
5.5	Adaptación del modelo	30
	5.5.1 Transformación del producto cruzado de variables continuas y lógicas	30
	5.5.2 Transformación de la expresión bidireccional entre variables continuas y lógicas	31
5.6	Programación	32
	5.6.1 Programación de la función objetivo	32
	Variable a optimizar $x$	32
	Término cuadrático $Q$	32
	Término proporcional $c$	32
	Término independiente $\alpha$	33
	5.6.2 Programación de las restricciones de la planta	33
	Matriz de restricciones $A$	34
	Vector de restricciones $b$	35
<b>6</b>	<b>Algoritmo de gestión de la energía basado en reglas heurísticas</b>	<b>37</b>
6.1	Funcionamiento en situación de sobrecarga	38
6.2	Funcionamiento en situación de subcarga	39
<b>7</b>	<b>Resultados obtenidos y conclusiones</b>	<b>41</b>
7.1	Gestión de la energía basado en técnica de optimización matemática	41
	7.1.1 Escenario 1: Irradiancia solar alta	41
	Potencia absorbida o cedida por el sistema de almacenamiento de energía	42
	Potencia absorbida o cedida por la red eléctrica	43
	Balance de potencia	44
	Función de optimización	44
	7.1.2 Escenario 2: Irradiancia solar baja	45
	Potencia absorbida o cedida por el sistema de almacenamiento de energía	46
	Potencia absorbida o cedida por la red eléctrica	47
	Balance de potencia	47
	Función de optimización	48
	7.1.3 Comparativa con predicciones óptimas	48
7.2	Gestión de la energía basado en reglas heurísticas	49
	Potencia absorbida o cedida por el sistema de almacenamiento de energía	49
	Potencia absorbida o cedida por la red eléctrica	50
	Balance de potencia	50
	Función de optimización	51
7.3	Conclusiones	52

---

<b>8</b>	<b>Lineas futuras</b>	<b>53</b>
8.1	Modelado de los vehículos eléctricos	53
8.2	Definición del problema de optimización	54
8.3	Condiciones de factibilidad de la solución	55
8.4	Planteamiento del problema de optimización	55
	<i>Índice de Figuras</i>	57
	<i>Índice de Tablas</i>	59
	<i>Bibliografía</i>	61



# 1 Introducción

---

## 1.1 Motivación

En la actualidad, la sociedad es totalmente dependiente de la energía, ya sea en forma de calor, electricidad o para el transporte. A pesar de esto, el modelo de producción de energía actual es insostenible, ya que en nuestro país, más de la mitad de esa energía procede de fuentes no renovables [21].

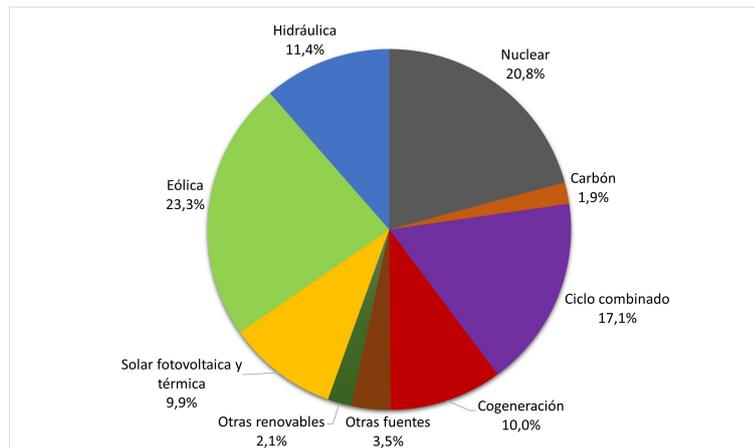


Figura 1.1 Estructura de la generación española 2021.

Dentro del 46.7% de la energía procedente de fuentes renovables[21], es decir, energía presente en la naturaleza de manera continua y prácticamente inagotable, sorprende que solo el 9.9% fuera obtenida de la energía solar, siendo España uno de los países más soleados de Europa.

Por otro lado, la energía no renovable es un recurso limitado que además, contribuye al calentamiento global y a la contaminación de la atmósfera. Por ejemplo, cuando se quema cualquier combustible, se produce dióxido de nitrógeno, un contaminante del aire nocivo al que la Agencia Europea de Medio Ambiente (AEMA) en 2018 atribuyó 54.000 muertes prematuras [11].

El  $NO_2$ , uno de los gases responsables del agujero de la capa de ozono, es producido a partir del  $NO$  expulsado por los coches a motor. Por estas razones, son muchas las personas que han decidido adquirir un coche eléctrico de cero emisiones, una alternativa sostenible pero con otras desventajas respecto al vehículo de combustión.

El principal inconveniente a tener en cuenta es el tiempo de carga de las grandes baterías de litio, que puede durar entre 6 y 8 horas. Muchos conductores se inclinan por instalar un cargador en su cochera y realizar la carga durante la noche. Sin embargo, este método solo es válido si una carga completa es suficiente para los desplazamientos realizados a lo largo del día, ya que la autonomía de estos vehículos es más limitada.

## 1.2 Descripción del problema

Las electrolinerías son puntos de carga de vehículos eléctricos situados en lugares públicos, áreas de servicio, entre otros. Surgen de la necesidad de recargar los vehículos cuando se realizan largos trayectos.

Una estación convencional se alimenta de la red eléctrica, la cual no fue diseñada para abastecer tanta energía. Se estima que para 2035 habrá un total de 130 millones de vehículos eléctricos circulando por Europa [7], cifra que no dejará de crecer. Este aumento en la demanda puede provocar desviaciones en la tensión y reducción en la calidad del suministro eléctrico, llegando en casos extremos a un corte del mismo.

Por esta razón aparece el concepto de "fotolinera". Se trata de una estación de carga de vehículos eléctricos alimentada por energía renovable, en este caso, con energía solar captada a partir de placas fotovoltaicas. Se trata de una alternativa sostenible y económica que suaviza el problema mencionado anteriormente.



**Figura 1.2** Estación de carga de vehículos eléctricos con soporte fotovoltaico[9].

Este tipo de estaciones de carga suelen incluir un sistema de almacenamiento de energía para acumularla en momentos donde haya excedente procedente del sistema fotovoltaico y utilizarla para cargar los vehículos en momentos de baja irradiación. Además, usualmente van conectadas a la red eléctrica, pudiendo en algún momento concreto intercambiar energía en caso de necesidad por alguna de las partes.

Para optimizar la carga de los vehículos, será necesario diseñar un controlador para gestionar la energía de la electrolinera. Esta no es una tarea sencilla, dado que la energía procedente del sol es intermitente y la demanda por parte de los vehículos eléctricos tiene una naturaleza cíclica con una componente estocástica importante. A fin de mitigar esta fuente de incertidumbre, se pueden emplear técnicas de control predictivo basadas en estimaciones de la demanda de energía y de la producción solar.

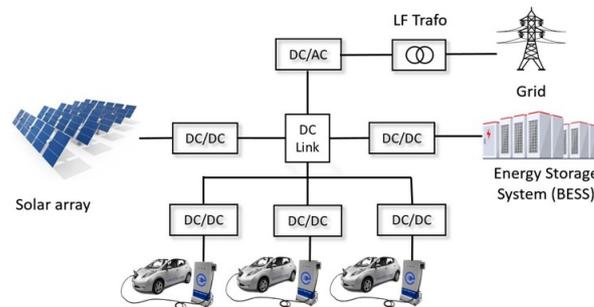
El control predictivo es una estrategia de optimización que hace uso de modelos que describen el comportamiento del sistema para prever el efecto que tendrán sobre la misma las acciones de control futuras. Dichas técnicas pueden ser de naturaleza heurística o matemática y se describirán con más detenimiento en el apartado 2.

Como se ha mencionado anteriormente, uno de los principales inconvenientes de los vehículos eléctricos es el tiempo de carga de sus baterías. Para aminorar este problema, se han diseñado cargadores de carga rápida que pueden suministrar una potencia igual o superior a 40 kW [28], lo que reduce el tiempo de espera considerablemente. Por ejemplo, los supercargadores de la marca Tesla suministran una potencia de 250kW, pudiendo cargar la batería en 15 minutos aproximadamente [24].

Por todo lo mencionado anteriormente, para alentar a la sociedad a adquirir vehículos eléctricos se deben instalar más puntos de carga que, además, permitan recargar las baterías de forma rápida. Se estima que para poder hacer la transición a la movilidad eléctrica, se requerirán más de 65 millones de cargadores para 2035 [7], siendo aproximadamente 220.000 los instalados en Europa el pasado mes de julio. España solo cuenta con 7.407 puntos, es decir, el 3,3% de la totalidad [1].

### 1.3 Propósito del trabajo

En este documento se pretende desarrollar una estrategia de gestión de la energía para maximizar el uso de los recursos renovable y reducir el coste monetario de una estación de carga de vehículos eléctricos. Para ello, se parte de un modelo formado por un sistema fotovoltaico (PV), un sistema de almacenamiento de energía (BES) y la red eléctrica (GRID), como se muestra en la figura.



**Figura 1.3** Esquema estación de carga de vehículos eléctricos.

El modo de carga de los vehículos eléctricos (EV) puede realizarse mediante corriente alterna (AC), en cuyo caso el vehículo debe traer instalado un convertidor AC/DC, o corriente continua (DC), instalando el convertidor en la estación de carga. En este modelo se ha optado por la segunda opción, utilizando un bus DC para guiar la energía hacia los vehículos. La principal ventaja es el aumento en la velocidad de carga de los vehículos, ya que admite tecnología de carga rápida.

Con la finalidad de diseñar un controlador robusto para gestionar la energía, se propone emplear técnicas de predicción de la demanda y de la producción solar mediante algoritmos de aprendizaje automático (machine learning). Partiendo de estos datos, se obtendrá una acción de control más precisa y eficaz cuanto mejor sean las estimaciones realizadas.

### 1.4 Objetivos

Los objetivos que se pretenden alcanzar en este documento son los siguientes:

- Documentación y estudio de modelos matemáticos de tecnologías de carga de vehículos eléctricos.
- Modelado matemático de los elementos constitutivos de la instalación y su interrelación.
- Ensayo y desarrollo de algoritmos inteligentes de gestión de flujos de potencia y validación para un conjunto de escenarios tipo.
- Análisis comparativo de resultados.

## 1.5 Programas utilizados

### 1.5.1 MATLAB



**Figura 1.4** Logo Matlab.

MATLAB (abreviatura de MATrix LABoratory) es una plataforma de programación y cálculo numérico utilizada por cantidad de ingenieros y científicos para analizar datos, desarrollar algoritmos y crear modelos. Se trata de una plataforma que ofrece un entorno de desarrollo con un lenguaje propio (M).

Entre sus prestaciones se encuentran la implementación de algoritmos, la manipulación de matrices y el cómputo iterativo, herramientas necesarias para el desarrollo que se explicará a continuación. Además, se puede comunicar con otros programas como GUROBI aunque el lenguaje de programación sea diferente, lo que facilita la resolución del modelo.

### 1.5.2 GUROBI



**Figura 1.5** Logo Gurobi.

GUROBI es una herramienta de optimización utilizada por más de 2500 empresas. Permite expresar problemas complejos mediante modelos matemáticos y los resuelve de forma iterativa, encontrando la solución óptima entre millones de posibilidades. En este caso se va a utilizar para resolver el problema de optimización una programación cuadrática de enteros mixtos (MIQP) con restricciones.

## 2 Estado del arte

---

El término optimización hace referencia a la asignación de los recursos disponibles de forma óptima con el fin de maximizar o minimizar la función objetivo, cumpliendo las restricciones impuestas.

La integración de energía renovable y la demanda irregular por parte de los vehículos eléctricos plantea varios retos a la hora de determinar la acción de control a aplicar, debido a la incertidumbre sobre la oferta y demanda de energía, pudiendo poner en peligro la estabilidad y la fiabilidad de la red [27].

Por ejemplo, según [8], si el 60% del total de los vehículos eléctricos se carga durante las horas de menor consumo, las pérdidas de energía pueden llegar al 40% en función de la estrategia de carga utilizada. Por lo tanto, se utilizan técnicas de optimización para superar estos problemas y conseguir el máximo beneficio en la estación de carga.

En este apartado se van a mostrar técnicas de optimización heurística y técnicas de optimización matemática, dividiendo este último en técnicas lineales y no lineales, incluyendo varios ejemplos de cada una de las opciones.

### 2.1 Diferentes métodos de optimización

#### 2.1.1 Técnicas de optimización heurísticas

Un método heurístico es un procedimiento en el cual se utilizan una serie de aproximaciones intuitivas para resolver un problema complejo.

Hay problemas de optimización donde no se puede encontrar soluciones óptimas usando métodos numéricos exactos con esfuerzos computacionales aceptables, ya que el esfuerzo puede crecer de forma exponencial respecto al número de variables de decisión (fenómeno explosión combinatorial [12]). En estos casos puede ser conveniente recurrir a un modelo heurístico.

En este tipo de técnicas no se puede garantizar la obtención del resultado óptimo, pero sí de una solución aceptable. Además, son métodos no deterministas, lo que indica que los resultados pueden variar aunque las condiciones sean las mismas.

La mayoría se basan en la observación y análisis de la naturaleza, como se comportan los animales, insectos, incluso la evolución de las especies. Se ha realizado un breve resumen de las más conocidas y utilizadas, sobre todo en el campo de los vehículos eléctricos.

### Genetic Algorithm

El algoritmo genético [10] es un método adaptativo con un comportamiento intrínseco no determinista que utiliza analogías inspiradas en la biología para obtener soluciones cuasi-óptimas, garantizando mayor eficiencia que si se realiza una búsqueda completamente aleatoria. Se emplean técnicas metaheurísticas para guiar el proceso de búsqueda de soluciones, alcanzando, en general, soluciones aceptables próximas al óptimo buscado.

Se parte de una población de individuos, la cual evoluciona siguiendo dos mecanismos principalmente; la mutación genética y la selección natural, en los cuales se descarta a los que tengan peores aptitudes para el problema concreto. Este algoritmo no sigue ninguna teoría matemática estricta y es el investigador el que debe determinar el mecanismo de evolución del desplazamiento en función del problema.

Cada individuo tiene su información codificada en una cadena, normalmente binaria, llamada cromosoma. Los cromosomas evolucionan en cada generación y se evalúa su aptitud siguiendo algún criterio concreto. La implementación clásica de este algoritmo sería:

- **Iniciación:** Se genera una población inicial de individuos.
- **Clasificación:** A cada cromosoma se le evalúa según una función de aptitud y se clasifica.
- **Selección:** Se decide qué individuos se reproducen, siendo los más aptos los que tienen más probabilidad de ser seleccionados.
- **Recombinación:** Se generan dos descendientes procedentes de los individuos seleccionados, combinando sus características.
- **Mutación:** Algunos de los cromosomas pueden verse alterados de forma aleatoria, permitiendo alcanzar nuevos resultados que no estaban cubiertos anteriormente.
- **Reemplazo:** Finalmente, la generación siguiente estará formada por los individuos más aptos.

El proceso se repite hasta alcanzar el número máximo de generaciones o cuando no se produzcan cambios en la población, ya que se desconoce la solución óptima al problema.

### Particle Swarm Optimization

El método de optimización por enjambre de partículas fue desarrollado por James Kennedy y Russell Eberhart en 1995 [15] y se inspira en la evolución del comportamiento colectivo, tratando de imitar las conductas sociales de varios grupos de animales.

Se puede ver un ejemplo de esta técnica en la migración de las aves en busca de climas más cálidos. Estos animales parten de una posición inicial aleatoria y durante el vuelo, la bandada va comprobando las condiciones meteorológicas del lugar. En función de la medida del conjunto, se orienta en una dirección u otra. El proceso se repite con el objetivo no garantizado de hallar en algún momento una solución lo suficientemente satisfactoria.

Se trata de un método adaptativo que utiliza los siguientes principios [3]:

- **Evaluación:** El aprendizaje de los organismos vivos se basa en la observación y evaluación del lugar, con el fin de distinguir si las características son atractivas.
- **Comparación:** Se comparan las características evaluadas con las obtenidas por el resto de partículas.
- **Imitación:** Lorenz asegura que solo los seres humanos y algunas aves son capaces de imitar. La imitación es central para la adquisición y mantenimiento de las habilidades mentales.

Este método permite resolver problemas con funciones no lineales. Comprende un concepto sencillo y puede ser implementado fácilmente utilizando operadores matemáticos básicos. Además, es computacionalmente barato en términos de requisitos de memoria y velocidad.

## Simulated Annealing

El algoritmo de recocido simulado se basa en una analogía con el proceso de recocido del acero, en el que el material se calienta y luego se enfría lentamente para variar sus propiedades físicas. Se debe controlar la velocidad de enfriamiento para conseguir la resistencia o flexibilidad adecuadas, teniendo como objetivo alcanzar el estado de mínima energía del metal.

Se utiliza para resolver problemas de optimización combinatoria de gran escala. Para definir el algoritmo se deben especificar siete componentes:

- **Temperatura inicial.**
- **Criterio de parada:** Determina cuando se termina la ejecución del algoritmo.
- **Criterio de explotación:** Regla para seleccionar una solución del entorno de vecindad.
- **Criterio de aceptación:** Indica si la nueva solución sustituye a la anterior.
- **Longitud de la temperatura:** Determina si la temperatura debe ser actualizada.
- **Esquema de enfriamiento:** Actualiza la temperatura a un valor inferior si la longitud de la temperatura lo indica.
- **Reinicio de la temperatura:** Restablece la temperatura a un valor determinado.

Es una técnica de búsqueda local estocástica que, partiendo de una solución inicial, se va explorando su vecindad de forma iterativa, seleccionando una solución candidata según el criterio de explotación. La nueva solución se compara con la actual utilizando el criterio de aceptación, dando lugar a dos situaciones:

- Si la nueva solución tiene una energía o una evaluación menor respecto al anterior, se sustituye por la que se tenía anteriormente.
- En caso contrario, se le asigna una probabilidad para ser seleccionado, que depende de las diferencias en las evaluaciones y la temperatura del sistema.

Conforme decrece la temperatura, la solución con peor evaluación es menos probable de ser seleccionada. Está demostrado que si la temperatura se va disminuyendo con la suficiente lentitud, el proceso converge a la solución óptima [4]. Cuando se alcance el criterio de parada, la solución final será la seleccionada.

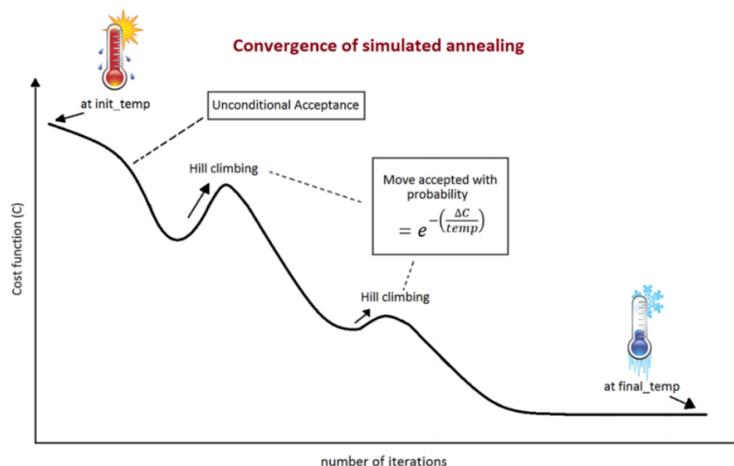


Figura 2.1 Gráfico ejemplo simulated annealing [17].

### **Ant Colony Optimization**

El algoritmo de la colonia de hormigas [23] es una técnica probabilística para resolver problemas complejos relacionados con buscar las mejores rutas en grafos, introducido por Marco Dorigo a principios de los 90.

Las hormigas se desplazan inicialmente de forma aleatoria en busca de alimento. Durante todo su desplazamiento van dejando un rastro de feromonas que será más intenso en función de la cantidad y la calidad del alimento encontrado. Si otra hormiga detecta el rastro, hay una probabilidad de que lo siga, aumentando la cantidad de feromonas y con ello, la probabilidad de que otras lo sigan.

