COMILLAS
UNIVERSIDAD PONTIFICIA
ICAI

MÁSTER EN MOTORSPORT, MOVILIDAD Y SEGURIDAD (M2S)

TRABAJO FIN DE MÁSTER

MODELADO DE LA INSTALACIÓN Y OPERACIÓN DE PUNTOS DE RECARGA RÁPIDA PÚBLICOS

Autor: Ignacio Domingo Górriz

Director: Miguel Martínez Velázquez

Codirector: Carlos Mateo Domingo

Madrid

Agosto de 2025

Declaro, bajo mi responsabilidad, que el Proyecto presentado con el título

MODELADO DE LA INSTALACIÓN Y OPERACIÓN DE PUNTOS DE RECARGA RÁPIDA PÚBLICOS

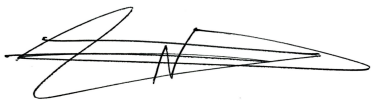
en la ETS de Ingeniería - ICAI de la Universidad Pontificia Comillas en el

curso académico 2024/25 es de mi autoría, original e inédito y

no ha sido presentado con anterioridad a otros efectos.

El Proyecto no es plagio de otro, ni total ni parcialmente y la información que ha sido

tomada de otros documentos está debidamente referenciada.



Fdo.: Ignacio Domingo Górriz Fecha: 26/08/2025

Autorizada la entrega del proyecto

EL DIRECTOR DEL PROYECTO

Miguel Martínez Velázquez

Firmado digitalmente por Miguel Martínez Velázquez
Fecha: 2025.08.26 10:11:17 +02'00'

Fdo.: Miguel Martínez Velázquez Fecha: 26/08/2025

EL CODIRECTOR DEL PROYECTO

Carlos Mateo Domingo

Firmado digitalmente por Carlos Mateo Domingo
Fecha: 2025.08.26 11:15:04 +02'00'

Fdo.: Carlos Mateo Domingo Fecha: 26/08/2025

MÁSTER EN MOTORSPORT, MOVILIDAD Y SEGURIDAD (M2S)

TRABAJO FIN DE MÁSTER

MODELADO DE LA INSTALACIÓN Y OPERACIÓN DE PUNTOS DE RECARGA RÁPIDA PÚBLICOS

Autor: Ignacio Domingo Górriz

Director: Miguel Martínez Velázquez

Codirector: Carlos Mateo Domingo

Madrid

Agradecimientos

Quiero expresar mi más sincero agradecimiento a todas las personas e instituciones que han contribuido al desarrollo de este Trabajo Fin de Máster.

En primer lugar, a mi director, Miguel Martínez Velázquez, y a mi codirector, Carlos Mateo Domingo, por su constante apoyo, orientación y rigor científico durante todo el proceso. Sus valiosas sugerencias, su disponibilidad y su compromiso con la calidad del trabajo han sido fundamentales para alcanzar los objetivos propuestos.

Asimismo, deseo reconocer la labor y dedicación de los directores del Máster en Motorsport, Movilidad y Seguridad, Alberto Carnicero López y Francisco José López Valdés, por su liderazgo académico y por haber creado un entorno de aprendizaje que fomenta la excelencia, la innovación y la aplicación práctica de los conocimientos adquiridos.

MODELADO DE LA INSTALACIÓN Y OPERACIÓN DE PUNTOS DE RECARGA RÁPIDA PÚBLICOS

Autor: Domingo Górriz, Ignacio
Director: Martínez Velázquez, Miguel
Entidad Colaboradora: ICAI – Universidad Pontificia Comillas

RESUMEN DEL PROYECTO

Este Trabajo Fin de Máster desarrolla un modelo de optimización para planificar y operar estaciones de recarga rápida públicas destinadas a vehículos eléctricos pesados (VEP). Se han formulado y analizado distintos escenarios utilizando un modelo matemático implementado en Python mediante Pyomo, considerando restricciones técnicas, económicas y de demanda energética. El estudio contempla tanto cargadores de 350 kW como sistemas de carga de megavatio (MCS), y permite comparar configuraciones óptimas para diferentes objetivos: minimización de costes, maximización del beneficio económico y optimización del consumo energético por tipo de cargador. Los resultados muestran configuraciones viables y sostenibles para el despliegue eficiente de infraestructuras de recarga, alineadas con las necesidades futuras del transporte pesado eléctrico y los objetivos de descarbonización.

1. Introducción

El proyecto se ha desarrollado con el objetivo de proporcionar una herramienta de planificación estratégica que optimice tanto la inversión inicial como la operación de este tipo de infraestructuras. Ante el crecimiento acelerado del transporte pesado electrificado y los retos asociados a su demanda energética, el presente Trabajo Fin de Máster plantea un enfoque integral de ingeniería que combina análisis técnico, económico y operativo.

La memoria del proyecto describe en detalle el contexto de la movilidad eléctrica pesada, así como la motivación y justificación para abordar la planificación de estaciones de recarga de alta potencia. A través de un modelo de optimización matemática implementado en lenguaje Python mediante la librería Pyomo, se han evaluado distintos escenarios de operación, considerando variables como la tipología de cargadores (350 kW y MCS), la evolución de la demanda energética y los costes asociados al sistema eléctrico.

El estudio incluye un análisis de caso real, con caracterización horaria y estacional de la demanda, evaluación tarifaria, y proyecciones de crecimiento, lo cual permite estimar la configuración óptima de la infraestructura en función de distintos objetivos estratégicos. Además, se presentan resultados gráficos, tablas comparativas y análisis económicos que sustentan la toma de decisiones.

2. Definición del proyecto

La definición del proyecto parte de la necesidad de desarrollar una infraestructura energética adaptada al crecimiento de la movilidad eléctrica en el transporte de mercancías. Este Trabajo Fin de Máster tiene como objetivo principal diseñar un modelo de optimización

que permita planificar de forma eficiente estaciones de recarga rápida, asegurando su viabilidad técnica, económica y operativa a medio y largo plazo.

El alcance del proyecto comprende desde el análisis del contexto tecnológico y normativo de la recarga para VEP, hasta la formulación e implementación de un modelo matemático capaz de determinar la configuración óptima de una estación de recarga. El modelo ha sido desarrollado en lenguaje Python, utilizando la herramienta Pyomo, e integra variables clave como la evolución de la demanda energética, la disponibilidad de distintas tecnologías de carga (350 kW y MCS), los precios eléctricos y las restricciones técnicas del sistema.

Los objetivos específicos del proyecto incluyen:

- Dimensionar adecuadamente el número y tipo de cargadores necesarios en función de distintos perfiles de demanda.
- Evaluar el impacto económico de la inversión y operación de la infraestructura bajo distintos escenarios de optimización.
- Analizar la viabilidad de la infraestructura considerando tanto la minimización de costes como la maximización de beneficios.
- Explorar estrategias de operación energética eficiente que mitiguen el impacto en la red eléctrica.
- Proveer una herramienta de planificación adaptable a condiciones cambiantes del mercado y del marco regulatorio.

3. Descripción del modelo

El modelo desarrollado en el proyecto se basa en una formulación matemática de optimización que integra los aspectos técnicos, económicos y operativos clave para garantizar una infraestructura eficiente y sostenible. Este modelo ha sido implementado en Python utilizando la librería Pyomo, lo que permite una programación estructurada y flexible para el análisis de distintos escenarios a lo largo de un horizonte temporal.

El diseño del modelo contempla los siguientes elementos principales:

- Tipologías de cargadores: Se consideran dos tipos de tecnologías de recarga rápida, los cargadores de 350 kW (actualmente disponibles en el mercado) y los cargadores MCS (Megawatt Charging System), que se incorporan al modelo a partir de su disponibilidad tecnológica prevista.
- Caracterización de la demanda: Se incluyen perfiles horarios y estacionales de demanda energética para los distintos tipos de día (laborables, fines de semana, festivos y periodos vacacionales), basados en proyecciones realistas para el transporte pesado eléctrico.
- Modelado horario y multianual: El modelo desagrega la operación en tramos horarios y evalúa su evolución entre los años 2025 y 2040, permitiendo capturar dinámicas de crecimiento de demanda y disponibilidad tecnológica.

- Parámetros técnicos y económicos: Se integran costes de inversión, operación y mantenimiento, precios de electricidad, tarifas por potencia contratada, eficiencia energética de los cargadores y restricciones de operación.
- Variables de decisión: El modelo optimiza la cantidad de cargadores instalados por tipo y año, la energía suministrada en cada hora y la potencia contratada, de forma que se maximicen los beneficios o se minimicen los costes, según el escenario analizado.
- Escenarios estratégicos: Se plantean tres enfoques distintos: minimización del coste total, maximización del beneficio económico, y maximización del beneficio con regulación del consumo energético por tipo de cargador.

4. Resultados

Se han evaluado tres enfoques: Escenario 1 (minimización de costes), Escenario 2 (maximización del beneficio sin restricciones) y Escenario 3 (maximización del beneficio regulando la energía por tecnología). A continuación, se presentan los resultados del Escenario 3 considerado el más representativo— para un precio de 0,17 €/kWh con cargadores de 350 kW y 0,51 €/kWh con MCS, asumiendo una demanda repartida al 50 % entre ambos tipos. Los principales resultados obtenidos son los siguientes:

- Infraestructura final instalada (año 2040): Se prevé la instalación de un total de 6 cargadores, distribuidos equitativamente entre 3 unidades de 350 kW y 3 unidades MCS.
- Coste total de inversión en cargadores (2025–2040): 3.318.871 €
- Coste total de electricidad consumida durante el periodo de análisis: 6.297.629 €
- Coste total asociado a la potencia contratada: 99.709 €
- Ingresos acumulados a lo largo del horizonte temporal: 23.649.356 €
- Beneficio neto estimado de la instalación: 13.833.438 €

Estos resultados evidencian la posibilidad de implementar una infraestructura equilibrada, con una combinación adecuada de cargadores de 350 kW y MCS que permite atender la demanda proyectada de forma eficiente, garantizando flexibilidad y calidad de servicio en el emplazamiento analizado.

5. Conclusiones

El presente Trabajo Fin de Máster ha desarrollado un modelo matemático robusto para la planificación óptima de estaciones públicas de recarga rápida para vehículos eléctricos pesados, considerando tanto aspectos técnicos como económicos y operativos. A través del análisis de distintos escenarios, se ha demostrado la capacidad del modelo para adaptarse a diferentes objetivos estratégicos, ya sea minimizando costes, maximizando beneficios o gestionando eficientemente el consumo energético según el tipo de cargador. Los resultados obtenidos no solo aportan información clave para la toma de decisiones en proyectos reales, sino que también ofrecen una base sólida para futuras investigaciones centradas en la

integración de energías renovables, sistemas de almacenamiento y herramientas de gestión inteligente de la demanda, contribuyendo así a una movilidad más sostenible y eficiente.