Si el tiempo que se tarda en desplazarse por una trayectoria concreta es largo, la cantidad de feromonas será menor que por un camino más corto (más óptimo), ya que se evaporan con el paso del tiempo y se reponen con menos frecuencia. Debido a este efecto, se consigue una convergencia a óptimos locales.

Para construir este algoritmo se utiliza una hormiga artificial, es decir, un agente que trata de obtener las posibles soluciones al problema. El método tiene las siguientes propiedades:

- Es capaz de encontrar soluciones válidas con un coste computacional bajo.
- Almacena información sobre las trayectorias recorridas, permitiendo evaluarlos y reconstruirlas si fuera necesario.
- Tiene un estado inicial aleatorio, que se corresponde con una secuencia unitaria y una o varias condiciones de parada.
- Desde el estado inicial se van construyendo soluciones de forma incremental.
- El movimiento se hace aplicando una regla de transición que depende del rastro de feromonas, los valores heurísticos almacenados y las restricciones del problema.
- El rastro de feromonas se puede actualizar en cualquier momento.
- El algoritmo finaliza cuando se encuentra con alguna de las condiciones de parada, que suele ser cuando se alcancen todos los objetivos.

### **Gravitational search algorithm**

El algoritmo de búsqueda gravitacional [20] se basa en la ley de la gravedad de Newton:

"Toda partícula del universo atrae a cualquier otra partícula con una fuerza que es directamente proporcional al producto de sus masas e inversamente proporcional al cuadrado de la distancia entre ellas."

(Isaac Newton, 1687)

El objetivo es conseguir que todas las partículas con masa se desplacen hacia la más pesada, debido a la atracción que ejercen unas sobre otras. Cada masa tiene las siguientes especificaciones:

- Posición.
- Masa inercial.
- Masa gravitatoria activa.
- Masa gravitatoria pasiva.

La posición de cada masa constituye una posible solución al problema, mientras que el resto de especificaciones se determinan mediante una función de aptitud. Se deben respetar las leyes de la gravedad y la ley del movimiento, que afirma que la velocidad actual de una masa debe ser igual a la fracción de su velocidad anterior más la variación de su velocidad. Esta aceleración es igual a la fuerza que actúa sobre el sistema dividido por su masa inercial.

### 2.1.2 Técnicas de optimización lineal

Un programa lineal (LP) [31] es un problema de optimización cuya función objetivo a minimizar o maximizar es una función lineal sujeta a un número finito de restricciones lineales. Estas restricciones deben cumplirse de forma simultánea y pueden ser ecuaciones y/o desigualdades, pero como mínimo debe contener una desigualdad lineal.

Por norma general, suele haber muchas soluciones posibles al problema de optimización lineal, pero estas técnicas logran encontrar la solución óptima que minimice (o maximice) la función objetivo. Se definen tres propiedades que deben tener un programa lineal:

- **Proporcionalidad:** Debe ser proporcional el efecto provocado sobre la función objetivo y el efecto sobre la utilización de los recursos, no produciéndose economía de escala.
- **Aditividad:** Los efectos de las actividades individuales deben ser aditivos.
- **Divisibilidad:** Las variables deben ser continuas y no de valor entero. Ésta es una propiedad que a menudo no se cumple en los problemas prácticos de optimización.

Los pasos a seguir para construir un programa lineal son los siguientes:

1. Identificar todas las actividades que se pueden o deben hacer para alcanzar los objetivos, es decir, determinar las variables de decisión.
2. Identificar los recursos que requieren las actividades.
3. Identificar las constantes de proporcionalidad entre las actividades y los recursos, dejando clara la convención de signos.
4. Escribir las restricciones, ya sea como ecuaciones o desigualdades lineales.
5. Identificar los coeficientes de la función objetivo.

A continuación se van a explicar algunos ejemplos de técnicas de optimización lineal.

#### Problema de la dieta

Se trata de uno de los primeros problemas de optimización que se plantearon. El objetivo es minimizar el coste de las comidas, garantizando ciertos requerimientos nutricionales. Fue analizado y resuelto por George Stigler en 1947. Este problema puede ser expresado de forma estándar.

$$\begin{aligned} \min_u J(t) &= \sum_{j=1}^n c_j x_j \\ \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j &\geq b_i \quad \forall i = 1, \dots, m \\ x_j &\geq 0 \quad \forall i = 1, \dots, n \end{aligned}$$

#### Problemas de transporte y asignación

En este caso se trata también de minimizar el coste del envío de mercancías desde  $m$  orígenes a  $n$  destinos, conociendo la oferta ( $a_i = 1$ ), la demanda ( $b_j = 1$ ) y el coste del envío unitario ( $c_{ij}$ ). Se trata de una versión del problema de transportes en el que  $m = n$  y la oferta y la demanda son unitarias  $\forall i, j$ . Este problema suele ser expresado de la siguiente forma.

$$\begin{aligned} \min_u J(t) &= \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij} \\ \sum_{j=1}^n x_{ij} &= a_i \quad \forall i = 1, \dots, m & \sum_{i=1}^m x_{ij} &= b_j \quad \forall j = 1, \dots, n \\ x_{ij} &\geq 0, \quad \forall i, j \end{aligned}$$

### 2.1.3 Técnicas de optimización no lineal

Un programa no lineal (NLP) [31] es un problema de optimización en el que la función objetivo o alguna de las restricciones son no lineales. En el caso donde solo la función objetivo es no lineal, se le llama problema linealmente restringido. El formato habitual del NLP suele ser el que se muestra:

$$\begin{aligned} & \underset{u}{\text{mín}} J(x) \\ & c_i(x) \leq 0 \quad i \in \mathbb{I} \\ & c_i(x) = 0 \quad i \in \mathbb{E} \\ & x \in \Omega \end{aligned}$$

Los términos  $\mathbb{I}$  y  $\mathbb{E}$  son un conjunto de índices que se corresponden con las palabras "desigualdades" y "ecuaciones", respectivamente. El término  $\Omega$  indica el espacio en el que se encuentran los valores de las variables, siendo normalmente omitido si se trata de  $\mathbb{R}^n$ .

Algunas características de las técnicas no lineales son las siguientes:

- Presencia de no linealidades, ya sea en la función objetivo o en las restricciones.
  - Optimización no lineal sin restricciones  $\mathbb{I} = \emptyset, \mathbb{E} = \emptyset$
  - Optimización no lineal con restricciones de desigualdad  $\mathbb{I} \neq \emptyset, \mathbb{E} = \emptyset$
  - Optimización no lineal con restricciones de igualdad  $\mathbb{I} = \emptyset, \mathbb{E} \neq \emptyset$
  - Optimización no lineal con restricciones de mixtas  $\mathbb{I} \neq \emptyset, \mathbb{E} \neq \emptyset$
- Las variables deben ser continuas, como en el caso lineal (divisibilidad).
- Pueden aparecer restricciones de desigualdad, igualdad o ninguna. No es obligatorio que exista al menos una restricción de desigualdad como ocurría antes.
- Las funciones pueden tener propiedades de continuidad, diferenciabilidad o convexidad y deben tenerse en cuenta.
- Suelen aparecer criterios de optimalidad enrevesados, siendo complicado identificar la solución óptima.
- Se trata de algoritmos iterativos con solución convergente, aunque no suelen ser finitos. Es necesario conocer la rapidez con la que converge y la cantidad de cálculo que requieren.

A continuación se van a explicar algunos ejemplos de técnicas de optimización lineal.

#### Problema de mínimos cuadrados lineales

Se trata de un modelo estadístico cuyo objetivo es encontrar la función continua que se ajuste mejor a un conjunto de datos, siguiendo el criterio de minimizar el error cuadrático y pudiendo expresarse como una optimización no lineal sin restricciones.

#### Problema de maximización de la entropía

Hay ciertos problemas de optimización cuyos datos no están completamente determinados debido a que varían de forma significativa, como puede ser la planificación del transporte. Una forma de modelar este tipo de problemas es suponer que el conjunto de parámetros son aleatorios pero siguen una distribución de probabilidad conocida. El objetivo de máxima entropía es obtener la distribución que soporte más incertidumbre y se puede modelar como una optimización no lineal con restricciones lineales.

#### Problemas de control en tiempo discreto

Normalmente, un problema de este tipo tiene como objetivo minimizar el coste o tiempo en el que se alcanza el estado de régimen permanente. En cada instante de tiempo  $k$ , el sistema está en un estado descrito por un vector de características  $y(k)$  y se deberá calcular una acción de control para el instante siguiente  $u(k+1)$  que cumpla las restricciones y optimice el resultado, pudiéndose ajustar a una programación cuadrática.

## 2.2 Optimización en el contexto de estaciones de carga de vehículos eléctricos

El objetivo de este documento es el diseño de una estrategia de gestión de la energía para maximizar el uso de los recursos renovables y reducir el coste monetario de la estación de carga de vehículos eléctricos. Para lograr esto, se deben tener en cuenta una serie de restricciones. Algunos ejemplos son los siguientes:

- **Restricciones físicas:** En todo momento debe cumplirse que la energía que se genera en la estación debe ser igual a la que se consume.
- **Restricción técnica:** El sistema de almacenamiento tiene un límite de potencia que puede suministrar o absorber en un instante determinado.
- **Restricciones operacionales:** No se deben sobrepasar los límites de carga del sistema de almacenamiento.

El modelo matemático de la electrolinera ha sido descrito mediante variables continuas y binarias, para reducir la complejidad del mismo. Por este motivo, se trata de un sistema híbrido, descrito por variables continuas a bajo nivel y gobernado por variables discretas o lógicas a nivel más alto. A la hora de seleccionar la técnica de optimización a aplicar, debe tenerse en consideración que no todas son compatibles con el uso de variables mixtas.

Inicialmente, se ha valorado optar por algoritmos heurísticos o por algoritmos matemáticos, ya sean lineales o no lineales. Las principales ventajas de los heurísticos es su rapidez y bajo coste computacional, mientras que su principal desventaja es que no se garantiza obtener la solución óptima, aunque sí una solución buena que cumpla las especificaciones. Debido a este inconveniente se ha optado por los algoritmos matemáticos.

Al plantear el modelo surge un contratiempo, ya que los sistemas híbridos no cumplen la característica de **divisibilidad** de los algoritmos lineales y no lineales.

En este punto se plantean dos opciones, adaptar el modelo para ajustarse a la técnicas de optimización matemáticas o utilizar un *solver* más avanzado que permita la resolución de este tipo de sistemas. Se ha decidido emplear la primera opción, para la cual se han seguido estos pasos:

1. Adaptar la función objetivo a alguno de los modelos matemáticos explicados con anterioridad. En este caso la función a optimizar es una función cuadrática, por lo que se utilizará la técnica de optimización no lineal.
2. Expresar las restricciones de forma lineal, debido a que aparecerán productos cruzados y expresiones lógicas.
3. Aplicar el método de relajación de restricciones. Este método supone que las variables pueden tomar cualquier valor y se resuelve como una NPL ordinaria, cumpliendo la característica de divisibilidad. Posteriormente, se van introduciendo restricciones adicionales para llegar a una solución en la que se respete la integralidad.

A modo de comparativa, se han planteado una serie de reglas heurísticas para resolver el mismo problema de optimización resuelto previamente con técnicas matemáticas. En el apartado 7 se muestran los resultados obtenidos con ambos modelos y se llega a una conclusión.



## 3 Modelo matemático

---

El diseño del modelo matemático de la estación de carga de vehículos eléctricos se ha basado en el balance de potencias, ya que la potencia consumida por los vehículos debe ser igual a la suma de la potencia suministrada por las diferentes fuentes, que en este caso son el sistema fotovoltaico, el sistema de almacenamiento de energía y la red eléctrica.

La notación seguida en este modelo es la siguiente:

- Las variables con el superíndice BES (Battery Energy Storage) hacen referencia al sistema de almacenamiento de energía.
- Las variables con el superíndice PV (PhotoVoltaics) hacen referencia a la planta solar.
- Las variables con el superíndice EV (Electric vehicle) hacen referencia a los vehículos eléctricos.
- Las variables con el superíndice GRID hacen referencia a la red eléctrica.

A continuación, se van a explicar detenidamente los cuatro elementos que constituyen la estación de carga, indicando los conceptos teóricos y las ecuaciones que expresan el comportamiento físico de cada una y las restricciones que se deberán tener en cuenta en el momento de decidir la acción de control a aplicar, de la que se hablará en el apartado 5.

### 3.1 Inicialización del modelo

El primer paso es indicar la fecha inicial y final de la simulación. Estos valores se han almacenado en una matriz *datetime*, donde se pueden especificar los componentes año, mes, día, hora, minuto, segundo, microsegundo y zona horaria. Realmente, solo se tiene información acerca de potencia demandada por los vehículos a cada hora, por lo que no es necesario expresar los minutos, segundos o microsegundos, ya que no se tendrán en consideración para realizar los cálculos.

Además, se debe indicar el tiempo de muestreo deseado en segundos. En este documento se ha utilizado un valor constante de una hora debido a que las predicciones se realizan en ese intervalo de tiempo.

**Tabla 3.1** Inicialización del modelo.

Nombre	Definición	Dato de ejemplo
beginDate	Fecha inicial	<code>datetime(2019,01,31,1,00,00,00,'TimeZone','UTC+1')</code> ;
endDate	Fecha final	<code>datetime(2019,02,02,1,00,00,00,'TimeZone','UTC+1')</code>
sampleTime	Tiempo de muestreo (seg)	3600

## 3.2 Paneles solares

### 3.2.1 Potencia teórica

Los paneles fotovoltaicos son un conjunto de celdas fotovoltaicas que producen energía eléctrica a partir de la energía solar incidente mediante el efecto fotoeléctrico. La cantidad de energía que absorben las celdas depende del ángulo de incidencia de los rayos solares, ya que solo la componente perpendicular a la superficie de los paneles será transformada en energía eléctrica. El resto, en cambio, será reflejada.

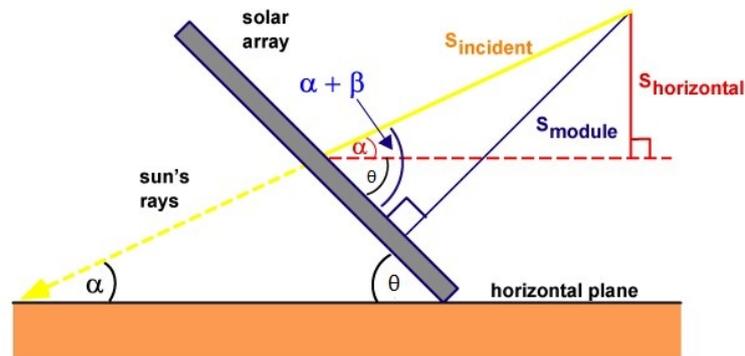


Figura 3.1 Rayo incidente sobre las placas fotovoltaicas [13].

Suponiendo que los paneles solares tienen un ángulo de inclinación fijo, se obtiene la máxima potencia durante el año si se instalan con un ángulo de inclinación  $\theta^{PV}$  igual a la latitud del lugar [13]. En las tablas se muestran todos los datos utilizados para los cálculos de la potencia obtenida del sistema fotovoltaico, empleando las coordenadas geográficas de la Escuela Técnica Superior de Ingeniería de Sevilla.

Tabla 3.2 Datos de inicialización del sistema fotovoltaico.

Nombre	Unidades	Valor	Definición
$Surface^{PV}$	$m^2$	50	Superficie de paneles
$\lambda^{PV}$	grados	37.41136	Latitud de la ubicación de la planta
$\phi^{PV}$	grados	-6.00055	Longitud de la ubicación de la planta

Tabla 3.3 Datos de inicialización de las celdas de las placas fotovoltaicas.

Nombre	Unidades	Valor	Definición
$\theta^{PV}$	grados	37.41136	Inclinación de las placas con respecto al suelo
$G_{ref}^{PV}$	$W/m^2$	1000	Radiación solar de referencia
$Pw_{nom}^{PV}$	W	800e3	Potencia nominal de la planta solar instalada
$Pw_{stc}^{PV}$	W	1000	Potencia nominal del panel en STC <sup>a</sup>
$\eta^{PV}$	%	0.85	Eficiencia del panel
$T_{c_{stc}}^{PV}$	°C	25	Referencia de temperatura de la celda en STC
$\beta^{PV}$	%/°C	0.45	Coefficiente de temperatura per °C de celda
$T_{amb}$	°C	25	Temperatura ambiente
$NOCT^{PV}$	°C	55	Normal Operation Cell Temperature

<sup>a</sup> STC: standard test conditions

Inicialmente, haciendo uso de la Calculadora de Posición Solar de la NOAA [22], se calcula la declinación solar en grados para la fecha actual. Los cálculos se basan en ecuaciones de Algoritmos Astronómicos de Jean Meeus. Los resultados son teóricamente precisos con una exactitud de un minuto para ubicaciones entre  $\pm 72^\circ$  de latitud, y con una exactitud de 10 minutos fuera de esas latitudes. Sin embargo, los valores pueden variar respecto a los reales debido a cambios de presión, temperatura o condiciones atmosféricas.

- **Ángulo de declinación solar:** Es el ángulo que forma el ecuador y una línea trazada del centro de la Tierra hasta el centro del sol. En los equinoccios de primavera y otoño su valor es  $0^\circ$  y debido a la inclinación de la Tierra sobre su eje de rotación y a la traslación de la Tierra alrededor del sol, su valor varía hasta  $\pm 23,45^\circ$ . [13]

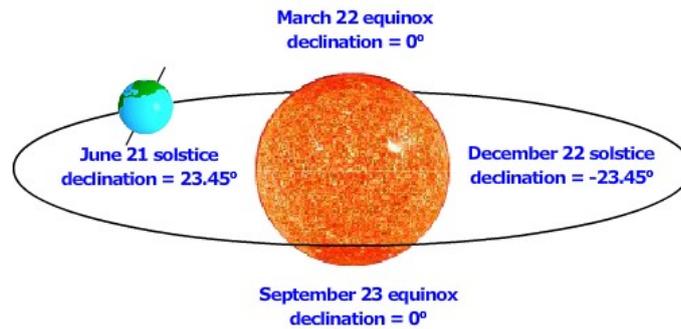


Figura 3.2 Ángulo de declinación solar [13].

Tras conocer el ángulo de declinación y utilizando las coordenadas geográficas, se obtienen:

- **Ángulo cenital solar:** Posición del sol relativa a la normal, es decir, es el ángulo que forma el sol respecto a la vertical. Por tanto, será el ángulo complementario a la elevación ( $\alpha$ ) [13].
- **Ángulo de Azimuth:** Es el ángulo desde donde proviene la luz del sol medido en sentido horario respecto al norte geográfico [13]. En este documento se ha supuesto que si las coordenadas geográficas se sitúan en el hemisferio norte, el ángulo de Azimuth se medirá en sentido antihorario respecto al sur geográfico.

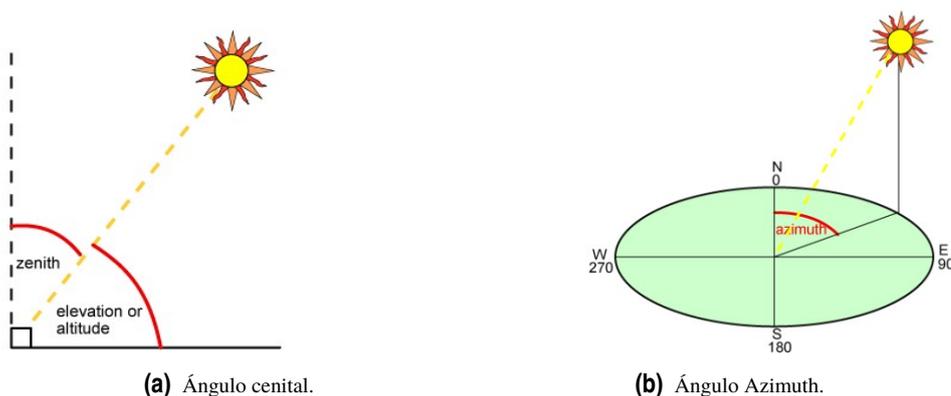


Figura 3.3 Ángulo cenital y Azimuth [13].

Estos cálculos se realizan dentro de las funciones EarthEphemeris.m, sunsag.m y sunslope.m, extraídas del repositorio de GitHub *SunPosition*. [5]

Previo al cálculo de la potencia obtenida por los paneles fotovoltaicos en condiciones de operación reales, se deben consultar los siguientes parámetros en la ficha de características técnicas del fabricante [14].