MODELLING THE INSTALLATION AND OPERATION OF PUBLIC FAST CHARGING STATIONS

Author: Domingo Górriz, Ignacio
Supervisor: Martínez Velázquez, Miguel
Collaborating Entity: ICAI – Universidad Pontificia Comillas

ABSTRACT

This master's Thesis develops an optimization model for planning and operating public fast-charging stations intended for heavy-duty electric vehicles (HDEVs). Various scenarios have been formulated and analyzed using a mathematical model implemented in Python through Pyomo, considering technical, economic, and energy demand constraints. The study considers both 350 kW chargers and megawatt charging systems (MCS) and enables the comparison of optimal configurations for different objectives: cost minimization, economic profit maximization, and energy consumption optimization by charger type. The results present feasible and sustainable configurations for the efficient deployment of charging infrastructure, aligned with the future needs of electric heavy transport and decarbonization goals.

1. Introduction

The project has been developed with the aim of providing a strategic planning tool that optimizes both the initial investment and the operation of this type of infrastructure. Considering the rapid growth of electrified heavy transport and the challenges associated with its energy demand, this master's Thesis proposes a comprehensive engineering approach that combines technical, economic, and operational analysis.

The project report details the context of heavy electric mobility, as well as the motivation and justification for addressing the planning of high-power charging stations. Through a mathematical optimization model implemented in Python using the Pyomo library, various operational scenarios have been evaluated, considering variables such as charger types (350 kW and MCS), the evolution of energy demand, and the costs associated with the electrical system.

The study includes a real case analysis, with hourly and seasonal demand characterization, tariff evaluation, and growth projections, which allows for estimating the optimal configuration of the infrastructure based on different strategic objectives. Additionally, graphical results, comparative tables, and economic analyses are presented to support decision-making.

2. Project Definition

The project definition stems from the need to develop an energy infrastructure adapted to the growth of electric mobility in freight transport. The main objective of this Master's Thesis is to design an optimization model that enables efficient planning of fast-charging

stations, ensuring their technical, economic, and operational viability in the medium and long term.

The scope of the project ranges from the analysis of the technological and regulatory context of charging for Electric Freight Vehicles (EFVs) to the formulation and implementation of a mathematical model capable of determining the optimal configuration of a charging station. The model has been developed in Python using the Pyomo tool, and it integrates key variables such as the evolution of energy demand, the availability of different charging technologies (350 kW and MCS), electricity prices, and the system's technical constraints.

The specific objectives of the project include:

- Properly sizing the number and type of chargers required based on different demand profiles.
- Assessing the economic impact of infrastructure investment and operation under various optimization scenarios.
- Analyzing the feasibility of the infrastructure considering both cost minimization and profit maximization.
- Exploring efficient energy operation strategies to mitigate the impact on the power grid.
- Providing a planning tool adaptable to changing market conditions and regulatory frameworks.

3. Descripción del modelo/sistema/herramienta

The model developed in the project is based on a mathematical optimization formulation that integrates key technical, economic, and operational aspects to ensure an efficient and sustainable infrastructure. This model has been implemented in Python using the Pyomo library, enabling structured and flexible programming for the analysis of different scenarios over a defined time horizon.

The model design includes the following main elements:

- Charger types: Two types of fast-charging technologies are considered: 350 kW chargers (currently available on the market) and MCS (Megawatt Charging System) chargers, which are incorporated into the model based on their expected technological availability.
- Demand characterization: The model includes hourly and seasonal energy demand profiles for different types of days (weekdays, weekends, holidays, and vacation periods), based on realistic projections for electric heavy-duty transport.

- Hourly and multi-year modeling: The model breaks down operations into hourly segments and evaluates their evolution from 2025 to 2040, allowing for the capture of demand growth dynamics and technological availability.

- Technical and economic parameters: The model integrates investment, operation, and maintenance costs, electricity prices, contracted power tariffs, charger energy efficiency, and operational constraints.

- Decision variables: The model optimizes the number of chargers installed by type and year, the energy supplied each hour, and the contracted power, to maximize benefits or minimize costs, depending on the scenario analyzed.

4. Results

Three approaches were evaluated: Scenario 1 (cost minimization), Scenario 2 (unrestricted profit maximization), and Scenario 3 (profit maximization by regulating energy by technology). The results of Scenario 3, considered the most representative, are presented below—for a price of €0.17/kWh with 350 kW chargers and €0.51/kWh with MCS, assuming a 50/50 demand split between the two types. The main results obtained are as follows:

Final installed infrastructure (2040): A total of six chargers is planned to be installed, evenly distributed between three 350 kW units and three MCS units.

- Total investment cost in chargers (2025-2040): €3,318,871
- Total cost of electricity consumed during the analysis period: €6,297,629
- Total cost associated with contracted power: €99,709
- Accumulated revenue over the time horizon: €23,649,356
- Estimated net profit from the installation: €13,833,438

These results demonstrate the possibility of implementing a balanced infrastructure, with an appropriate combination of 350 kW chargers and MCS that can efficiently meet projected demand, ensuring flexibility and quality of service at the analyzed site.

5. Conclusions

The present master's Thesis has developed a robust mathematical model for the optimal planning of public fast-charging stations for heavy electric vehicles, considering technical, economic, and operational aspects. Through the analysis of different scenarios, the model has demonstrated its ability to adapt to various strategic objectives, whether minimizing costs, maximizing profits, or efficiently managing energy consumption according to the type of charger. The results obtained not only provide key insights for decision-making in real-world projects but also offer a solid foundation for future research focused on the integration of renewable energy, storage systems, and intelligent demand management tools, thereby contributing to more sustainable and efficient mobility.

Índice de la memoria

Capítulo 1. Introducción y objetivos 4

Capítulo 2. Marco teórico y estado del arte 5

Capítulo 3. Metodología: modelo y escenarios 6

3.1 Formulación del modelo de optimización 6

3.1.1 Conjuntos 6

3.1.2 Variables de decisión principales 6

3.1.3 Parámetros clave 6

3.1.4 Funciones objetivo y restricciones 7

3.1.5 Descripción de los escenarios analizados 8

Capítulo 4. Caso de estudio y datos de entrada 9

4.1 Parámetros económicos 9

4.2 Parámetros técnicos 9

4.3 Demanda 10

Capítulo 5. Resultados 11

5.1 Instalación óptima 11

5.2 Operación 12

5.3 Economía 12

Capítulo 6. Discusión y limitaciones 14

6.1 Limitaciones del modelo y datos 15

6.2 Implicaciones para despliegues reales 15

Capítulo 7. Aplicación de contenidos del M2S 16

7.1 Movilidad sostenible 16

7.2 Análisis y visualización de datos con Python 16

7.3 Transporte global 16

7.4 Vehículos eléctricos 17

7.5 Síntesis de integración 17

Capítulo 8. Conclusiones y líneas futuras 18

8.1 Líneas futuras 18

Índice de figuras

Figura 1. Intensidad Media Diaria (IMD) de un día tipo 10
Figura 2. Instalación acumulada de cargadores (Escenario 3) 11
Figura 3. Gráfico de Pareto con análisis de costes (Escenario 3) 13

Capítulo 1. INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS

El crecimiento acelerado del transporte pesado electrificado constituye una pieza clave en la estrategia global hacia la descarbonización del sector transporte. Sin embargo, la limitada infraestructura de recarga rápida representa una barrera crítica para el despliegue masivo de vehículos eléctricos pesados (VEP). La recarga rápida es fundamental para minimizar tiempos de parada y mantener la eficiencia operativa de las flotas comerciales, pero implica desafíos técnico-económicos significativos. Entre estos destacan la elevada potencia demandada por cada estación, la gestión inteligente de la red eléctrica para evitar picos de demanda, y la optimización de la inversión económica asociada.

En este contexto, el presente Trabajo Fin de Máster tiene como objetivo general desarrollar un modelo de optimización que permita planificar estratégicamente la instalación y operación de puntos de recarga rápida en una estación pública.

Los objetivos específicos del estudio son:

- Determinar el número óptimo y tipo de cargadores (350 kW y MCS) necesarios según perfiles realistas de demanda.
- Evaluar la viabilidad económica del proyecto en escenarios que contemplan la minimización de costes y la maximización del beneficio económico.
- Proveer una herramienta adaptable a condiciones cambiantes del mercado y del marco regulatorio.

El alcance del análisis abarca desde la caracterización horaria y estacional de la demanda, la evaluación económica de la infraestructura y la operación, hasta la aplicación de distintos escenarios de optimización entre los años 2025 y 2040. Quedan fuera del estudio la integración explícita de almacenamiento energético, energías renovables y aspectos detallados de regulación local específica, que se proponen como líneas futuras de investigación.

Capítulo 2. MARCO TEÓRICO Y ESTADO DEL ARTE

La movilidad eléctrica en el transporte pesado constituye una de las áreas críticas para avanzar hacia la descarbonización efectiva del sector transporte. Los vehículos eléctricos pesados (VEP), como camiones y autobuses eléctricos, requieren infraestructuras de recarga específicas capaces de entregar altas potencias en cortos períodos de tiempo para mantener la operatividad de las flotas y reducir tiempos muertos en rutas logísticas intensivas.

En este contexto, las infraestructuras de recarga de alta potencia (High-Power Charging, HPC) son esenciales. Actualmente destacan dos tecnologías principales: los cargadores de 350 kW y el sistema de carga Megawatt Charging System (MCS). Los cargadores de 350 kW, ampliamente disponibles comercialmente, utilizan conectores CCS (Combined Charging System) y permiten recargas rápidas, siendo apropiados para ciclos operativos medios y urbanos. No obstante, presentan limitaciones en rutas de larga distancia, donde las baterías de mayor capacidad requieren potencias superiores para minimizar los tiempos de recarga.

Por su parte, el sistema MCS, aún en fase precomercial, representa la siguiente frontera tecnológica, ofreciendo potencias de hasta 1 MW. Desarrollado por el consorcio CharIN, el estándar MCS permite recargas completas en tiempos comparables al repostaje convencional, utilizando nuevos conectores capaces de soportar elevadas corrientes y voltajes. Esta tecnología es crucial para camiones eléctricos que operan en rutas interurbanas o corredores estratégicos del transporte de mercancías.

Ambas tipologías presentan retos asociados a la gestión energética, como la integración en la red eléctrica y la necesidad de sistemas avanzados de gestión energética y almacenamiento local. La elección entre ambas tecnologías no es excluyente, sino complementaria, dependiendo del perfil operativo y del horizonte temporal del despliegue, destacando la importancia de una planificación estratégica híbrida.