- **Normal Operation Cell Temperature ( $NOCT^{PV}$ ):** Es la temperatura que alcanzan las celdas solares en función de la temperatura exterior y la irradiación solar.
- **Coefficiente de temperatura per  $^{\circ}C$  de celda ( $\beta^{PV}$ ):** Es un coeficiente de pérdida de potencia por cada grado superior a los  $25^{\circ}C$ . Normalmente su valor está comprendido entre 0,43 y  $0,47\%/^{\circ}C$ .

Además, debe tenerse en cuenta:

- **Irradiancia solar:** Se define como el caudal de energía solar que llega al panel tras atravesar la atmósfera terrestre, la cual actúa como filtro para el espectro lumínico. Se supone una irradiación solar de referencia de  $1000\text{ W/m}^2$ , que es el valor utilizado en las pruebas estándar. Sin embargo, como se puede observar en el siguiente gráfico, su valor depende de la estación y la hora del día en la que se encuentre.

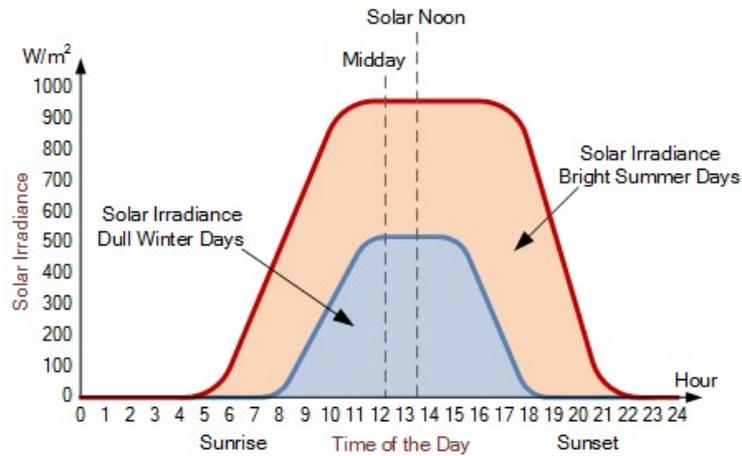


Figura 3.4 Gráfica de la irradiación solar durante el día [25].

A partir de estos datos, se calcula la radiación solar perpendicular al panel fotovoltaico ( $G_t^{PV}$ ) ya que solo esta componente será la que se transforme en energía eléctrica.

$$G_t^{PV} = G_{ref}^{PV} * (\cos(\alpha) * \sin(\theta^{PV}) * \cos(azimuth) + \sin(\alpha) * \cos(\theta^{PV})) \quad (3.1)$$

La temperatura a la que están sometidas las celdas es un dato clave a la hora de conocer la potencia obtenida de los paneles fotovoltaicos, ya que estos trabajan de forma más eficiente, es decir, convierten una mayor proporción de radiación solar en energía eléctrica, si se encuentran a menor temperatura. Precisamente, el término  $\beta^{PV}$  indica las pérdidas ocasionadas debido al aumento de temperatura de la celda.

$$T_c^{PV} = T_{amb} + (NOCT^{PV} - 20) * \frac{G_t^{PV}}{800} \quad (3.2)$$

A partir de este punto, se puede obtener la potencia extraída por un panel fotovoltaico con la siguiente expresión.

$$P_c^{PV} = \frac{G_t^{PV}}{G_{ref}^{PV}} * P_{w_{stc}^{PV}} * \eta^{PV} * (1 - \beta^{PV} * (T_c^{PV} - T_{c_{stc}^{PV}})) \quad (3.3)$$

Finalmente, se multiplica el resultado por la superficie total de paneles y se comprueba que el resultado sea un valor positivo, ya que en términos matemáticos podría ocurrir que la potencia obtenida tuviera un valor negativo. En cambio, en la realidad no puede ocurrir que las placas fotovoltaicas absorban potencia del sistema.

$$P^{PV} = Surface^{PV} * \max([0, P_c^{PV}]) \quad (3.4)$$

### 3.2.2 Potencia real

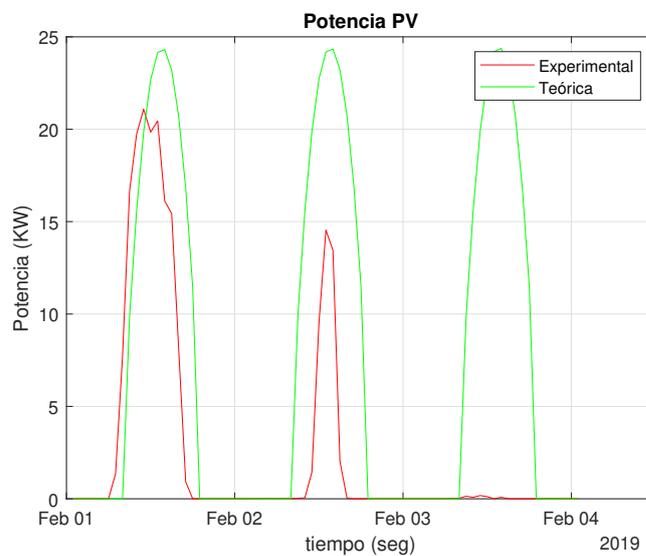
En el modelo teórico anterior se ha supuesto que los paneles fotovoltaicos reciben energía solar durante todas las horas de sol del día. En cambio, si ese día llueve o simplemente se sitúa una nube sobre los paneles, la energía solar recibida será mucho menor o incluso nula.

Para que el modelo fuera más realista, los datos utilizados son valores históricos de una planta fotovoltaico experimental situada en el tejado de los laboratorios de electrónica de la Escuela Técnica Superior de Ingeniería de Sevilla. Se han ordenado en forma de tabla para tener un registro por horas de la potencia generada por el sistema fotovoltaico. La estructura de la base de datos es la siguiente:

**Tabla 3.4** Base de datos de la demanda de potencia de vehículos eléctricos.

Index	Irradiancia ( $W/m^2$ )
...	...
2019-03-31 07:24:39+00:00	0.62
2019-03-31 08:24:39+00:00	30.77
2019-03-31 09:24:39+00:00	268.78
2019-03-31 10:24:39+00:00	474.04
2019-03-31 11:24:39+00:00	480.30
2019-03-31 12:24:39+00:00	418.59
...	...

En la siguiente figura se muestra los diferentes valores de potencia generada por el sistema fotovoltaico teóricamente y de forma experimental.



**Figura 3.5** Comparativa potencia experimental vs potencia teórica.

Como se puede apreciar, el día 1 de febrero la curva teórica se asemeja a la experimental, lo que indica que fue un día bastante soleado con algunos intervalos nublados. En cambio, el día 3 de febrero fue un día encapotado, provocando que la generación de energía sea prácticamente nula durante todo el día.

### 3.3 Sistema de almacenamiento de energía

Se trata de un conjunto de baterías de litio cuya estructura consiste en un electrodo positivo (cátodo de litio) y un electrodo negativo (formado por un ánodo de carbono) [18]. Mediante una serie de reacciones químicas se consigue la acumulación y posterior devolución de la energía, en este caso generada por el sistema fotovoltaico.

Inicialmente, se deben consultar los siguiente parámetros en la ficha de características técnicas del fabricante:

**Tabla 3.5** Datos de inicialización del sistema de almacenamiento de energía.

Nombre	Unidades	Valor	Definición
$P_{min}^{BES}$	W	-15000	Potencia mínima de/hacia las baterías
$P_{max}^{BES}$	W	15000	Potencia máxima de/hacia las baterías
$Cap_{max}^{BES}$	W	17600	Capacidad de almacenamiento máxima
$SOC_{min}^{BES}$	%	0.05	Porcentaje mínimo de carga
$SOC_{max}^{BES}$	%	0.95	Porcentaje máximo de carga
$\mu_{ch}^{BES}$	%	0.8	Rendimiento de carga
$\mu_{disc}^{BES}$	%	0.8	Rendimiento de descarga
$\eta_{ch}^{BES}$	%	0.90	Eficiencia de carga
$\eta_{disc}^{BES}$	%	0.95	Eficiencia de descarga
$CCost^{BES}$	€/Wh	0.125	Coste capital de las baterías
$Cost_{degr,ch}^{BES}$	€/W <sup>2</sup> h	1e-9	Coste degradación de carga
$Cost_{degr,disc}^{BES}$	€/W <sup>2</sup> h	1e-9	Coste degradación de descarga
$Cycles^{BES}$	ciclos	3000	Ciclos de vida de las baterías

La potencia suministrada o absorbida por las baterías situadas en la instalación se decide según la acción de control calculada mediante un algoritmo de optimización que se explicará en el apartado 5.

Se ha decidido adoptar un modelo simple en el que se tiene en cuenta una eficiencia asimétrica para carga y descarga. Si la acción de control obtenida en un instante determinado ( $P_{control}^{BES}(t_k)$ ) es negativa, indica que se ha decidido cargar las baterías.

$$P_{ch}^{BES} = -P_{control}^{BES}(t_k) * \mu_{ch}^{BES} * \eta_{ch}^{BES} \quad (3.5)$$

En caso contrario, se procede a la descarga de las mismas.

$$P_{disc}^{BES} = P_{control}^{BES}(t_k) * \frac{\mu_{disc}^{BES}}{\eta_{disc}^{BES}} \quad (3.6)$$

Además, se debe comprobar que no se supera el porcentaje máximo o mínimo de carga. Esto se debe a que si se supera alguno de estos límites se está forzando el sistema de almacenamiento, degradando las celdas de iones y por tanto, reduciendo el rendimiento y la energía máxima que son capaces de almacenar.

Hay que tener presente que el número de ciclos de carga es limitado y viene indicado en ficha de características técnicas del fabricante ( $Cycles^{BES}$ ). Entonces, si se evita realizar cargas o descargas completas, se prolongará su tiempo de vida útil.

Finalmente, se comprueba que no se supera la potencia mínima o máxima a la que pueden cargarse/descargarse. Si ocurriera alguno de estos casos se limitaría la potencia a ese valor.

Potencia suministrada/absorbida por las baterías:

$$P^{BES}(k) = -P_{ch}^{BES} + P_{disc}^{BES} \quad (3.7)$$

Porcentaje de carga actual de las baterías:

$$SOC^{BES}(k) = \frac{SOC^{BES}(k-1) * Cap_{max}^{BES} + P_{ch}^{BES} - P_{disc}^{BES}}{Cap_{max}^{BES}}; \quad (3.8)$$

### 3.4 Vehículos eléctricos

Se ha consultado la base de datos ACN-Data [30] para simular la llegada de vehículos eléctricos a la planta. Se trata de una base de datos pública que incluye registros reales de varias electrolinerías de EEUU. Ha sido adaptada para tener un registro por horas de la potencia demanda por los vehículos. La estructura de la base de datos es la siguiente:

**Tabla 3.6** Base de datos de la demanda de potencia de vehículos eléctricos.

Index	val_sessions	val_power_median (kW)
2019-01-01 00:24:39+00:00	3.0	2.854
2019-01-01 01:24:39+00:00	3.0	1.065
2019-12-10 02:24:39+00:00	2.0	4.782
2019-12-10 03:24:39+00:00	1.0	0.088
...	...	...

En cada instante, se consulta la potencia media (val\_power\_median) de la fecha y hora que coincida con la fecha y hora actual, sin importar los minutos y los segundos especificados en la tabla. Este dato se utiliza como potencia demandada por todos los vehículos durante esa hora para realizar el resto de cálculos.

### 3.5 Red eléctrica

La potencia absorbida o cedida a la red será la que se obtenga haciendo el balance de potencia, ya que se debe cumplir que la potencia consumida por los vehículos debe ser igual a la suma de la potencia suministrada por las diferentes fuentes.

$$P^{GRID}(k) = P^{EV}(k) - P^{BES}(k) - P^{PV}(k) \quad (3.9)$$

Se han definido unos límites de potencia que se desea consumir o ceder de la red utilizados para el cálculo de la acción de control, pero estos límites son orientativos y se podrían modificar si se necesitara. Este caso podría ocurrir si, por ejemplo, se predice que la demanda de vehículos es mucho menor a la que se tiene en realidad y no se puede abastecer con la potencia obtenida del resto de fuentes. Si ocurriera, se debe aumentar este límite para poder determinar una acción de control que cumpla las restricciones de diseño.

**Tabla 3.7** Datos de inicialización de la red eléctrica.

Nombre	Unidades	Valor	Definición
$P_{max}^{GRID}$	W	30e3	Máxima potencia que se desea consumir
$P_{min}^{GRID}$	W	-30e3	Máxima potencia que se desea ceder



## 4 Estrategias de predicción de la demanda y producción solar

---

La energía que generará el sistema fotovoltaico y la demanda de energía procedente de los vehículos eléctricos son datos que no se pueden conocer a priori y serán elementos decisivos para seleccionar la mejor acción de control a aplicar sobre el sistema.

Por consiguiente, se requiere efectuar una predicción sobre lo que es más probable que ocurra, la cual se basa en datos pasados y en otros factores como puede ser la temperatura o humedad en el ambiente.

Se ha decidido utilizar técnicas de Deep Learning para aprender el comportamiento de la demanda y de la generación fotovoltaica. El desarrollo completo de este apartado ha sido realizado en el Trabajo Fin de Grado *Predicción de demanda y generación renovables con Deep Learning: Aplicación a la optimización de estaciones de carga de vehículos eléctricos* [19].

### 4.1 Red neuronal

Las redes neuronales son modelos que tratan de emular el funcionamiento del sistema nervioso, es decir, la forma en la que el cerebro procesa la información. La unidad básica es la neurona, que consiste en un número que suele ir de 0 a 1. Este valor indica si la neurona va a ser activada (valor 1) o no (valor 0).

La neurona se conecta al resto mediante enlaces con una fuerza de conexión variable (también llamada **ponderación**), formando la red neuronal. Generalmente, esta compuesta por 3 capas:

- **Capa de entrada:** En esta capa, cada neurona se corresponde con una variable de entrada. Reciben los datos y los envía al resto para ser procesada.
- **Capa oculta:** Pueden ser una o varias según la complejidad del modelo y se encargan de procesar la información para luego propagarla hasta la capa siguiente.
- **Capa de salida:** Las neuronas de esta capa se corresponden con posibles resultados. La que obtenga un valor de activación más alto será el resultado elegido por el algoritmo.

Inicialmente, las ponderaciones son aleatorias, por lo que es preciso entrenar a la red neuronal para ajustar estos parámetros y obtener un resultado lo más preciso posible.

Para ello, se hace uso de datos de entrenamiento cuyo resultado final es conocido a priori. En cada prueba se compara el resultado de la red con el esperado y esta información se envía desde la capa de salida hasta la de entrada para modificar las ponderaciones de forma gradual.

El proceso se repite hasta alcanzar alguno de los criterios de parada. En ese momento, la red se considera entrenada y lista para realizar predicciones suficientemente precisas.

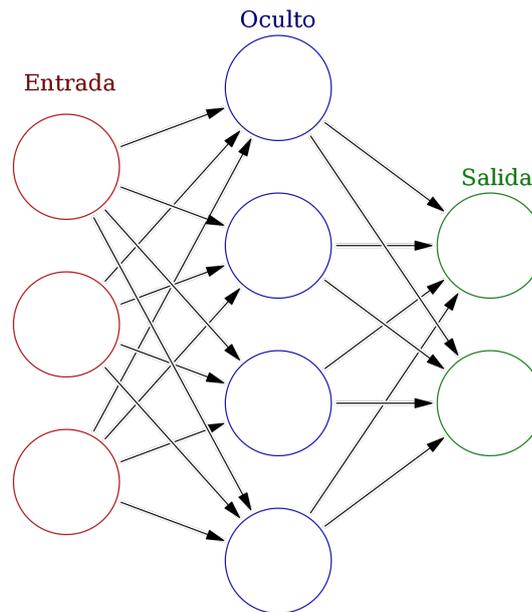


Figura 4.1 Esquema red neuronal básica [29].

## 4.2 Estrategia de predicción

Existen gran variedad de modelos de redes neuronales, por lo que se ha decidido testear los que se listan a continuación y seleccionar el más preciso, es decir, el que tenga menor error absoluto medio (MAE) y menor error cuadrático medio (RMSE).

### Modelo neuronal simple ANN

Es el modelo básico de perceptrón multicapa o red neuronal artificial con neuronas "totalmente conectadas" donde la información fluye en una dirección, desde la capa de entrada hasta la de salida.

### Modelo neuronal recurrente RNN

El modelo recurrente utiliza neuronas que incluyen retroalimentaciones, es decir, en cada instante de tiempo, las neuronas reciben como entrada las señales procedentes de la capa anterior y su propia salida del instante anterior. Es apropiado para el tratamiento de secuencias temporales.

### Modelo neuronal con memoria a largo plazo LSTM

Las LSTM es una variante del modelo recurrente en el que la información puede persistir durante un periodo de tiempo más prolongado, "recordando" estados previos y utilizando esa información para decidir el valor del estado siguiente.

### Modelo neuronal con memoria a largo plazo bidireccional Bi-LSTM

Se trata del modelo LSTM con una modificación. En este caso, no solo se tiene en cuenta el valor de estados previos sino que además se puede recibir información de estados futuros, fluyendo esta en ambas direcciones.

### Modelo neuronal convolucional CNN

Es un modelo utilizado para el procesamiento de imágenes principalmente. Se ha utilizado en este problema para realizar convoluciones unidimensionales sobre la secuencia de entrada con el fin de extraer características relevantes.

### 4.3 Predicción de la potencia demandada por los vehículos

Con el objetivo de conseguir una predicción acerca de la demanda de energía procedente de los vehículos eléctricos se han utilizado los datos explicados en el apartado 3.4 como datos de entrenamiento.

En primer lugar, se han procesado y filtrado para que tengan la estructura necesaria y puedan ser usados como datos de entrenamiento. Tras entrenar los modelos, se han validado los resultados mediante su comparación con los datos reales, calculando el error absoluto medio y el error cuadrático medio.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n |y_j - \hat{y}_j|$$

$$RMSE = \sqrt{\sum_{j=1}^n \frac{(\hat{y}_j - y_j^2)}{n}}$$

Finalmente, se ha seleccionado el modelo con redes LSTM con ventana temporal de 4 días, con el que se han obtenido un MAE de 4.41 kW y un RMSE de 4.10 kW sobre los datos de testeo.

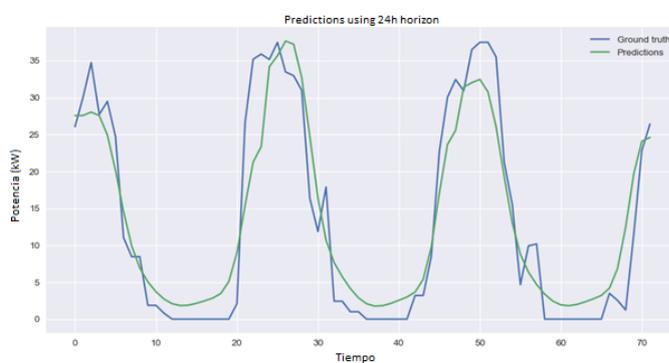


Figura 4.2 Comparativa predicciones demanda vs datos de testeo.

### 4.4 Predicción de la potencia suministrada por los paneles fotovoltaicos

Se ha hecho uso de los datos explicados en el apartado 3.2.2 para entrenar a los modelos, con el objetivo de conseguir una predicción sobre la generación de energía del sistema fotovoltaico.

Tras realizar el mismo proceso explicado en el caso anterior, se ha seleccionado la combinación de dos modelos CNN+LSTM con ventana temporal de 1 día, con el que se han obtenido un MAE de 55.60 kW y un RMSE de 104.61 kW sobre los datos de testeo.