Capítulo 3. METODOLOGÍA: MODELO Y ESCENARIOS

La metodología adoptada en este trabajo se basa en el desarrollo de un modelo matemático de optimización para planificar estratégicamente la instalación y operación de puntos de recarga rápida en una estación pública para vehículos eléctricos pesados (VEP). El modelo considera aspectos técnicos, operativos y económicos esenciales para identificar configuraciones óptimas de infraestructura bajo distintos escenarios de análisis.

3.1 FORMULACIÓN DEL MODELO DE OPTIMIZACIÓN

3.1.1 CONJUNTOS

- $i \in I$: Tipos de cargadores considerados: 350 kW y MCS.
- $t \in T$: Tipos de día diferenciados por patrones de demanda (laborables, fines de semana, festivos, periodos específicos).
- $h \in H$: Horas del día (0 a 23 horas).
- $y \in Y$: Años considerados en el horizonte temporal (2025-2040).

3.1.2 VARIABLES DE DECISIÓN PRINCIPALES

- Número de cargadores instalados por tipo y año.
- Energía suministrada en cada hora por cada tipo de cargador.
- Potencia contratada anual en la estación.

3.1.3 PARÁMETROS CLAVE

- Potencia nominal y eficiencia energética de los cargadores.
- Costes de inversión, operación y mantenimiento (O&M).

- Precio de electricidad, tarifas por potencia contratada y precios de venta de la energía suministrada.
- Disponibilidad tecnológica y regulatoria de los sistemas MCS.
- Perfiles de demanda energética horaria y estacional basados en datos proyectados del transporte pesado.

3.1.4 FUNCIONES OBJETIVO Y RESTRICCIONES

3.1.4.1 Funciones objetivo

Las funciones objetivo se adaptan a los diferentes enfoques analizados, buscando optimizar ya sea el coste total, el beneficio económico o la combinación equilibrada de ambas métricas:

- Escenario 1: Minimización del coste total del sistema, incluyendo costes de inversión, O&M, electricidad consumida y potencia contratada.
- Escenario 2 y 3: Maximización del beneficio económico, definido como la diferencia entre ingresos por venta de energía y costes asociados a la infraestructura y operación.

3.1.4.2 Restricciones principales

- Restricciones técnicas de potencia: garantizan que la potencia total consumida en cada hora no supere la capacidad de los cargadores instalados.
- Restricciones operativas sobre energía suministrada: aseguran que la demanda energética prevista se satisfaga adecuadamente en cada escenario.
- Disponibilidad tecnológica de MCS: limitan la instalación de cargadores MCS al periodo en que esta tecnología esté disponible comercialmente.
- Restricciones económicas y regulatorias: incluyen límites en los precios de venta de energía y tarifas reguladas para la potencia contratada.

3.1.5 DESCRIPCIÓN DE LOS ESCENARIOS ANALIZADOS

Para proporcionar una visión amplia y robusta del modelo propuesto, se han definido y analizado tres escenarios estratégicos distintos que permiten evaluar diferentes condiciones operativas y económicas:

- Escenario 1 – Minimización de costes: Este escenario se centra en determinar la configuración óptima que minimice el coste total de instalación y operación. Se evalúan combinaciones de cargadores, potencia contratada y gestión energética, priorizando aquellas opciones que minimicen la inversión inicial y los costes recurrentes (electricidad, O&M y tarifas eléctricas). Este escenario sirve como base comparativa para evaluar la rentabilidad económica en escenarios posteriores.
- Escenario 2 – Maximización del beneficio con precio fijado: Aquí, se asume un precio de recarga fijo por tipo de cargador derivado del análisis económico realizado en el escenario 1. El objetivo es maximizar el beneficio económico neto obtenido a partir de la venta de energía a los usuarios. Este enfoque permite explorar cómo varía la rentabilidad en función de una demanda energética creciente y precios establecidos, proporcionando información clave sobre estrategias comerciales viables y sostenibles para los operadores de estaciones.
- Escenario 3 – Maximización del beneficio con reparto energético por tecnología: En este último escenario se introduce una restricción adicional: gestionar activamente la distribución energética entre los tipos de cargadores disponibles (350 kW y MCS). El objetivo es maximizar el beneficio económico optimizando el uso de cada tecnología según su coste y eficiencia operativa, adaptándose a posibles restricciones futuras de capacidad energética o regulatorias. Este escenario permite evaluar configuraciones más realistas donde se busca equilibrar beneficios económicos con consideraciones técnicas y operativas específicas.

Capítulo 4. CASO DE ESTUDIO Y DATOS DE ENTRADA

El caso de estudio se centra en la planificación y optimización de una estación de recarga rápida destinada a vehículos eléctricos pesados (VEP), localizada en un corredor estratégico de transporte de mercancías. El análisis cubre el periodo 2025–2040 y se fundamenta en datos realistas obtenidos de proyecciones de movilidad y estudios técnicos.

4.1 PARÁMETROS ECONÓMICOS

Para evaluar la viabilidad económica se han considerado anualidades calculadas a partir de la inversión inicial en cargadores y equipos auxiliares, aplicando una vida útil y una tasa de interés acordes a estándares del sector. Los costes de operación y mantenimiento (O&M) incluyen gastos recurrentes por supervisión, reparaciones y servicios auxiliares.