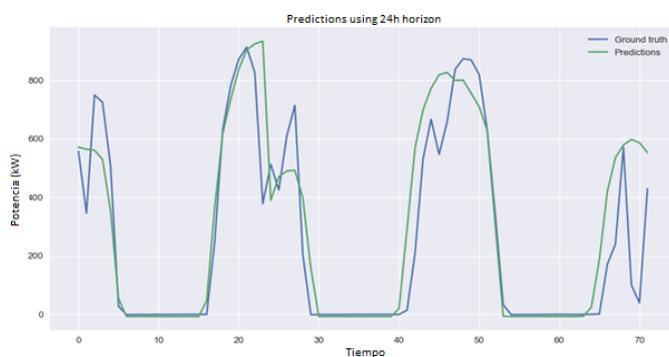


Figura 4.3 Comparativa predicciones producción solar vs datos de testeo.



# 5 Problema de optimización para determinar la acción de control

---

Como se ha mencionado en el apartado 3, se necesita calcular una acción de control para determinar la potencia que suministrará o absorberá el sistema de almacenamiento de la instalación en el instante siguiente, conociendo las predicciones del estado de la planta durante las próximas 24 horas.

Al comienzo, habrá que decidir cual es el objetivo que se desea alcanzar, ya sea la optimización económica, mediambiental, etc. Además, deberán tenerse en cuenta una serie de restricciones físicas impuestas sobre el modelo, lo que complica su resolución. A lo largo de este apartado se va a explicar el procedimiento a seguir para plantear el problema de optimización de una forma estándar resoluble por la herramienta GUROBI.

## 5.1 Técnica de optimización

El sistema que se quiere optimizar en este documento es un sistema mixto lógico-dinámico (MLD) descrito por ecuaciones lineales y sujeto a restricciones definidas mediante variables continuas y lógicas interdependientes, siendo complicado separarlas para ajustarse a las teorías de control clásicas.

Se propone "un esquema de control predictivo capaz de estabilizar este tipo de sistemas en la referencia deseada, cumpliendo con las limitaciones de funcionamiento y probablemente teniendo en cuenta el conocimiento cualitativo previo en forma de reglas heurísticas"(Bemporad, 1999, p.2)[2].

Para ello, se irán calculando las acciones de control del instante siguiente en función de una predicción de la evolución del sistema en un horizonte temporal determinado (Por ejemplo 24 horas) y de las medidas obtenidas en el instante actual, tratando de optimizar el rendimiento del seguimiento y proteger el sistema de posibles violaciones de las restricciones.

## 5.2 Optimización de una estación de carga de vehículos eléctricos

Utilizando el modelo matemático descrito en el apartado 3, se va a considerar como criterio general que el flujo de potencia es positivo cuando parta de alguna fuente (red eléctrica, baterías, paneles fotovoltaicos) hacia los vehículos que estén conectado y negativo en sentido opuesto.

$$P^{EV}(k) = P^{GRID}(k) + P^{BES}(k) + P^{PV}(k) \quad (5.1)$$

El problema de optimización se puede formular desde varios puntos de vista, como los dos que se presentan a continuación:

1. Minimización del coste monetario de la planta. Se decide la acción de control a aplicar con el objetivo de minimizar la compra de energía a la red eléctrica y el desgaste del sistema de almacenamiento, siendo beneficioso el hecho de vender energía a la red.
2. Minimización del impacto medioambiental de la planta. Se decide la acción de control a aplicar tratando de maximizar la autonomía de planta, penalizando cualquier intercambio de energía con la red.

En este documento se ha decidido el primer enfoque. La función objetivo debe incluir todas las variables que se pueden controlar. La potencia demandada por los vehículos y la obtenida a partir del sistema fotovoltaico son variables que se escapan a nuestro control, por lo que solo se tendrán en cuenta la potencia absorbida/cedida por las baterías de la instalación y por la red eléctrica.

Se trata de obtener la secuencia de acciones de control ( $u$ ) en las próximas SH horas que habrá que aplicar sobre el sistema para minimizar el coste producido por el sistema de almacenamiento y la red eléctrica. El término  $t_k$  representa el instante de tiempo  $k$  unidades posterior a  $t$ .

$$\min_u J(t) = \sum_{k=1}^{SH} (J_{GRID}(t_k|t) + J_{BES}(t_k|t)) \quad (5.2)$$

Se va a dividir la potencia de la red en potencia adquirida y potencia suministrada para poder ponderar por separado el comportamiento de compra y venta.

$$P^{GRID}(t) = P_{pur}^{GRID}(t) - P_{sale}^{GRID}(t) \quad (5.3)$$

Igual en el caso de las baterías de la planta, se divide en potencia de descarga y potencia de carga.

$$P^{BES}(t) = P_{disc}^{BES}(t) - P_{ch}^{BES}(t) \quad (5.4)$$

El término  $J_{GRID}(t_k|t)$  es la penalización en la que se incurre por utilizar la potencia suministrada por la red eléctrica en el instante  $t_k$ , conocidos los datos del instante  $t$ . Este término podría reducir el coste total si la planta vende potencia a la red. Cuanto menor sea este término, más energía se habrá vendido, por lo que el coste monetario de la planta será menor.

$$J_{GRID}(t_k|t) = (-\Gamma_{sale}^{pred}(t_k|t)P_{sale}^{pred}(t_k|t) + \Gamma_{pur}^{pred}(t_k|t)P_{pur}^{pred}(t_k|t))T_s \quad (5.5)$$

Siendo:

$\Gamma_{sale}^{pred}(t_k|t)$  y  $\Gamma_{pur}^{pred}(t_k|t)$ : Precio previsto de la venta/compra de potencia a la red eléctrica.

$P_{sale}^{pred}(t_k|t)$  y  $P_{pur}^{pred}(t_k|t)$ : Potencia que se anticipa vender/comprar a la red eléctrica.

El término  $J_{BES}(t_k|t)$  está formado por dos partes. El primero está relacionado con la amortización de las baterías según el número de ciclos de carga/descarga indicado por el fabricante, reflejando la depreciación del sistema después de cada kWh cargado o descargado.

El segundo mide la penalización provocada por el deterioro de las baterías asociado a los ciclos de carga y descarga. Realmente tiene un comportamiento exponencial a la potencia intercambiada, pero, para simplificar el modelo, se ha supuesto que el desgaste es proporcional al cuadrado de la potencia.

$$J_{BES}(t_k|t) = \frac{CCost^{BES}}{2Cycles_{BES}} (P_{ch}^{pred}(t_k|t) + P_{disc}^{pred}(t_k|t))T_s + (Cost_{degr,ch}^{BES} (P_{ch}^{pred}(t_k|t))^2 + Cost_{degr,disc}^{BES} (P_{disc}^{pred}(t_k|t))^2)T_s \quad (5.6)$$

Siendo:

$P_{ch}^{pred}(t_k|t)$  y  $P_{disc}^{pred}(t_k|t)$ : Potencia que se anticipa cargar/descargar del sistema de almacenamiento.

El problema de optimización queda de la siguiente forma:

$$\min_u J(t) = \sum_{k=1}^{SH} ((-\Gamma_{sale}^{pred}(t_k|t)P_{sale}^{pred}(t_k|t) + \Gamma_{pur}^{pred}(t_k|t)P_{pur}^{pred}(t_k|t))T_s + \frac{CCost^{BES}}{2Cycles_{BES}} (P_{ch}^{pred}(t_k|t) + P_{disc}^{pred}(t_k|t))T_s + (Cost_{degr,ch}^{BES} (P_{ch}^{pred}(t_k|t))^2 + Cost_{degr,disc}^{BES} (P_{disc}^{pred}(t_k|t))^2)T_s) \quad (5.7)$$

### 5.3 Condiciones de factibilidad de la solución

Para asegurar que el problema de optimización planteado tenga solución en todo el espectro de estados admisibles de la instalación, deben verificarse ciertos límites y restricciones en las magnitudes de problema.

Inicialmente, deben ser identificados los casos más desfavorables para la operación de la planta y los límites que se deben imponer en cada caso.

1. Máxima demanda de carga de vehículos sin energía de reserva en las baterías y nula producción solar. En este caso, se debe verificar que la potencia máxima suministrada por la red  $P_{max}^{GRID}$  sea suficiente para cubrir la potencia total requerida por los vehículos. Si no se diera este caso, habría que imponer un límite a la potencia demandada por los vehículos.
2. Máxima producción solar con nula demanda de carga por parte de los vehículos y con las baterías cargadas al máximo. Hay que asegurarse que si se diera este escenario, la potencia máxima que puede comprar la red  $P_{min}^{GRID}$  debe ser al menos igual a la máxima producción solar anticipable. En caso contrario, sería necesario limitar la potencia máxima generada por el sistema fotovoltaico.

#### 5.3.1 Restricciones operativas y técnicas

##### Potencia de la red eléctrica

Siendo la expresión de la potencia de la red eléctrica potencia de compra menos potencia de venta, se consideran ambos términos positivos y no podrán ser diferentes de cero a la vez. Para indicar en el modo en el que se está trabajando (modo compra, modo venta) se definen dos variables binarias,  $\delta_{pur}^{GRID}$  y  $\delta_{sale}^{GRID}$ . Se definen una serie de restricciones para asegurar que el sistema funcionará de forma correcta:

- Ambas variables serán positivas.

$$P_{pur}^{GRID}(t_k) \geq 0, P_{sale}^{GRID}(t_k) \geq 0 \quad (5.8)$$

- Nunca se puede estar en modo compra y modo venta simultáneamente.

$$\delta_{pur}^{GRID}(t_k) + \delta_{sale}^{GRID}(t_k) = 1 \quad (5.9)$$

- La potencia de compra será igual a la potencia total si se encuentra en modo compra.

$$P_{pur}^{GRID}(t_k) = P^{GRID}(t_k) \delta_{pur}^{GRID}(t_k) \quad (5.10)$$

- La potencia de venta será igual a la potencia total si se encuentra en modo venta. Esta ecuación es redundante respecto a 5.10, por lo que no se añadirá al conjunto de restricciones.

$$P_{sale}^{GRID}(t_k) = -P^{GRID}(t_k) \delta_{sale}^{GRID}(t_k) \quad (5.11)$$

- La potencia total será menor a 0 si y solo si se encuentra en modo venta.

$$P^{GRID}(t_k) \leq 0 \iff \delta_{sale}^{GRID}(t_k) = 1 \quad (5.12)$$

- La potencia total será mayor a 0 si y solo si se encuentra en modo compra. Esta ecuación es redundante respecto a 5.12, por lo que no se añadirá al conjunto de restricciones.

$$P^{GRID}(t_k) \geq 0 \iff \delta_{pur}^{GRID}(t_k) = 1 \quad (5.13)$$

- El flujo de potencia que suministra o absorbe la red eléctrica tiene unos límites.

$$P_{min}^{GRID} \leq P^{GRID}(t_k) \leq P_{max}^{GRID} \quad (5.14)$$

### Potencia de la batería

El mismo caso sucede con la potencia de las baterías. Para indicar en el modo en el que se está trabajando (modo carga, modo descarga) se definen dos variables binarias,  $\delta_{ch}^{BES}$  y  $\delta_{disc}^{BES}$ . Se definen una serie de restricciones para asegurar que el sistema funcionará de forma correcta:

- Ambas variables serán positivas.

$$P_{disc}^{BES}(t_k) \geq 0, P_{ch}^{BES}(t_k) \geq 0 \quad (5.15)$$

- Nunca se puede estar en modo carga y modo descarga simultáneamente.

$$\delta_{disc}^{BES}(t_k) + \delta_{ch}^{BES}(t_k) = 1 \quad (5.16)$$

- La potencia de descarga será igual a la potencia total si se encuentra en modo descarga.

$$P_{disc}^{BES}(t_k) = P^{BES}(t_k) \delta_{disc}^{BES}(t_k) \quad (5.17)$$

- La potencia de carga será igual a la potencia total si se encuentra en modo carga. Esta ecuación es redundante respecto a 5.17, por lo que no se añadirá al conjunto de restricciones.

$$P_{ch}^{BES}(t_k) = -P^{BES}(t_k) \delta_{ch}^{BES}(t_k) \quad (5.18)$$

- La potencia total será menor a 0 si y solo si se encuentra en modo carga.

$$P^{BES}(t_k) \leq 0 \iff \delta_{ch}^{BES}(t_k) = 1 \quad (5.19)$$

- La potencia total será mayor a 0 si y solo si se encuentra en modo descarga. Esta ecuación es redundante respecto a 5.19, por lo que no se añadirá al conjunto de restricciones.

$$P^{BES}(t_k) \geq 0 \iff \delta_{disc}^{BES}(t_k) = 1 \quad (5.20)$$

- El flujo de potencia que suministra o absorbe la batería tiene unos límites.

$$P_{min}^{BES} \leq P^{BES}(t_k) \leq P_{max}^{BES} \quad (5.21)$$

- El estado de carga de las baterías debe encontrarse entre un máximo y un mínimo, como se explicó en apartados anteriores.

$$SOC_{min}^{BES} \leq SOC^{BES} \leq SOC_{max}^{BES} \quad (5.22)$$

### 5.3.2 Restricciones físicas

La ley de la conservación de la energía afirma que la cantidad total de energía en un sistema físico aislado permanece invariable respecto al tiempo, pudiendo solo transformarse en otra forma de energía. Suponiendo que la estación de carga se trata de un sistema aislado, se debe cumplir que la energía consumida por los vehículos debe ser igual a la suma de la energía procedente por las diferentes fuentes, que en este caso son el sistema fotovoltaicas, el sistema de almacenamiento y la red eléctrica.

Para cumplir esta restricción se ha excluido la variable  $P_{pur}^{GRID}$  de la lista de variables de control, ya que su valor se determina utilizando la ecuación de balance de potencia.

$$P_{pur}^{GRID}(t_k|t) = P_{sale}^{GRID}(t_k|t) - (P_{disc}^{BES}(t_k|t) - P_{ch}^{BES}(t_k|t)) - P^{PV}(t_k|t) + P^{EV}(t_k|t) \quad (5.23)$$

## 5.4 Planteamiento del problema de optimización

A continuación, el problema de optimización se debe adaptar a un formato resoluble por la herramienta GUROBI, explicada en el apartado 1.5.

El procedimiento de optimización que se va a utilizar es la *programación cuadrática de enteros mixtos* (MIQP), ya que la función objetivo es una función cuadrática y las restricciones están formadas por componentes enteras y continuas. Para poder utilizarlo, se debe expresar el problema con el siguiente formato.

Función objetivo:

$$\min_u J(t) = x^T Qx + c^T x + \alpha \quad (5.24)$$

Sujeta a:

- Restricciones lineales

$$Ax = b$$

- Restricciones limitantes

$$l \leq x \leq u$$

- Restricciones de variables enteras

*algunas  $x_j$  enteras*

- Restricciones cuadráticas

$$x^T Qcx + q^T x \leq \beta$$

- Restricciones generales

*min, max, abs, or, ...*

La herramienta de optimización GUROBI utiliza para la resolución de este tipo de problemas la técnica de ramificación y poda (Branch and Bound). La idea es formar un árbol cuyas ramas se corresponden con posibles soluciones del problema principal. Cuando se detecta que una rama deja de ser válida, se elimina como solución (poda) hasta conseguir seleccionar una.

El método comienza eliminando las restricciones de variables enteras para relajar el MIQP inicial y poder resolverlo cumpliendo la propiedad de **divisibilidad**. Una vez resuelto, se van añadiendo restricciones de forma ordenada. Para ello, se decide alguna variable que esté restringida a ser entera, pero cuyo valor en la relajación del MIQP sea fraccionario. Esta variable se denomina variable de bifurcación, ya que divide el MIQP en dos subproblemas. A partir de aquí, se repite el método en cada subproblema, resolviendo las relajaciones del MIQP y generando el árbol de búsqueda. Durante el proceso se van eliminando las ramas que tengan una solución no válida o menos eficiente. En general, si se alcanza un punto en el que se satisfacen todas las restricciones o se consiguen eliminar todas las ramas a excepción de una, se habrá resuelto el MIQP original.

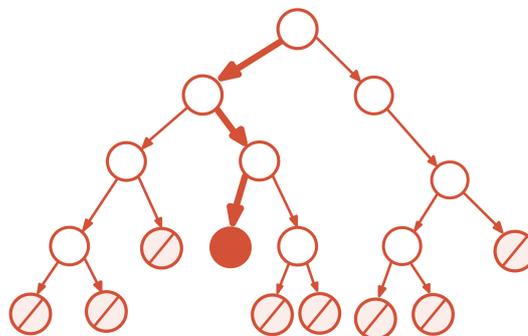


Figura 5.1 Branch and Bound.

## 5.5 Adaptación del modelo

Como se ha podido observar, las ecuaciones que describen el comportamiento de la planta entremezclan variables binarias y variables continuas, apareciendo productos cruzados como, por ejemplo, en la ecuación 5.17. Para poder resolver el problema utilizando la herramienta GUROBI, es necesario expresar las ecuaciones como relaciones lineales, por lo que habrá que adaptarlas a un formato resoluble.

Siguiendo las transformaciones MLD (Mixed logic dynamics) [2], se puede linealizar este tipo de ecuaciones mediante unas reglas sencillas, incluyendo en ciertos casos alguna variable auxiliar.

### 5.5.1 Transformación del producto cruzado de variables continuas y lógicas

Dada la expresión  $y = f(x)\delta$  donde  $f(x)$  es una función continua, lineal y  $\delta \in \{0,1\}$  es una variable binaria, es fácil comprobar que es equivalente a estas dos expresiones:

$$\begin{aligned}\delta = 0 &\implies y = 0 \\ \delta = 1 &\implies y = f(x)\end{aligned}$$

Definiendo un valor máximo (M) y mínimo (m) para la función  $f(x)$ , estas expresiones se pueden reescribir de la siguiente forma, consiguiendo sustituir el producto cruzado por cuatro ecuaciones en términos de desigualdades lineales:

$$\begin{aligned}y &\leq M\delta \\ y &\geq m\delta \\ y &\leq f(x) - m(1 - \delta) \\ y &\geq f(x) - M(1 - \delta)\end{aligned}$$

Las ecuaciones 5.10 y 5.17, pueden ser transformadas siguiendo esta regla.

- Restricción (5.10):  $P_{pur}^{GRID}(t_k) = P^{GRID}(t_k)\delta_{pur}^{GRID}(t_k)$

Se sustituye por:

$$\begin{aligned}P_{pur}^{GRID}(t_k) &\leq P_{max}^{GRID}\delta_{pur}^{GRID}(t_k) \\ P_{pur}^{GRID}(t_k) &\geq P_{min}^{GRID}\delta_{pur}^{GRID}(t_k) \\ P_{pur}^{GRID}(t_k) &\leq P^{GRID}(t_k) - P_{min}^{GRID}(1 - \delta_{pur}^{GRID}(t_k)) \\ P_{pur}^{GRID}(t_k) &\geq P^{GRID}(t_k) - P_{max}^{GRID}(1 - \delta_{pur}^{GRID}(t_k))\end{aligned}$$

- Restricción (5.17):  $P_{disc}^{BES}(t_k) = P^{BES}(t_k)\delta_{disc}^{BES}(t_k)$

Se sustituye por:

$$\begin{aligned}P_{disc}^{BES}(t_k) &\leq P_{max}^{BES}\delta_{disc}^{BES}(t_k) \\ P_{disc}^{BES}(t_k) &\geq P_{min}^{BES}\delta_{disc}^{BES}(t_k) \\ P_{disc}^{BES}(t_k) &\leq P^{BES}(t_k) - P_{min}^{BES}(1 - \delta_{disc}^{BES}(t_k)) \\ P_{disc}^{BES}(t_k) &\geq P^{BES}(t_k) - P_{max}^{BES}(1 - \delta_{disc}^{BES}(t_k))\end{aligned}$$

### 5.5.2 Transformación de la expresión bidireccional entre variables continuas y lógicas

Dada la expresión  $f(x) \leq 0 \iff \delta = 1$  donde  $f(x) \in [m, M]$  es una función continua, lineal y  $\delta \in \{0, 1\}$  es una variable binaria, es fácil comprobar que es equivalente a estas dos desigualdades lineales:

$$\begin{aligned} f(x) &\leq M(1 - \delta) \\ f(x) &\geq \varepsilon + (m - \varepsilon)\delta \end{aligned}$$

$\varepsilon$  es un valor suficientemente pequeño pero no cero. Se suele tomar  $\varepsilon = 10^{-3}$ .

Las ecuaciones 5.12 y 5.19, pueden ser transformadas siguiendo esta regla:

- Restricción (5.12):  $P^{GRID}(t_k) \leq 0 \iff \delta_{sale}^{GRID}(t_k) = 1$

Se sustituye por:

$$\begin{aligned} P^{GRID}(t_k) &\leq P_{max}^{GRID}(1 - \delta_{sale}^{GRID}(t_k)) \\ P^{GRID}(t_k) &\geq \varepsilon + (P_{min}^{GRID} - \varepsilon)\delta_{sale}^{GRID}(t_k) \end{aligned}$$

- Restricción (5.19):  $P^{BES}(t_k) \leq 0 \iff \delta_{ch}^{BES}(t_k) = 1$

Se sustituye por:

$$\begin{aligned} P^{BES}(t_k) &\leq P_{max}^{BES}(1 - \delta_{ch}^{BES}(t_k)) \\ P^{BES}(t_k) &\geq \varepsilon + (P_{min}^{BES} - \varepsilon)\delta_{ch}^{BES}(t_k) \end{aligned}$$

En esta tabla se resumen todas las transformaciones MLD para linealizar ecuaciones mixtas.

	Relation	Logic	MLD inequalities
P1	AND ( $\wedge$ )	$S_3 \iff (S_1 \wedge S_2)$	$-\infty \leq -\delta_1 + \delta_3 \leq 0$ $-\infty \leq -\delta_2 + \delta_3 \leq 0$ $-\infty \leq \delta_1 + \delta_2 - \delta_3 \leq 1$
P2	OR ( $\vee$ )	$S_1 \vee S_2$	$1 \leq \delta_1 + \delta_2 \leq 2$
P3	NOT ( $\sim$ )	$S_2 \equiv \sim S_1$	$1 \leq \delta_1 + \delta_2 \leq 1$
P4	IMPLY ( $\Rightarrow$ )	$[a^T x \leq 0] \Rightarrow [\delta = 1]$	$\varepsilon \leq a^T x - (m - \varepsilon)\delta \leq \infty$
P5	IMPLY ( $\Rightarrow$ )	$[\delta = 1] \Rightarrow [a^T x \leq 0]$	$-\infty \leq a^T x + M\delta \leq M$
P6	IFF ( $\Leftrightarrow$ )	$[a^T x \leq 0] \Leftrightarrow [\delta = 1]$	$\varepsilon \leq a^T x - (m - \varepsilon)\delta \leq \infty$ $-\infty \leq a^T x + M\delta \leq M$
P7	Mixed product	$z = \delta \cdot a^T x$	$-\infty \leq z - M\delta \leq 0$ $0 \leq z - m\delta \leq \infty$ $-\infty \leq z - a^T x + m(1 - \delta) \leq 0$ $0 \leq z - a^T x + M(1 - \delta) \leq \infty$

**Figura 5.2** Tabla de transformaciones MLD [16].

## 5.6 Programación

### 5.6.1 Programación de la función objetivo

Recordando el formato que debe tener la función objetivo (Ec. 5.24)  $\min J(t) = x^T Qx + c^T x + \alpha$ , se procede a expresar el problema de optimización siguiendo ese formato.

#### Variable a optimizar $x$

Engloba todas las variables cuyo valor se puede controlar. Se debe indicar si la variable es binaria o continua. Se trata de un vector columna de  $7*SH$  componentes, donde  $k$  toma valores desde 1 hasta  $SH$ :

$$x = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_{SH}]^T$$

Donde:

$$x_k = [P_{disc}^{BES}(t_k|t) \ P_{ch}^{BES}(t_k|t) \ P_{sale}^{GRID}(t_k|t) \ \delta_{disc}^{BES}(t_k|t) \ \delta_{ch}^{BES}(t_k|t) \ \delta_{pur}^{GRID}(t_k|t) \ \delta_{sale}^{GRID}(t_k|t)]^T$$

Dentro de este vector se ha excluido el término  $P_{pur}^{GRID}(t_k|t)$ , ya que es una variable dependiente del resto que se puede calcular realizando balance de potencia (Ec. 5.23). Sustituyendo este término por su expresión en la función objetivo (5.7), el problema de optimización se ve modificado de la siguiente forma:

$$\begin{aligned} \min_u J(t) = & \sum_{k=1}^{SH} -\Gamma_{sale}^{pred}(t_k|t) P_{sale}(t_k|t) T_s + \\ & \Gamma_{pur}^{pred}(t_k|t) (P_{sale}(t_k|t) - (P_{disc}^{BES}(t_k|t) - P_{ch}^{BES}(t_k|t)) - P_{pv}(t_k|t) + P_{ev}(t_k|t)) T_s \\ & \frac{CCost^{BES}}{2Cycles^{BES}} (P_{ch}^{BES}(t_k|t) + P_{disc}^{BES}(t_k|t)) T_s + \\ & (Cost_{degr,ch}^{BES} (P_{ch}^{BES}(t_k|t))^2 + Cost_{degr,disc}^{BES} (P_{disc}^{BES}(t_k|t))^2) T_s \end{aligned} \quad (5.25)$$

#### Término cuadrático $Q$

El término cuadrático de la ecuación de optimización es el relacionado con el desgaste de la batería debido a la carga/descarga. Se trata de una matriz cuadrada de  $7*SH$  elementos.

$$Q = diag(Q_1 \ Q_2 \ \dots \ Q_{SH})$$

Donde:

$$Q_k = \begin{bmatrix} \frac{Cost_{degr,disc} T_s}{2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{Cost_{degr,ch} T_s}{2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

#### Término proporcional $c$

Este vector debe incluir el resto de términos de la expresión. Será un vector columna de  $7*SH$  elementos.

$$c = [c_1 \ c_2 \ \dots \ c_{SH}]^T$$

Donde:

$$c_k = [(\frac{CCost^{BES}}{2Cycles^{BES}} - \Gamma_{pur}^{pred}(t_k|t)) T_s \ (\frac{CCost^{BES}}{2Cycles^{BES}} + \Gamma_{pur}^{pred}(t_k|t)) T_s \ (\Gamma_{pur}^{pred} - \Gamma_{sale}^{pred}) T_s \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$$

### Término independiente $\alpha$

Al ser un término constante que no depende de las acciones de control, su valor es irrelevante para el cálculo de la minimización de la función  $J(t)$ , por lo que no será necesario definirlo.

### 5.6.2 Programación de las restricciones de la planta

Inicialmente, se debe hacer una recopilación de todas las restricciones del modelo, sustituyendo las que al comienzo eran no lineales por las adaptadas explicadas en el apartado 5.5. Además, se ha sustituido las variables  $P^{GRID}$ ,  $P^{BES}$  y  $P_{pur}^{GRID}$  por sus respectivas ecuaciones (5.3, 5.4 y 5.23), para utilizar en las expresiones únicamente variables que aparecen en el vector  $x$ .

- Restricciones de la red eléctrica:

$$\begin{aligned}
P_{sale}^{GRID}(t_k|t) - (P_{disc}^{BES}(t_k|t) - P_{ch}^{BES}(t_k|t)) &\geq P^{PV}(t_k|t) - P^{EV}(t_k|t) \\
P_{sale}^{GRID}(t_k) &\geq 0 \\
\delta_{pur}^{GRID}(t_k) + \delta_{sale}^{GRID}(t_k) &= 1 \\
-P_{disc}^{BES}(t_k|t) + P_{ch}^{BES}(t_k|t) - (P_{min}^{GRID} - \varepsilon)\delta_{sale}^{GRID}(t_k) &\geq \varepsilon + P^{PV}(t_k|t) - P^{EV}(t_k|t) \\
P_{disc}^{BES}(t_k|t) - P_{ch}^{BES}(t_k|t) - P_{max}^{GRID}\delta_{sale}^{GRID}(t_k) &\geq -P_{max}^{GRID} - P^{PV}(t_k|t) + P^{EV}(t_k|t) \\
-P_{sale}^{GRID}(t_k|t) + P_{disc}^{BES}(t_k|t) - P_{ch}^{BES}(t_k|t) + P_{max}^{GRID}\delta_{pur}^{GRID}(t_k) &\geq -P^{PV}(t_k|t) + P^{EV}(t_k|t) \\
P_{sale}^{GRID}(t_k|t) - P_{disc}^{BES}(t_k|t) + P_{ch}^{BES}(t_k|t) - P_{min}^{GRID}\delta_{pur}^{GRID}(t_k) &\geq P^{PV}(t_k|t) - P^{EV}(t_k|t) \\
-P_{sale}^{GRID}(t_k) + P_{min}^{GRID}\delta_{pur}^{GRID}(t_k) &\geq P_{min}^{GRID} \\
P_{sale}^{GRID}(t_k) - P_{max}^{GRID}\delta_{pur}^{GRID}(t_k) &\geq -P_{max}^{GRID}
\end{aligned}$$

- Restricciones del sistema de almacenamiento:

$$\begin{aligned}
P_{disc}^{BES}(t_k) &\geq 0 \\
P_{ch}^{BES}(t_k) &\geq 0 \\
\delta_{disc}^{BES}(t_k) + \delta_{ch}^{BES}(t_k) &= 1 \\
P_{disc}^{BES}(t_k) - P_{ch}^{BES}(t_k) - (P_{min}^{BES} - \varepsilon)\delta_{ch}^{BES}(t_k) &\geq \varepsilon \\
-P_{disc}^{BES}(t_k) + P_{ch}^{BES}(t_k) - P_{max}^{BES}\delta_{ch}^{BES}(t_k) &\geq -P_{max}^{BES} \\
-P_{disc}^{BES}(t_k) + P_{max}^{BES}\delta_{disc}^{BES}(t_k) &\geq 0 \\
P_{disc}^{BES}(t_k) - P_{min}^{BES}\delta_{disc}^{BES}(t_k) &\geq 0 \\
-P_{ch}^{BES}(t_k) + P_{min}^{BES}\delta_{disc}^{BES}(t_k) &\geq P_{min}^{BES} \\
P_{ch}^{BES}(t_k) - P_{max}^{BES}\delta_{disc}^{BES}(t_k) &\geq -P_{max}^{BES}
\end{aligned}$$

- Otras restricciones: Las limitaciones del flujo de potencia, tanto de las baterías (5.21) como de la red eléctrica (5.14), fueron incluidas al adaptar las ecuaciones en el apartado 5.5, por lo que solo falta incluir la restricción referente al estado de carga de las baterías (5.22).

$$\begin{aligned}
SOC^{BES}(t_k) &\geq SOC_{min}^{BES} \\
-SOC^{BES}(t_k) &\geq -SOC_{max}^{BES}
\end{aligned}$$

Al ser todas las restricciones lineales se va a aplicar el siguiente formato  $Ax = b$  o  $Ax \geq b$ , según sean ecuaciones o inecuaciones. El vector  $x$  es la variable a optimizar, explicada en el la sección anterior.

Como se puede observar, las dos últimas restricciones, las relacionadas con el estado de carga de las baterías, no están expresadas en función de  $x$ , por lo que para poder imponerlas habrá que adaptarlas.

$$SOC^{BES}(t_k+i) = SOC^{BES}(t_k+i-1) + K_{ch}^{BES} P_{ch}^{BES}(t_k+i-1)T_s - K_{disc}^{BES} P_{disc}^{BES}(t_k+i-1)T_s \quad (5.26)$$

Siendo:

$$K_{ch}^{BES} = \frac{\mu_{ch}^{BES}}{Cap_{max}^{BES}}$$

$$K_{disc}^{BES} = \frac{1}{\mu_{disc}^{BES} * Cap_{max}^{BES}}$$

Se trata de una ecuación recursiva, debido a que el estado de carga en cada instante depende de los estados anteriores. El estado de carga del instante actual ( $SOC^{BES}(t_k)$ ) es medible y el del instante posterior ( $SOC^{BES}(t_k+1)$ ) se puede calcular conociendo las acciones de control del instante actual, por lo tanto, también es conocido. El resto se deberán ser calculando conforme se decidan las acciones de control de sus estados anteriores.

$$SOC^{BES}(t_k+1) = SOC^{BES}(t_k) + K_{ch}^{BES} P_{ch}^{BES}(t_k)T_s - K_{disc}^{BES} P_{disc}^{BES}(t_k)T_s$$

$$SOC^{BES}(t_k+2) = SOC^{BES}(t_k+1) + K_{ch}^{BES} P_{ch}^{BES}(t_k+1)T_s - K_{disc}^{BES} P_{disc}^{BES}(t_k+1)T_s$$

$$SOC^{BES}(t_k+3) = SOC^{BES}(t_k+2) + K_{ch}^{BES} P_{ch}^{BES}(t_k+2)T_s - K_{disc}^{BES} P_{disc}^{BES}(t_k+2)T_s$$

$$= SOC^{BES}(t_k+1) + K_{ch}^{BES} P_{ch}^{BES}(t_k+1)T_s - K_{disc}^{BES} P_{disc}^{BES}(t_k+1)T_s$$

$$+ K_{ch}^{BES} P_{ch}^{BES}(t_k+2)T_s - K_{disc}^{BES} P_{disc}^{BES}(t_k+2)T_s \quad (5.27)$$

...

#### Matriz de restricciones A

Se trata de una matriz de  $N_{rest} * SH$  filas, siendo  $N_{rest}$  el número de restricciones, y  $7 * SH$  columnas, que incluye la parte de las restricciones que depende de las variables a optimizar. Se ha construido a trozos separando las restricciones referentes al estado de carga de las baterías (matriz  $A_{SOC}$ ), ya que estas depende de los estados anteriores.

$$A = \begin{bmatrix} A_1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & A_2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ A_{SOC} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & A_3 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ A_{SOC} & A_{SOC} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & A_4 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ A_{SOC} & A_{SOC} & A_{SOC} & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & A_5 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ A_{SOC} & A_{SOC} & A_{SOC} & A_{SOC} & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & A_{SH} \\ A_{SOC} & \dots & A_{SOC} & 0 \end{bmatrix}$$

Donde:

$$A_{SOC} = \begin{bmatrix} -K_{disc} & K_{ch} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ K_{disc} & -K_{ch} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$A_k = \begin{bmatrix} -1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 & 0 & 0 & -(P_{min}^{grid} - \varepsilon) & 0 \\ 1 & -1 & 0 & 0 & -P_{max}^{grid} & 0 & 0 \\ 1 & -1 & -1 & 0 & 0 & 0 & P_{max}^{grid} \\ -1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & -P_{min}^{grid} \\ 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & P_{min}^{grid} \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & -P_{max}^{grid} \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & -1 & 0 & 0 & -(P_{min}^{bat} - \varepsilon) & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 & 0 & -P_{max}^{bat} & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 0 & P_{max}^{bat} & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & -P_{min}^{bat} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & P_{min}^{bat} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -P_{max}^{bat} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

#### Vector de restricciones b

Se trata de un vector columna de  $N_{rest} * SH$  elementos que incluye la parte de las restricciones que no depende de las variables de interés. Como en la matriz A, se han separado las restricciones del estado de carga.

$$b = [b_1 \ b_{SOC} \ b_2 \ b_{SOC} \ \dots \ b_{SH} \ b_{SOC}]^T$$

Donde:

$$b_k = \begin{bmatrix} P_{pv}(t_k|t) - P_{ev}(t_k|t) \\ 0 \\ \varepsilon + P_{pv}(t_k|t) - P_{ev}(t_k|t) \\ -P_{max}^{grid} - P_{pv}(t_k|t) + P_{ev}(t_k|t) \\ -P_{pv}(t_k|t) + P_{ev}(t_k|t) \\ P_{pv}(t_k|t) - P_{ev}(t_k|t) \\ P_{min}^{grid} \\ -P_{max}^{grid} \\ 0 \\ 0 \\ \varepsilon \\ -P_{max}^{bat} \\ 0 \\ 0 \\ P_{min}^{bat} \\ -P_{max}^{bat} \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$b_{SOC} = \begin{bmatrix} SOC_{min}^{bat} - SOC^{bat}(t_k + 1) \\ -SOC_{max}^{bat} + SOC^{bat}(t_k + 1) \end{bmatrix}$$

Finalmente, habrá que indicar cuales de las restricciones son de igualdad (=) o de desigualdad. En este caso, todas las restricciones de desigualdad son del tipo ( $\geq$ ).

## 6 Algoritmo de gestión de la energía basado en reglas heurísticas

---

A modo de comparativa, se ha construido otro algoritmo para calcular la acción de control basado en reglas heurísticas, siguiendo el propuesto en la tesis *Charging Station for Electric Vehicles Using Hybrid Sources* (Eltoumi,2020,p84) [6].

El objetivo es maximizar el uso de la energía renovable, como ocurría en el caso anterior, y reducir el consumo de energía de la red eléctrica, reduciendo con ello la inestabilidad y la contaminación. Los pasos seguidos por el algoritmo son:

1. Se comprueba la carga inicial que tiene el vehículo, la potencia fotovoltaica disponible y el estado energético del sistema de almacenamiento.
2. Las baterías proporcionan energía al vehículo o demandan energía al sistema para cargarse, dependiendo del SoC de la misma y de la producción solar.
3. La red se utiliza para mitigar el déficit de energía para la carga del vehículo y la carga del sistema de almacenamiento.
4. En caso de que haya un excedente de energía procedente del sistema fotovoltaico, la red o las baterías podrán absorber la energía sobrante.

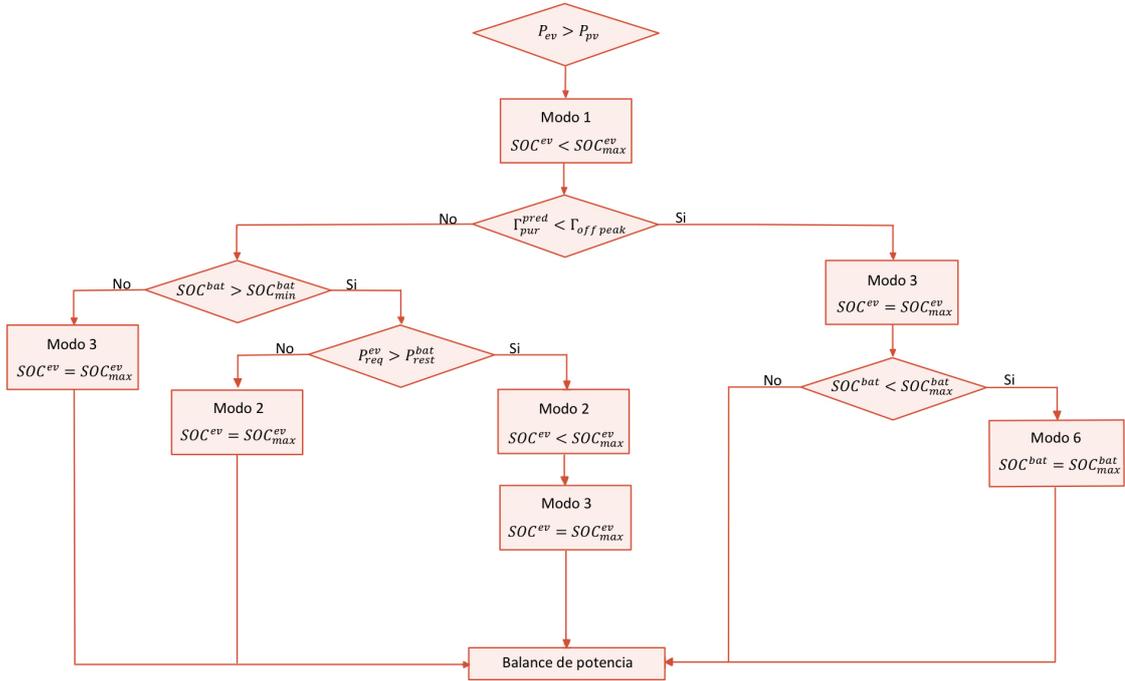
Los datos de los que se parte para determinar la acción de control en un instante determinado son las predicciones de demanda de energía de los vehículos y de generación del sistema fotovoltaico para ese instante, además de las medidas realizadas al sistema en el instante anterior.

El algoritmo propuesto utiliza estrategias basadas en reglas, principalmente formulando escenarios de "si entonces", es decir, en función del escenario en que se sitúe el sistema, se realizarán uno o varios modos de funcionamiento.