El precio de la electricidad se modela como un valor medio proyectado a lo largo del horizonte de análisis, con la inclusión de costes por potencia contratada. Estos últimos representan un componente relevante para instalaciones de alta potencia, dado que la potencia pico requerida puede elevar sustancialmente la factura eléctrica. El precio de recarga al usuario final se establece de acuerdo con la estrategia de cada escenario, diferenciando entre cargadores de 350 kW y MCS.

4.2 PARÁMETROS TÉCNICOS

Se han definido dos tecnologías principales:

- Cargadores de 350 kW: potencia nominal de 350 kW y eficiencia media del 95%.
- Cargadores MCS (Megawatt Charging System): potencia nominal de hasta 1 MW y eficiencia del 95%, con disponibilidad comercial prevista a partir de 2027.

La disponibilidad tecnológica del MCS se incorpora como restricción en el modelo, impidiendo su instalación antes de la fecha estimada de madurez comercial.

4.3 DEMANDA

La demanda se caracteriza a partir de la Intensidad Media Diaria (IMD) de vehículos pesados eléctricos esperada en el corredor analizado. A partir de este valor se construyen perfiles horarios que reflejan la distribución real de tráfico, con picos asociados a franjas de actividad logística intensiva.

Se incorporan variaciones estacionales para diferenciar periodos de mayor actividad (p. ej., campañas agrícolas, picos de demanda comercial) y temporadas de menor flujo. La distribución por tipo de cargador considera que, en los primeros años, la mayor parte de la demanda se cubrirá con cargadores de 350 kW, aumentando progresivamente la proporción de MCS a medida que esta tecnología se implemente. Este reparto dinámico se ajusta anualmente, en línea con la penetración tecnológica y el crecimiento proyectado del parque de VEP.

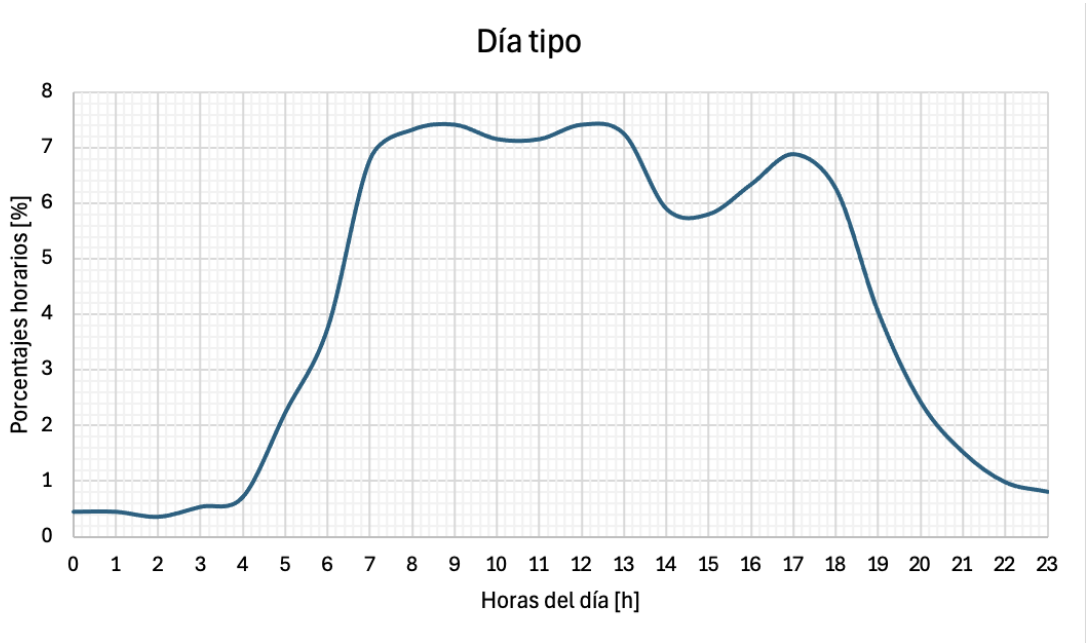


Figura 1. Intensidad Media Diaria (IMD) de un día tipo

Capítulo 5. RESULTADOS

Los resultados obtenidos a partir del modelo de optimización ofrecen una visión clara de la evolución óptima de la infraestructura y de su desempeño económico bajo los tres escenarios analizados, destacando el Escenario 3 como referencia principal.

5.1 INSTALACIÓN ÓPTIMA

En los primeros años del horizonte (2025-2029), la instalación óptima se compone exclusivamente de cargadores HPC de 350 kW, debido a la no disponibilidad comercial de la tecnología MCS y a la inversión inicial moderada que requieren. A partir de 2027, con la entrada en el mercado de los MCS, el modelo introduce progresivamente esta tecnología para atender la creciente demanda de recargas ultrarrápidas.

La configuración final hacia 2040 presenta una combinación equilibrada: un 50% de cargadores de 350 kW y un 50% de MCS, optimizando así tanto la capacidad de servicio como la eficiencia económica. El ritmo de sustitución e instalación se ajusta para minimizar costes de inversión y maximizar el retorno económico.