- **Modo 1 (PV2EV):** La potencia generada por las placas fotovoltaicas será utilizada para abastecer la demanda de los vehículos.
- **Modo 2 (BES2EV):** Las baterías de la planta se descargan para suministrar energía a los vehículos.
- **Modo 3 (GRID2EV):** Los vehículos se cargan comprando energía a la red eléctrica.
- **Modo 4 (PV2BES):** Las baterías de la planta se cargan con la energía procedente del sistema fotovoltaico.
- **Modo 5 (PV2GRID):** Se vende la energía sobrante de la producción solar a la red eléctrica.
- **Modo 6 (GRID2BESS):** Las baterías de la planta se cargan con energía procedente de la red eléctrica.

Una vez determinados los modos de funcionamiento, se decide la acción de control a aplicar sobre las baterías ( $P_{bat}$ ). La energía que se consume o vende a la red eléctrica, se decide posteriormente utilizando la ecuación de balance de potencia (5.1).

## 6.1 Funcionamiento en situación de sobrecarga



**Figura 6.1** Esquema funcionamiento en situación de sobrecarga.

Se trata de la situación en la que la potencia suministrada por las placas fotovoltaicas no sea suficiente para abastecer la demanda de los vehículos. En este caso, se debe decidir de donde se obtiene la energía restante para cargar los vehículos. Para ello, se comienza comprobando el precio de la energía de la red eléctrica en ese instante de tiempo.

- **Precio por debajo del umbral:** Si ocurre esta situación, la energía restante se obtendrá de la red eléctrica. Además, si el sistema de almacenamiento no está totalmente cargado ( $SOC_{max}$ ), se carga. Con esto se aprovecha el bajo coste de la energía y se almacena para un posible momento de necesidad posterior.

$$P_{bat} = -(SOC_{max}^{bat} - SOC(t_k))CC_{bat} \quad (6.1)$$

- **Precio por encima del umbral:** En este caso se intenta obtener la energía del sistema de almacenamiento.

- **Si las baterías tienen carga:** ( $SOC(t_k) > SOC_{min}$ )

- **Si la energía de las baterías no es suficiente para cargar los vehículos:** La energía restante se obtendrá de la red eléctrica, descargando las baterías de la planta hasta su valor mínimo ( $SOC_{min}$ ).

$$P_{bat} = (SOC(t_k) - SOC_{min}^{bat})CC_{bat} \quad (6.2)$$

- **Si la energía de las baterías es suficiente para cargar los vehículos:** Los vehículos se cargarán por completo utilizando solo la energía de las baterías.

$$P_{bat} = P_{ev} - P_{pv} \quad (6.3)$$

- **Si las baterías están descargadas:** ( $SOC(t_k) \leq SOC_{min}$ ) Los vehículos se cargarán comprando energía a la red eléctrica.

$$P_{bat} = 0 \quad (6.4)$$

## 6.2 Funcionamiento en situación de subcarga

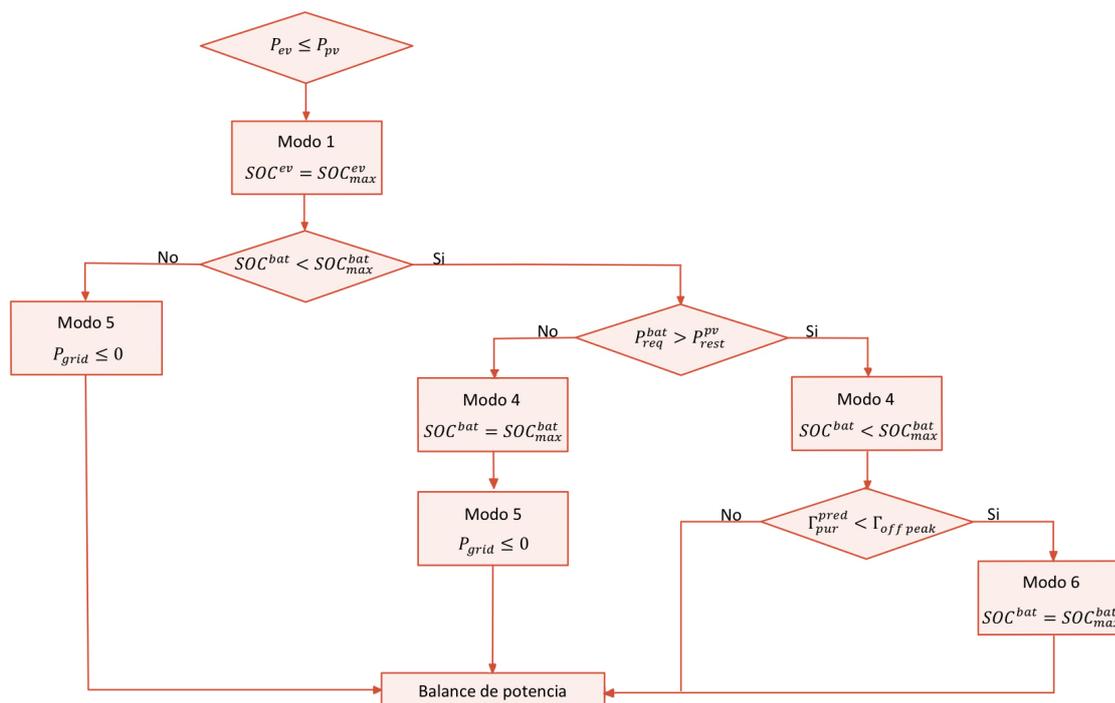


Figura 6.2 Esquema funcionamiento en situación de subcarga.

Se trata de la situación en la que la potencia suministrada por las placas fotovoltaicas es suficiente para abastecer la demanda de los vehículos. En este caso, se debe decidir qué se realiza con la energía sobrante. Para ello, primero se comprueba si el sistema de almacenamiento está cargado.

- **Si las baterías no están cargadas completamente:** Se utiliza el excedente para cargarlas.
  - **Energía procedente de las placas fotovoltaicas no es suficiente para cargar las baterías:**
    - **Precio por debajo del umbral:** Se cargarán las baterías hasta su valor máximo, aprovechando el bajo coste de la red.
 
$$P_{bat} = (SOC(t_k) - SOC_{min}^{bat})CC_{bat} \quad (6.5)$$
    - **Precio por encima del umbral:** Se cargarán las baterías con la energía sobrante procedente del sistema fotovoltaico.
 
$$P_{bat} = P_{ev} - P_{pv} \quad (6.6)$$
  - **Energía procedente de las placas fotovoltaicas suficiente para cargar las baterías:** Se cargarán hasta su valor máximo y la energía sobrante se venderá a la red eléctrica.
 
$$P_{bat} = -(SOC_{max}^{bat} - SOC(t_k))CC_{bat} \quad (6.7)$$
- → **Si las baterías están totalmente cargadas:** Si ocurre esta situación, la energía sobrante se vende a la red eléctrica, obteniendo un beneficio económico.

$$P_{bat} = 0; \quad (6.8)$$

Una vez decidida la acción de control a aplicar sobre la potencia de las baterías, se debe comprobar que este valor se encuentra dentro de los límites establecidos (restricción 5.21). En caso contrario, se satura al valor máximo o mínimo, según corresponda. Finalmente, se calcula  $P_{grid}$  realizando balance de potencia.

$$P_{grid} = P_{ev} - P_{pv} - P_{bat}$$



# 7 Resultados obtenidos y conclusiones

---

Se han realizado varias simulaciones de tres días de duración para evaluar el funcionamiento de la estación de carga de vehículos eléctricos, utilizando en primer lugar la técnica de optimización matemática explicada en el apartado 5 y en segundo lugar, la técnica heurística definida en el apartado 6.

Con el objetivo de poder comparar los resultados obtenidos con ambas técnicas, se calcula la función de optimización a minimizar (Ec.5.7) en cada caso y se comprueba cuál de ellas tiene un valor más bajo.

Se debe tener en cuenta que el primer día de cada simulación, la acción de control no se aplica, ya que se necesitan 24 horas para recopilar datos y poder realizar predicciones en base a esos datos. El control de la planta comienza a partir del segundo día.

## 7.1 Gestión de la energía basado en técnica de optimización matemática

Se van a realizar dos simulaciones en fechas diferentes, una en invierno y otra en primavera para evaluar el comportamiento del sistema ante condiciones de irradiancia diferentes.

### 7.1.1 Escenario 1: Irradiancia solar alta

Como se puede observar en la figura 7.1, a excepción del día 1 de mayo, donde se ve una bajada de la generación de potencia entre las 14 y las 16 horas debido probablemente a un cúmulo de nubes, el resto del día fue soleado y se obtuvo suficiente energía renovable para abastecer la demanda de los vehículos, la cual se puede ver en la figura 7.2.

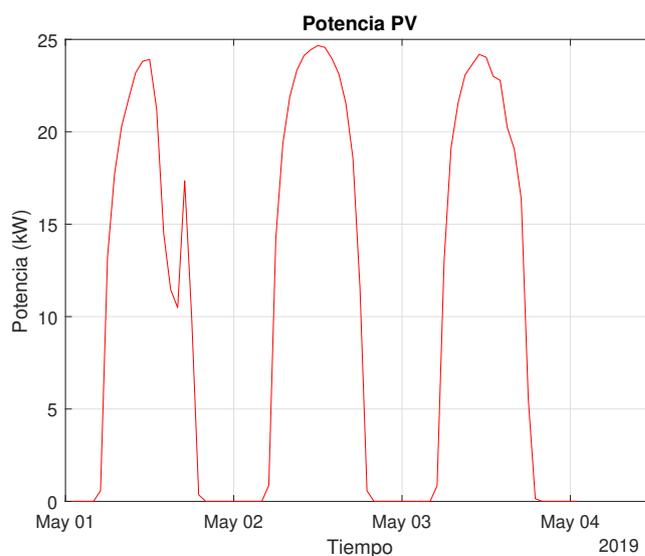
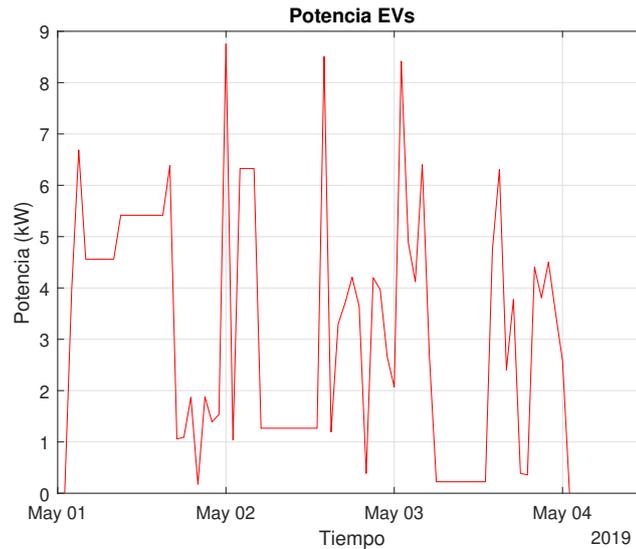


Figura 7.1 Potencia generada por el sistema fotovoltaico.

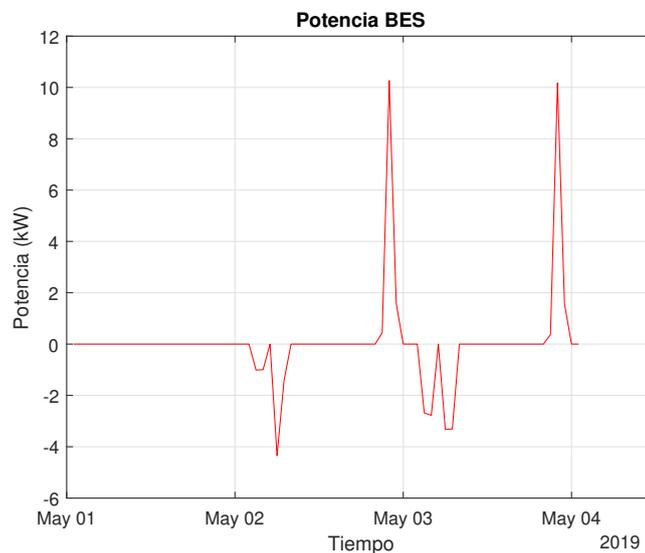


**Figura 7.2** Demanda producida por los vehículos eléctricos.

Tras recopilar datos durante las primeras 24 horas de simulación, se procede al cálculo de la acción de control a aplicar sobre la planta utilizando la técnica de optimización matemática explicada en el apartado 5, obteniendo los siguientes resultados.

#### Potencia absorbida o cedida por el sistema de almacenamiento de energía

La potencia positiva se corresponde con la potencia de descarga de las baterías, mientras que la potencia negativa con la carga de las mismas, como se puede ver en la figura donde se analiza el estado de carga del sistema de almacenamiento (figura 7.4).



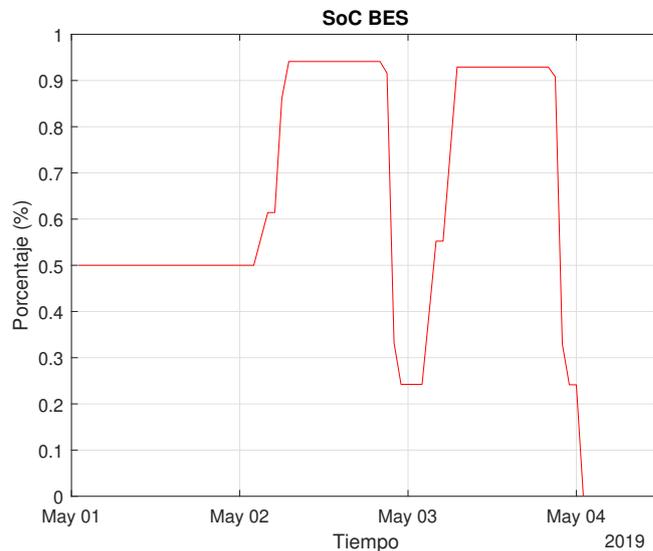
**Figura 7.3** Intercambio de potencia del sistema de almacenamiento de energía.

Como se puede observar, el sistema recarga las baterías horas antes de que se necesite descargarlas. El algoritmo decide el instante de carga para que el coste que produce en el sistema sea mínimo, tratando de que se cumpla alguna de estas dos condiciones:

- El precio de la red eléctrica es bajo.
- Hay un excedente de la energía procedente del sistema fotovoltaico.

Normalmente, la descarga de las baterías se produce cuando se prevé una alta demanda de energía por parte de los vehículos eléctricos y ocurren la dos condiciones de forma simultánea.

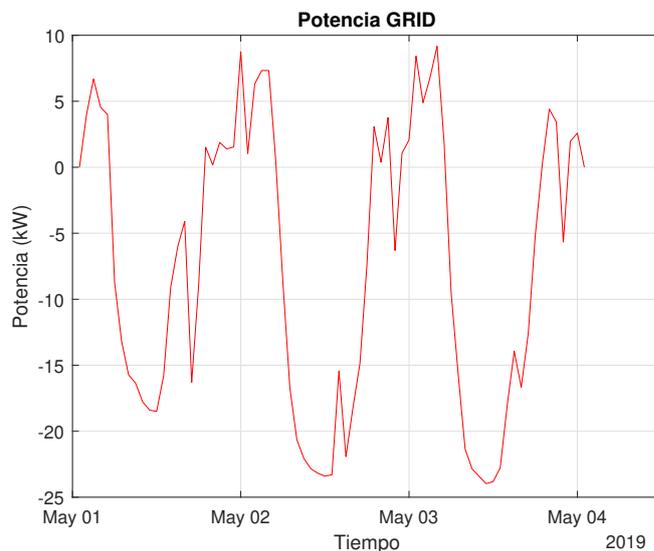
- El precio de la red eléctrica es más alto que el desgaste que se produce en el sistema de almacenamiento al descargar las baterías.
- No hay generación de potencia en el sistema fotovoltaico.



**Figura 7.4** Evolución del estado de carga del sistema de almacenamiento de energía.

#### Potencia absorbida o cedida por la red eléctrica

La potencia positiva se corresponde con la compra a la red eléctrica, mientras que la negativa se corresponde con la venta.



**Figura 7.5** Intercambio de potencia con la red eléctrica.

En este escenario, la energía renovable producida por las placas fotovoltaicas es superior a la demandada por los vehículos, por lo que la mayoría del tiempo se está vendiendo energía a la red para obtener un beneficio económico. Se puede comprobar que los puntos en los que se compra energía es de noche, cuando la irradiancia es nula y el precio suele ser más bajo.

### Balance de potencia

Se han representado los intercambios de energía producidos en la estación de carga de vehículos eléctricos para comprobar el balance de potencia.

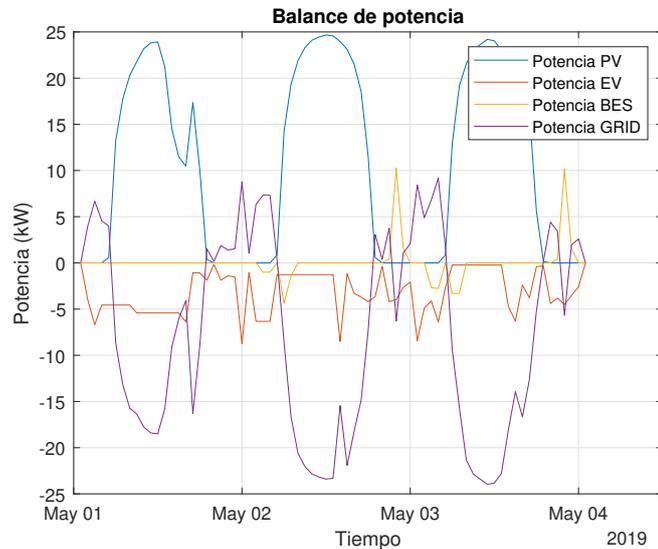


Figura 7.6 Balance de potencia.

Si se observa la gráfica al final del día dos de mayo, se puede ver como se descarga las baterías para abastecer la demanda de los vehículos, pero hay un excedente que se vende a la red eléctrica. Esto ha sucedido debido a que la predicción de la demanda fue más elevada que la demanda que se produjo realmente, provocando que la acción de control calculada para el sistema de almacenamiento fuera más elevada de lo necesario.

### Función de optimización

Finalmente, se muestra el cálculo de la función de optimización a minimizar (Ec.5.7). El resultado negativo indica que se obtiene beneficio económico de la estación de carga. Esto se debe a que se vende gran parte de la energía generada por el sistema fotovoltaico a la red eléctrica.

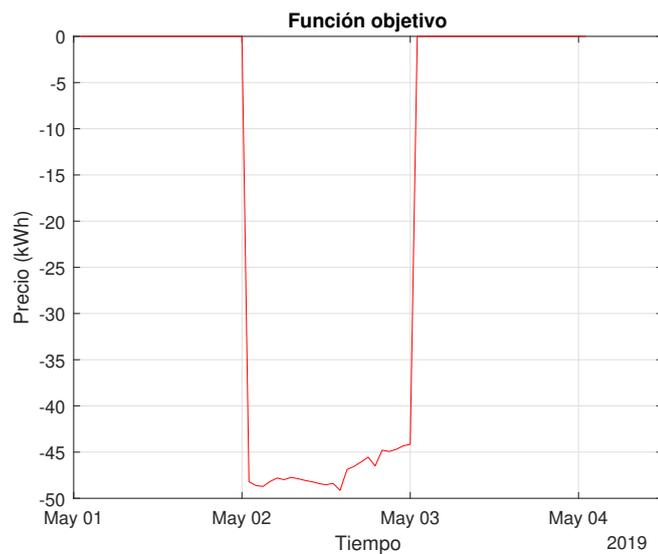
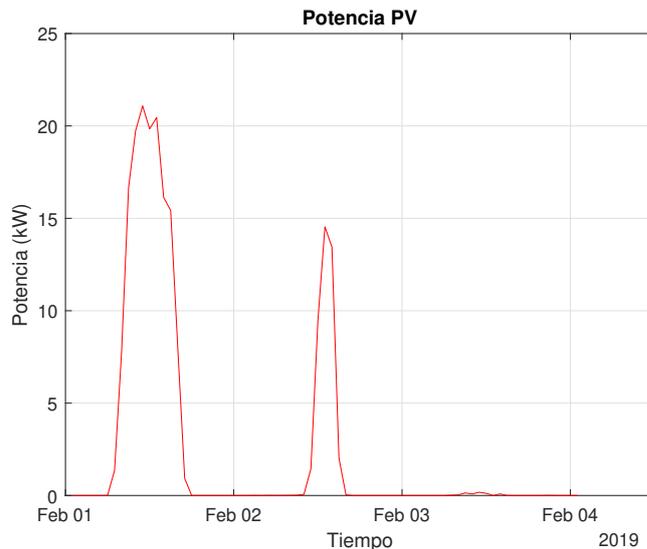


Figura 7.7 Representación del cálculo de la función de optimización.