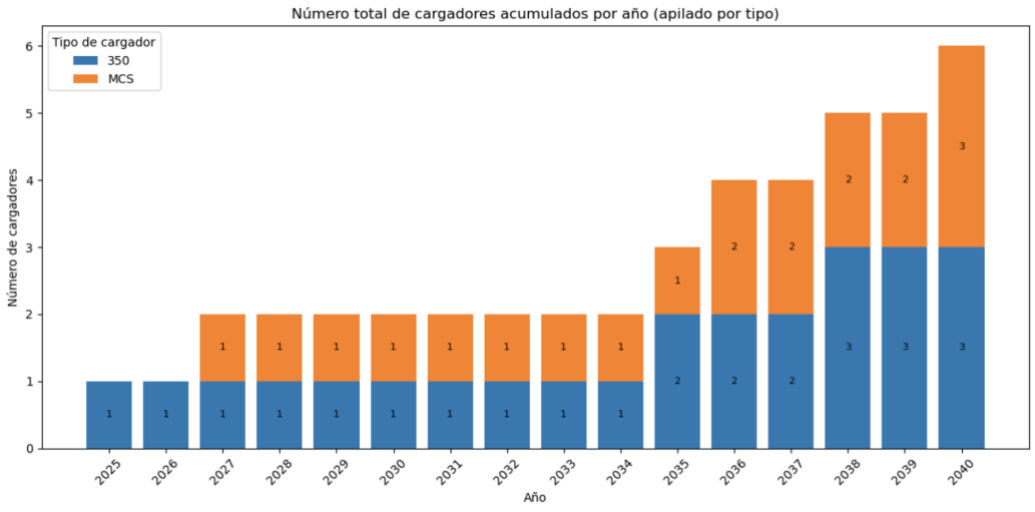


Figura 2. Instalación acumulada de cargadores (Escenario 3)

5.2 *OPERACIÓN*

En la fase inicial, la totalidad de la energía suministrada proviene de cargadores de 350 kW, con un crecimiento progresivo ligado al incremento de la IMD de VEP. A partir de la introducción de MCS, la energía servida por esta tecnología crece rápidamente, alcanzando casi el total anual. Este cambio se debe a la mayor potencia de carga, que permite atender más vehículos en menos tiempo, reduciendo colas y optimizando la utilización de la infraestructura.

El reparto energético entre ambas tecnologías en el Escenario 3 refleja una estrategia optimizada: los cargadores de 350 kW cubren recargas de menor duración o en momentos de menor demanda, mientras que los MCS se reservan para operaciones de alta rotación y picos de actividad.

5.3 *ECONOMÍA*

El análisis económico desglosa los costes en tres componentes principales: inversión en infraestructura, coste de energía y coste de potencia contratada. En las primeras fases, la inversión inicial en cargadores de 350 kW es el principal componente, mientras que en fases posteriores destacan las inversiones puntuales en MCS. Los costes de energía aumentan de forma progresiva con la demanda, y el coste por potencia contratada se mantiene como un factor relevante debido a los picos de carga asociados a MCS.

En cuanto a ingresos, estos evolucionan de forma paralela al incremento de energía servida, con un salto notable tras la introducción de MCS debido a su mayor capacidad de servicio y precio de recarga más elevado. El Escenario 3 maximiza el beneficio neto gracias a un reparto energético optimizado que incrementa la facturación por MCS sin penalizar la ocupación de cargadores de 350 kW.

El balance final hacia 2040 en el Escenario 3 muestra un beneficio acumulado superior al de los escenarios 1 y 2, con un margen operativo sostenible y atractivo para inversores. Este escenario, al equilibrar el uso de tecnologías, minimiza riesgos asociados a la

dependencia de una sola tipología de cargador y ofrece una estrategia adaptable ante variaciones regulatorias o de mercado.