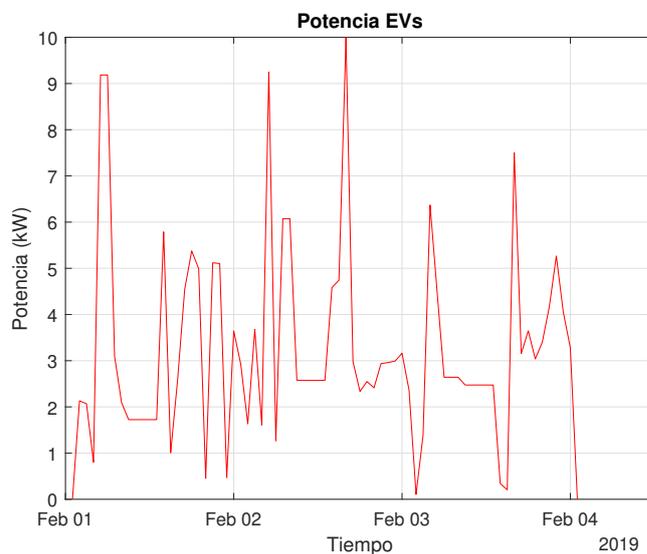
### 7.1.2 Escenario 2: Irradiancia solar baja

Se han vuelto a realizar las pruebas en el mes de febrero para comprobar cómo varía el comportamiento del sistema en invierno. Como se puede observar en la figura 7.8, el primer tuvo un tiempo bastante soleado, aunque no se alcanza la cantidad de potencia generada en el mes de mayo. Durante día dos se aprecia que el tiempo fue empeorando hasta que el último día la irradiancia fue prácticamente nula.

La demanda de energía por parte de los vehículos (figura 7.9), tiene picos incluso más altos que en el caso anterior. En este caso, la planta no va a ser autosuficiente ya que la energía de los paneles fotovoltaicos no va a conseguir abastecer la demanda por completo.



**Figura 7.8** Potencia generada por el sistema fotovoltaico.

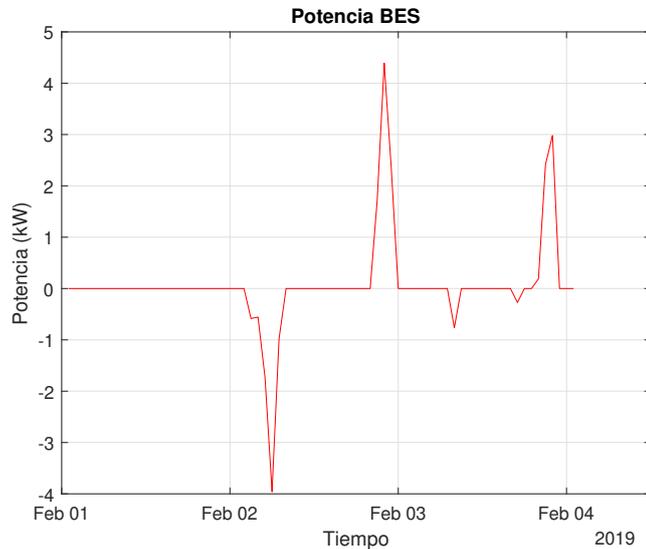


**Figura 7.9** Demanda producida por los vehículos eléctricos.

Tras recopilar datos durante las primeras 24 horas de simulación, se procede al cálculo de la acción de control a aplicar sobre la planta utilizando la técnica de optimización matemática explicada en el apartado 5, obteniendo los siguientes resultados.

### Potencia absorbida o cedida por el sistema de almacenamiento de energía

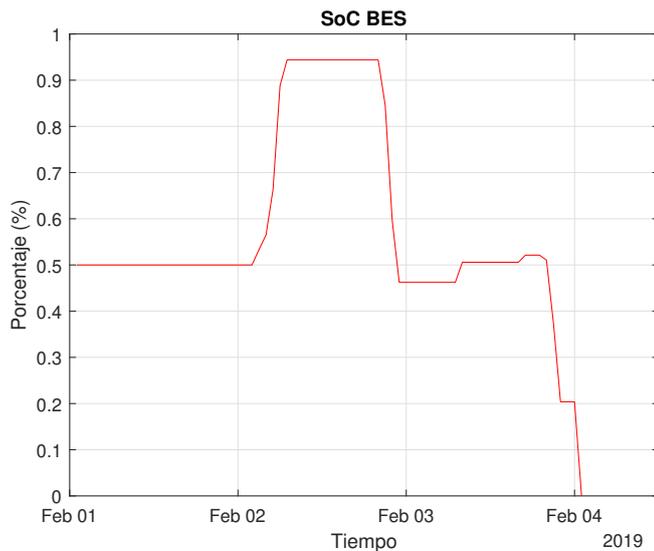
La potencia positiva se corresponde con la potencia de descarga de las baterías, mientras que la potencia negativa con la carga de las mismas, como se puede ver en la figura donde se analiza el estado de carga del sistema de almacenamiento (figura 7.11).



**Figura 7.10** Intercambio de potencia del sistema de almacenamiento de energía.

En este caso, el sistema recarga las baterías aprovechando el precio reducido de la red eléctrica durante la madrugada y las descarga cuando hay picos de precio en la red. El resto del tiempo, es más económico comprar la energía directamente a cargar y descargar las baterías debido a dos razones:

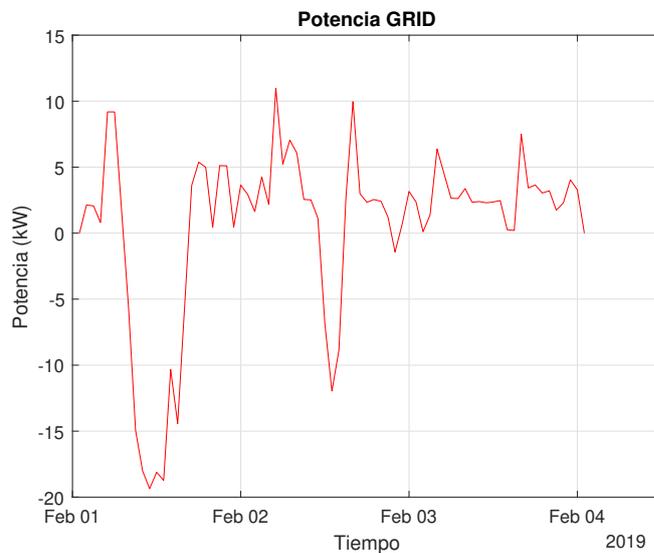
- Al no haber excedente de energía procedente del sistema fotovoltaico, la energía para cargar las baterías también debería comprarse a la red eléctrica.
- En cada ciclo de carga-descarga, se produce una degradación y depreciación del sistema de almacenamiento que ha sido tomada en cuenta en la función de optimización que se trata de minimizar.



**Figura 7.11** Evolución del estado de carga del sistema de almacenamiento de energía.

### Potencia absorbida o cedida por la red eléctrica

La potencia positiva se corresponde con la compra a la red eléctrica, mientras que la negativa se corresponde con la venta.

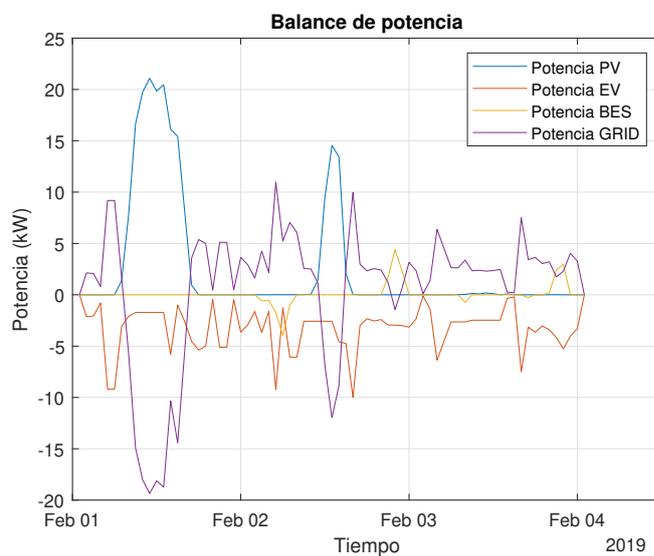


**Figura 7.12** Intercambio de potencia con la red eléctrica.

En este escenario, la energía que demandan los vehículos eléctricos es superior a la que es producida por las placas fotovoltaicas, por lo que la mayoría del tiempo se está comprando energía a la red eléctrica.

### Balance de potencia

Se han representado los intercambios de energía producidos en la estación de carga de vehículos eléctricos para comprobar el balance de potencia.

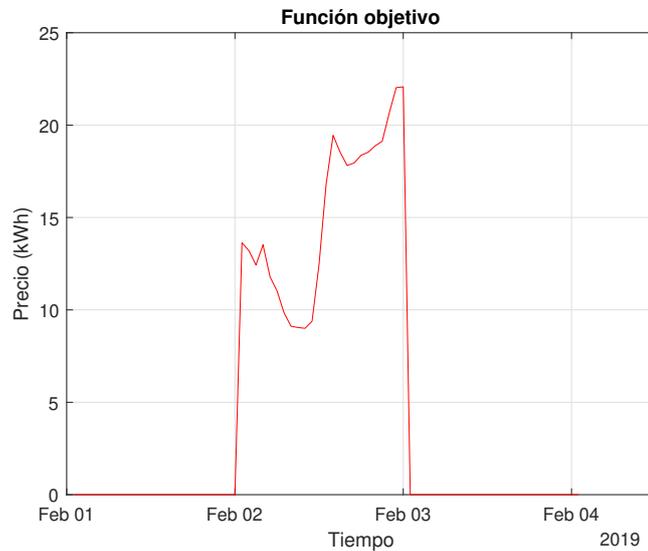


**Figura 7.13** Balance de potencia.

Se puede observar que los picos de precio de la energía eléctrica suelen ocurrir en las últimas horas del día, ya que es cuando se suelen descargar las baterías.

**Función de optimización**

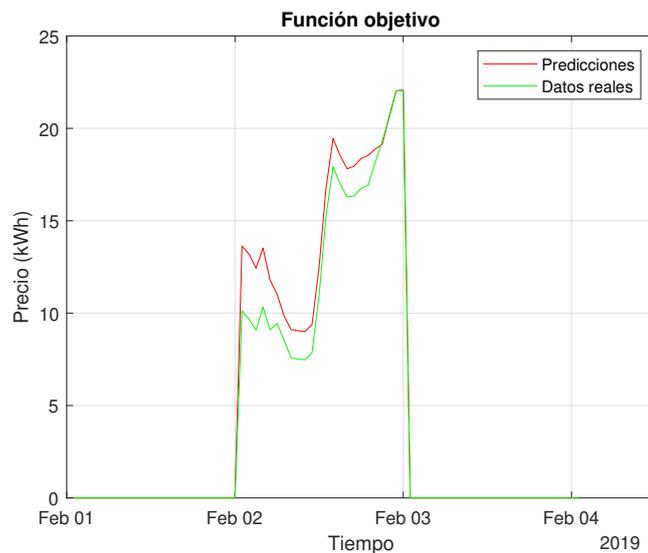
Finalmente, se muestra el cálculo de la función de optimización a minimizar (Ec. 5.7). El resultado positivo es muestra de que no se obtiene beneficio económico de la instalación ya que no se genera suficiente energía en el sistema fotovoltaico para abastecer la demanda de los vehículos eléctricos.



**Figura 7.14** Representación del cálculo de la función de optimización.

**7.1.3 Comparativa con predicciones óptimas**

Con el objetivo de conocer cuál es el impacto que provoca el uso de predicciones para determinar la acción de control, se ha repetido el segundo escenario suponiendo que se conoce la potencia que va a ser generada por el sistema fotovoltaico y la demanda por parte de los vehículos con exactitud. Para ello, se han sustituido los datos de las predicciones por los datos reales, obteniendo el siguiente resultado.



**Figura 7.15** Comparativa función de optimización con predicciones óptimas.

Como se puede observar, conforme más precisas sean las predicciones, menor será el coste de la función objetivo debido a que se decidirá una acción de control más precisa.

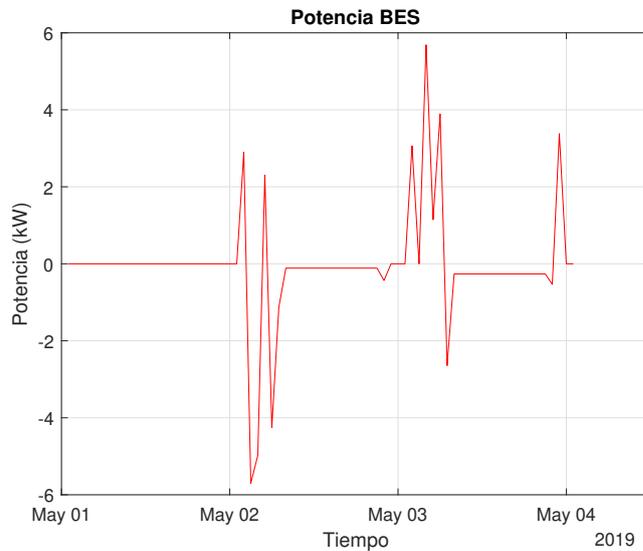
## 7.2 Gestión de la energía basado en reglas heurísticas

Para poder comparar la técnica de optimización matemática explicada en el apartado 5 y la técnica heurística definida en el apartado 6, se ha repetido el escenario 1, pero ahora se decide la acción de control utilizando las reglas heurísticas. Finalmente, se compara la función de optimización a minimizar (Ec. 5.7) obtenida en cada caso.

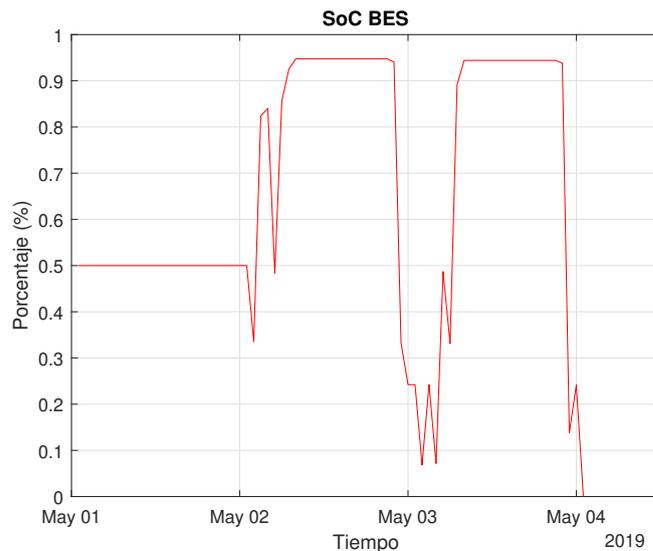
La gráfica de la potencia generada por el sistema fotovoltaico es la correspondiente a la figura 7.1 y la potencia demandada por los vehículos eléctricos la figura 7.2. Para que los resultados sean similares, en este caso tampoco se aplica acción de control sobre el sistema hasta pasadas 24 horas.

### Potencia absorbida o cedida por el sistema de almacenamiento de energía

La potencia positiva se corresponde con la potencia de descarga de las baterías, mientras que la potencia negativa con la carga de las mismas.



**Figura 7.16** Intercambio de potencia del sistema de almacenamiento de energía.



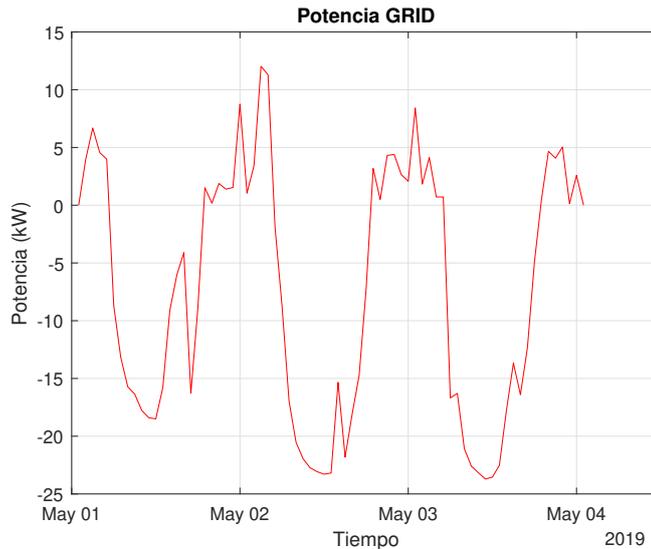
**Figura 7.17** Evolución del estado de carga del sistema de almacenamiento de energía.

Al utilizar las reglas heurísticas no se tiene en cuenta la degradación y depreciación que sufre el sistema de almacenamiento en cada ciclo de carga-descarga. Esto se traduce en un mayor uso del sistema de almacenamiento, como se ve en la figura 7.16.

Además, este algoritmo solo tiene en cuenta el estado actual para decidir la acción de control a aplicar, por lo que se intenta tener las baterías cargada para anticiparse a un posible contratiempo.

### Potencia absorbida o cedida por la red eléctrica

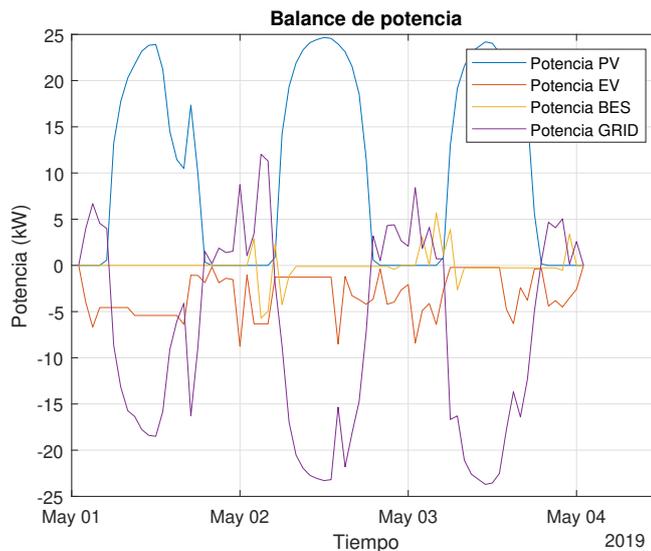
La potencia positiva se corresponde con la compra de potencia a la red eléctrica, mientras que la negativa se corresponde con la venta. Los resultados son bastante similares a los obtenidos en el caso anterior.



**Figura 7.18** Intercambio de potencia con la red eléctrica.

### Balance de potencia

La principal diferencia apreciable en el balance de potencia respecto al anterior es un mayor intercambio de energía procedente del sistema de almacenamiento.

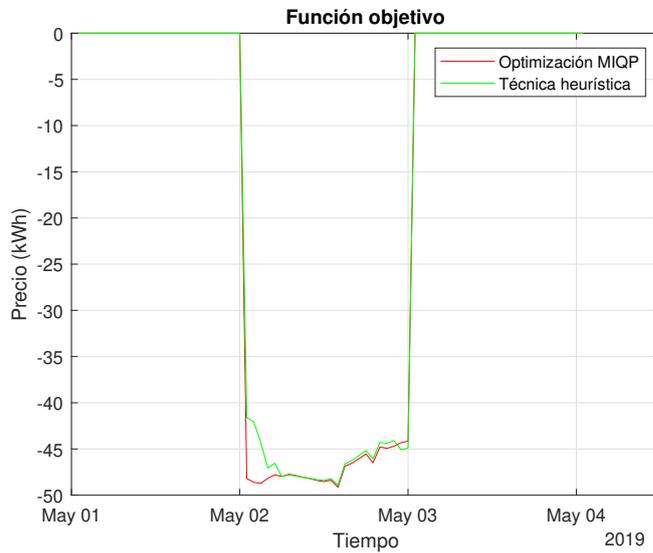


**Figura 7.19** Balance de potencia.

### Función de optimización

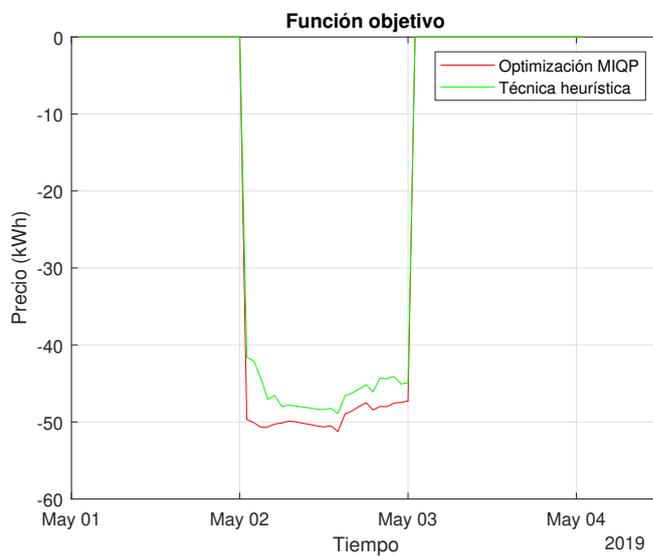
Finalmente, se muestra el cálculo de la función de optimización a minimizar (Ec.5.7) obtenido en el caso de utilizar la técnica de optimización matemática y la técnica de optimización basada en reglas heurísticas.

El resultado es bastante similar aunque se observa una pequeña diferencia al principio del día 2 de mayo, donde el coste es mayor si se utiliza la técnica heurística.



**Figura 7.20** Comparativa función de optimización con reglas heurísticas.

Se ha decidido hacer una última prueba sustituyendo los datos de las predicciones por los datos reales para ver como cambia el comportamiento de cada técnica.



**Figura 7.21** Comparativa función de optimización con reglas heurísticas y datos reales.

Se puede comprobar que conociendo los datos reales, la técnica matemática da mejores resultados que la heurística, ya que selecciona las acciones de control que consiguen extraer mayor beneficio a la planta.

### 7.3 Conclusiones

En este trabajo se ha realizado un diseño a nivel matemático basado en el balance de potencia de una estación de carga de vehículos eléctricos formada por un sistema fotovoltaico, un sistema de almacenamiento de energía y la red eléctrica.

Posteriormente, se han explicado dos algoritmos inteligentes de gestión de flujo de potencia con el objetivo de minimizar el coste monetario de la estación de carga. El primero empleaba técnicas de optimización matemática, utilizando la programación cuadrática de enteros mixtos. El segundo se basaba en una serie de reglas heurísticas.

Como se mencionó en apartados anteriores, los algoritmos heurísticos no garantizan la obtención de la solución óptima, sino una solución buena que cumple las especificaciones. En cambio, los algoritmos matemáticos sí garantizan un resultado óptimo, aunque sean más lentos y tengan un coste computacional mayor.

Tras realizar pruebas con ambos modelos, se cumplieron las expectativas.

- **Coste computacional:** La simulación de tres días en el primer modelo podía demorarse varios minutos, mientras que en el segundo caso los resultados se calculaban en cuestión de segundos.
- **Mejor solución:** Si se observa la figura 7.21, se puede apreciar cómo el método matemático consigue un coste monetario menor respecto al método heurístico, aunque la precisión en las predicciones puede alterar este resultado.

En definitiva, la técnica de optimización matemática ofrece mejores resultados que la técnica heurística, a expensas de aumentar el coste computacional. Si se desea realizar pruebas de varios meses de duración, el tiempo de ejecución puede alargarse durante horas. En contraposición, el método heurístico devuelve buenos resultados de forma considerablemente más rápida.

## 8 Líneas futuras

---

La tecnología V2G (vehicle to grid) permite un flujo de energía bidireccional entre el vehículo y la red eléctrica, convirtiendo la batería del vehículo en una fuente de energía controlable con la finalidad de satisfacer picos de demanda de la red.

Para hacer uso de esta tecnología, el propietario del vehículo debe estar de acuerdo con el aprovechamiento de su batería como suministro de energía, ya que existen algunas desventajas desde el punto de vista del usuario.

- El tiempo de carga de vehículo será más extenso de lo habitual.
- La batería del vehículo se desgasta con cada ciclo de carga/descarga, por lo que su vida útil se verá reducida.

En consecuencia, se necesitan incentivos y descuentos para motivar a los conductores a aceptar el uso de esta tecnología. Se presupone que la estación de carga cuenta con un gestor que hace de intermediario entre los proveedores de la red eléctrica y los usuarios, tratando de negociar unas tarifas que beneficien a ambas partes.

El mecanismo de tarificación se divide en 3 etapas:

1. Existe un mercado encargado de gestionar las desviaciones no programadas con el fin de buscar un suministro de energía que ayude a estabilizar la red eléctrica. Cuando ocurre algún pico en la demanda, se envía un evento de demanda/respuesta (DR).
2. Cada electrolinera gestiona su conjunto de vehículos eléctricos cuya tecnología V2G esté habilitada y su sistema de almacenamiento, para ser capaz de reaccionar ante un evento DR. Cuando sucede, debe proporcionar una respuesta con el objetivo de maximizar el beneficio económico de la instalación.
3. Es aconsejable que los propietarios de los vehículos tengan acceso a una plataforma donde puedan indicar la hora de salida y el estado de carga deseado del vehículo. A partir de esta información será más sencillo diseñar una estrategia de control de la energía para minimizar costes y satisfacer al usuario.

Se plantea la posibilidad de incluir esta tecnología en la estación de carga explicada en este documento. Para ello, sería necesario modificar el modelo matemático (apartado 3) y el problema de optimización (apartado 5) para tener en consideración la nueva fuente de energía de la electrolinera [26].

### 8.1 Modelado de los vehículos eléctricos

Se define la potencia intercambiada con los vehículos como potencia de carga menos potencia de descarga, ya que el flujo de potencia se ha definido positivo cuando se desplaza hacia el vehículo (5.1).

$$P^{EV}(t) = P_{ch}^{EV}(t) - P_{disc}^{EV}(t) \quad (8.1)$$

Además, el estado de carga de los vehículos en cada instante de tiempo depende del estado de carga del instante anterior y de la potencia consumida en el instante actual.

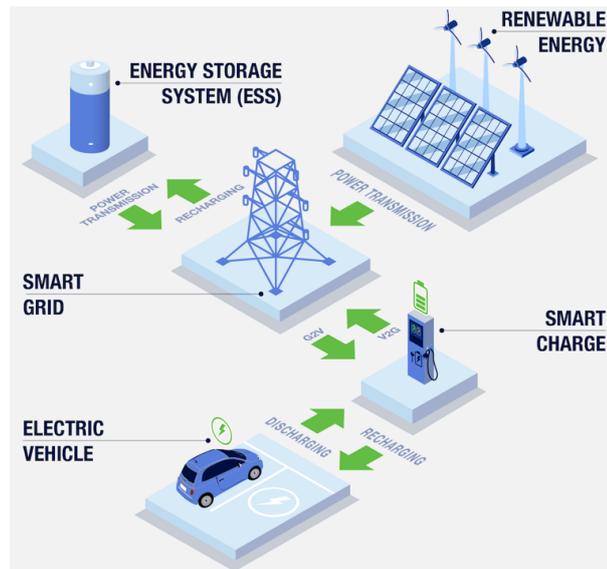
$$C_{EV}(t+1) = C_{EV}(t) - \eta_{ch}^{EV} P_{ch}^{EV}(t) T_s - \frac{P_{disc}^{EV}(t)}{\eta_{disc}^{EV}} T_s \quad (8.2)$$

Se requiere definir nuevas variables para expresar de forma matemática el comportamiento de los vehículos con la tecnología V2G.

**Tabla 8.1** Datos tecnología V2G.

Nombre	Unidades	Definición
$\eta_{ch}^{EV}$	%	Eficiencia de carga de la batería
$\eta_{disc}^{EV}$	%	Eficiencia de descarga de la batería
$\rho_{DR}$	%	Probabilidad de que ocurra un evento DR
$r_a$	-	Factor de ponderación al precio de venta de la instalación
$r_u$	-	Factor de ponderación al precio de venta del dueño del vehículo
$\pi_{sale}$	€/Wh	Precio unitario de venta de energía que recibe la instalación
$\pi_{user}$	€/Wh	Precio unitario de venta de energía que recibe el dueño del vehículo
$P_{max}^{EV}$	W	Máxima potencia a la que se puede carga el vehículo
$P_{min}^{EV}$	W	Máxima potencia a la que se desea vender a la red
$C_{max}^{EV}$	%	Porcentaje máximo de carga de los vehículos
$C_{min}^{EV}$	%	Porcentaje mínimo de carga de los vehículos

El esquema de la estación de carga se vería modificado como se muestra en la figura, incluyendo el intercambio de energía bidireccional entre los vehículos y la red eléctrica.



**Figura 8.1** Esquema estación de carga de vehículos eléctricos con tecnología V2G.

## 8.2 Definición del problema de optimización

El problema de optimización se ha planteado con el objetivo de minimizar el coste monetario de la planta. La función objetivo debe incluir todas las variables controlables, que en este caso serán la potencia intercambiada con el sistema de almacenamiento, con la red eléctrica y con los vehículos (tecnología V2G).

$$\min_u J(t) = \sum_{k=1}^{SH} (J_{GRID}(t_k|t) + J_{BES}(t_k|t) + J_{V2G}(t_k|t))$$

El término  $J_{V2G}(t_k|t)$  está formado por dos partes: la primera se relaciona con los beneficios derivados de la venta de energía a la red eléctrica que recibe la estación de carga, mientras que la segunda refleja la compensación monetaria que recibe el dueño del vehículo por permitir el uso de la batería de su vehículo como suministro de energía.

$$J_{V2G}(t_k|t) = -\rho_{DR}(t_k|t)r_a\pi_{sale}(t_k|t)(P_{sale}^{GRID}(t_k|t) + P_{disc}^{EV}(t_k|t))T_s + \rho_{DR}(t_k|t)r_u\pi_{user}(t_k|t)P_{disc}^{EV}(t_k|t)T_s$$

La probabilidad de que ocurra un evento RD en un instante de tiempo concreto se supone un valor conocido a priori, ya que está relacionado con los picos de demanda de energía por parte de los vehículos eléctricos.

### 8.3 Condiciones de factibilidad de la solución

Para garantizar que el problema de optimización sea resoluble en todo el espectro de estados admisibles de la instalación, deben verificarse nuevas restricciones además de las ya comentadas en el apartado 5.3. En esta ocasión las expresiones son lineales, por lo que no será necesario adaptarlas.

- El flujo de potencia que suministra o absorbe el vehículo debe estar dentro de los límites establecidos:

$$P_{min}^{EV} \leq P^{EV}(t_k) \leq P_{max}^{EV} \quad (8.3)$$

- El estado de carga agregada de todos los vehículos conectados a la estación de carga debe estar dentro de los límites:

$$C_{min}^{EV} \leq C^{EV}(t_k) \leq C_{max}^{EV} \quad (8.4)$$

### 8.4 Planteamiento del problema de optimización

El procedimiento de optimización puede ser el mismo explicado en el apartado 5.4, la *programación cuadrática de enteros mixtos* (MIQP).

Al programar la función objetivo será necesario añadir las nuevas variables al vector  $x$ , que contiene todas las variables cuyo valor se puede controlar, que en este caso serían  $P_{disc}^{EV}$  y  $P_{ch}^{EV}$ . Además, la expresión  $J_{V2G}(t_k|t)$  deberá ser incluida en el término proporcional  $c$ .

Finalmente, las nuevas restricciones deben ser añadidas a la matriz y el vector de restricciones, siendo necesario expresar el estado de carga de los vehículos de igual forma que se hizo con el estado de carga del sistema de almacenamiento (Ec 5.27), ya que ambos son ecuaciones recursivas.



# Índice de Figuras

---

1.1	Estructura de la generación española 2021	1
1.2	Estación de carga de vehículos eléctricos con soporte fotovoltaico[9]	2
1.3	Esquema estación de carga de vehículos eléctricos	3
1.4	Logo Matlab	4
1.5	Logo Gurobi	4
2.1	Gráfico ejemplo simulated annealing [17]	7
3.1	Rayo incidente sobre las placas fotovoltaicas [13]	14
3.2	Ángulo de declinación solar [13]	15
3.3	Ángulo cenital y Azimuth [13]	15
3.4	Gráfica de la irradiación solar durante el día [25]	16
3.5	Comparativa potencia experimental vs potencia teórica	17
4.1	Esquema red neuronal básica [29]	22
4.2	Comparativa predicciones demanda vs datos de testeo	23
4.3	Comparativa predicciones producción solar vs datos de testeo	23
5.1	Branch and Bound	29
5.2	Tabla de transformaciones MLD [16]	31
6.1	Esquema funcionamiento en situación de sobrecarga	38
6.2	Esquema funcionamiento en situación de subcarga	39
7.1	Potencia generada por el sistema fotovoltaico	41
7.2	Demanda producida por los vehículos eléctricos	42
7.3	Intercambio de potencia del sistema de almacenamiento de energía	42
7.4	Evolución del estado de carga del sistema de almacenamiento de energía	43
7.5	Intercambio de potencia con la red eléctrica	43
7.6	Balance de potencia	44
7.7	Representación del cálculo de la función de optimización	44
7.8	Potencia generada por el sistema fotovoltaico	45
7.9	Demanda producida por los vehículos eléctricos	45
7.10	Intercambio de potencia del sistema de almacenamiento de energía	46
7.11	Evolución del estado de carga del sistema de almacenamiento de energía	46
7.12	Intercambio de potencia con la red eléctrica	47
7.13	Balance de potencia	47
7.14	Representación del cálculo de la función de optimización	48
7.15	Comparativa función de optimización con predicciones óptimas	48
7.16	Intercambio de potencia del sistema de almacenamiento de energía	49
7.17	Evolución del estado de carga del sistema de almacenamiento de energía	49
7.18	Intercambio de potencia con la red eléctrica	50

7.19	Balance de potencia	50
7.20	Comparativa función de optimización con reglas heurísticas	51
7.21	Comparativa función de optimización con reglas heurísticas y datos reales	51
8.1	Esquema estación de carga de vehículos eléctricos con tecnología V2G	54

# Índice de Tablas

---

3.1	Inicialización del modelo	13
3.2	Datos de inicialización del sistema fotovoltaico	14
3.3	Datos de inicialización de las celdas de las placas fotovoltaicas	14
3.4	Base de datos de la demanda de potencia de vehículos eléctricos	17
3.5	Datos de inicialización del sistema de almacenamiento de energía	18
3.6	Base de datos de la demanda de potencia de vehículos eléctricos	19
3.7	Datos de inicialización de la red eléctrica	19
8.1	Datos tecnología V2G	54



# Bibliografía

---

- [1] Acea, *Making the transition to zero-emission mobility*, [https://www.acea.auto/files/ACEA\\_progress\\_report\\_2021.pdf](https://www.acea.auto/files/ACEA_progress_report_2021.pdf), (2021).
- [2] A Bemporad and M Morari, *Control of systems integrating logic, dynamics, and constraints*, *Automatica* **35** (1999), no. 3, 407–427.
- [3] S de los Cobos, M Gutiérrez, E Rincón, P Lara, and M Aguilar, *Colonia de abejas artificiales y optimización por enjambre de partículas para la estimación de parámetros de regresión no lineal*, *Revista de Matemática Teoría y Aplicaciones* **21** (2014), 107–126.
- [4] K Dowsland and B Díaz, *Diseño de heurística y fundamentos del simulated annealing*, *Revista Iberoamericana de IA* **19** (2003), 93–102.
- [5] J Dozier, *Sun position*, <https://github.com/ucsb/SunPosition>, 2021.
- [6] F Eltoumi, *Charging station for electric vehicle using hybrid sources*, Ph.D. thesis, 05 2020.
- [7] Eurelectric, *Can utilities turn evs into a grid asset?*, <https://evision.eurelectric.org/event/2022/report/>, (2022).
- [8] H Farzin, M Fotuhi-Firuzabad, and M Moeini-Aghtaie, *Reliability studies of modern distribution systems integrated with renewable generation and parking lots*, *IEEE Transactions on Sustainable Energy* **8** (2017), no. 1, 431–440.
- [9] A. García, *Cargar coches eléctricos con paneles solares es posible*, <https://www.primenergy.es/blog/cargar-coches-electricos-con-paneles-solares-es-posible/>.
- [10] M Gestal, *Introduccion a los algoritmos geneticos*, (2013).
- [11] GreenPeace, *El gas fósil no es una alternativa*, <https://es.greenpeace.org/es/en-profundidad/los-combustibles-fosiles-tambien-nos-matan/el-gas-fosil-no-es-una-alternativa/>, (2021).
- [12] R Hincapié, C Ríos Porras, and R Gallego, *Técnicas heurísticas aplicadas al problema del cartero viajante (tsp)*, *Scientia et Technica* **1** (2004), no. 24.
- [13] C Honsberg and S Bowden, *La radiación solar sobre una superficie inclinada*, <https://www.pveducation.org/>.
- [14] J Insa, *Como afecta la temperatura a una placa solar*, <https://www.monsolar.com/blog/como-afecta-la-temperatura-a-una-placa-solar-2/>.
- [15] J Kennedy and R Eberhart, *Particle swarm optimization*, *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks*, vol. 4, 1995, pp. 1942–1948 vol.4.
- [16] GUROBI optimization, *Mixed-integer programming (mip) – a primer on the basics*, <https://www.gurobi.com/resource/mip-basics/>.

- [17] J Pandya, *Solving np complete timetable problem using monte carlo and simulated annealing algorithms*, <https://jatinp101.github.io/projects/timeTabling>.
- [18] Enel Green Power, *Sistemas de almacenamiento con baterías de litio*, <https://www.enelgreenpower.com/es/learning-hub/energias-renovables/almacenamiento/baterias-de-litio>.
- [19] F Ramos, *Predicción de demanda y generación renovables con deep learning: Aplicación a la optimización de estaciones de carga de vehículos eléctricos*, Universidad de Sevilla (2022).
- [20] E Rashedi, H Nezamabadi-pour, and S Saryazdi, *Gsa: A gravitational search algorithm*, *Information Sciences* **179** (2009), no. 13, 2232–2248, Special Section on High Order Fuzzy Sets.
- [21] Redeia, *Red eléctrica de españa*, <https://www.ree.es/es/datos/generacion/estructura-generacion>.
- [22] NOAA research, *Noaa solar calculator*, <https://gml.noaa.gov/grad/solcalc/>.
- [23] C Robles, *Optimización por colonia de hormigas: aplicaciones y tendencias*, (2010).
- [24] Tesla, *Supercargador*, [https://www.tesla.com/es\\_es/supercharger](https://www.tesla.com/es_es/supercharger), (2022).
- [25] Alternative Energy Tutorials, *Solar irradiance*, <https://www.alternative-energy-tutorials.com/solar-power/solar-irradiance.html>, (2021).
- [26] C Vivas, F R Rubio, A López, and F Ramos, *Optimized operation of an electric vehicle charging station with photovoltaic support and vehicle-to-grid implementation*, Universidad de Sevilla (2022).
- [27] S Wang, S Bi, Y Zhang, and J Huang, *Electrical vehicle charging station profit maximization: Admission, pricing, and online scheduling*, *IEEE Transactions on Sustainable Energy* **9** (2018), 1722–1731.
- [28] Wikipedia, *Estación de carga*, [https://es.wikipedia.org/wiki/Estación\\_de\\_carga](https://es.wikipedia.org/wiki/Estación_de_carga), (2022).
- [29] ———, *Red neuronal artificial*, [https://es.wikipedia.org/wiki/Red\\_neuronal\\_artificial](https://es.wikipedia.org/wiki/Red_neuronal_artificial), (2022).
- [30] L Zachary, L Tongxin, and L Steven, *ACN-Data: Analysis and Applications of an Open EV Charging Dataset*, *Proceedings of the Tenth International Conference on Future Energy Systems, e-Energy '19*, June 2019.
- [31] S Zlobec, *Linear and nonlinear optimization (richard w. cottle and thapa n. mukund) springer 2017*, 12 2017.