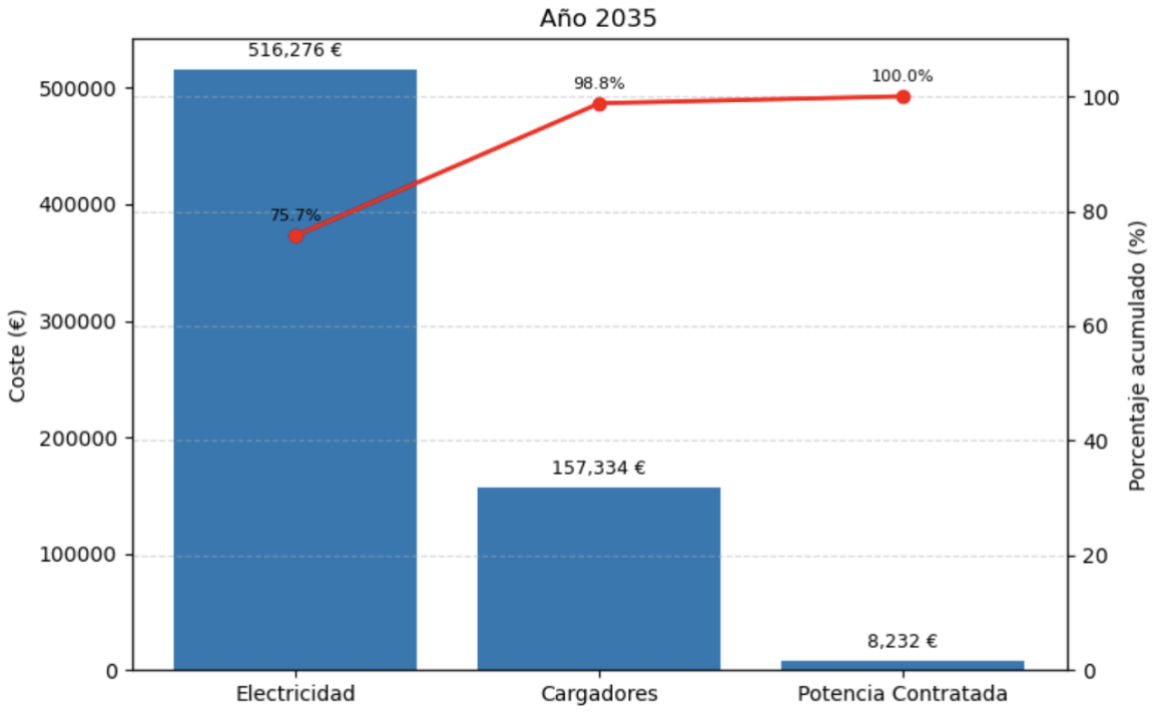


Figura 3. Gráfico de Pareto con análisis de costes (Escenario 3)

Capítulo 6. DISCUSIÓN Y LIMITACIONES

El análisis comparativo de los tres escenarios permite extraer conclusiones relevantes sobre los compromisos entre coste, nivel de servicio y rentabilidad en el despliegue de infraestructuras de recarga rápida para VEP.

En el Escenario 1 (minimización de costes), la estrategia resultante prioriza configuraciones con menor inversión inicial y limitación de potencia contratada. Si bien esta opción minimiza el gasto, presenta el inconveniente de restringir la capacidad de atención en horas punta, lo que podría traducirse en tiempos de espera y una menor calidad de servicio. Este enfoque es adecuado para operadores con restricciones presupuestarias o en fases iniciales de despliegue, pero no garantiza la competitividad a largo plazo.

El Escenario 2 (maximización de beneficio con precio fijo) ofrece una infraestructura más dimensionada que en el escenario anterior, buscando incrementar la facturación manteniendo precios constantes. Sin embargo, la ausencia de optimización en el reparto energético entre tecnologías limita su eficiencia operativa. Se observa una tendencia a sobredimensionar ciertos equipos en detrimento de un aprovechamiento óptimo de los recursos, lo que conlleva mayores costes de inversión y potencia contratada.

El Escenario 3 (maximización de beneficio con reparto energético optimizado) demuestra ser la opción más equilibrada, logrando un alto nivel de servicio y una rentabilidad sostenida. El reparto inteligente de la demanda entre cargadores de 350 kW y MCS permite atender más vehículos con menor tiempo de espera y optimizar el uso de la potencia disponible. El compromiso aquí radica en aceptar inversiones más elevadas a medio plazo a cambio de una mayor competitividad y margen operativo.

6.1 LIMITACIONES DEL MODELO Y DATOS

El modelo presenta ciertas limitaciones que deben considerarse antes de extrapolar los resultados a contextos reales. En primer lugar, los perfiles de demanda empleados se basan en proyecciones y supuestos derivados de la IMD y patrones horarios/estacionales generales. La incertidumbre asociada a la adopción de VEP, cambios regulatorios o variaciones en los precios energéticos puede alterar sustancialmente los resultados.

Desde el punto de vista técnico, la disponibilidad comercial y los costes reales de la tecnología MCS en el horizonte 2027 son estimaciones sujetas a variabilidad. Asimismo, el modelo no contempla explícitamente el impacto de limitaciones físicas de red, como la capacidad de conexión en ubicaciones concretas o los costes asociados a refuerzos de infraestructura eléctrica.

En términos económicos, no se han incluido aspectos como subvenciones, incentivos fiscales o posibles ingresos adicionales derivados de servicios complementarios (almacenamiento, respuesta a la demanda, integración de renovables).

Por último, el modelo asume una operación libre de incidencias y una disponibilidad total de los equipos instalados, lo cual puede no reflejar la realidad.

6.2 IMPLICACIONES PARA DESPLIEGUES REALES

Los resultados sugieren que una estrategia híbrida, como la del Escenario 3, ofrece la mejor relación coste-servicio en un entorno de alta demanda. No obstante, su implementación requiere un análisis previo detallado de las condiciones locales, incluyendo la capacidad de la red, el marco regulatorio y las previsiones de crecimiento de la demanda.

Para maximizar la utilidad del modelo en contextos reales, sería recomendable integrarlo con datos de red eléctrica, escenarios de precios dinámicos y modelos de fiabilidad de equipos. De este modo, se podría generar una herramienta más robusta y adaptable a la variabilidad inherente del sector.

Capítulo 7. APLICACIÓN DE CONTENIDOS DEL M2S

Este trabajo integra de forma directa y aplicada los conocimientos adquiridos en diversas asignaturas del Máster en Motorsport, Movilidad y Seguridad (M2S).

7.1 MOVILIDAD SOSTENIBLE

Los principios y estrategias analizados en la asignatura de Movilidad sostenible se han incorporado en la definición del contexto y en la formulación del problema, priorizando soluciones que reduzcan emisiones y favorezcan la transición hacia un transporte pesado electrificado. El diseño de escenarios incluye la evaluación de impactos medioambientales indirectos asociados a la eficiencia de la recarga y a la reducción de tiempos de espera. Asimismo, la selección de ubicaciones y tecnologías se fundamenta en criterios de sostenibilidad, considerando la integración futura de energías renovables.

7.2 ANÁLISIS Y VISUALIZACIÓN DE DATOS CON PYTHON

El modelo matemático se desarrolló en Python, empleando librerías como Pyomo, Pandas y Matplotlib para la gestión de datos, formulación de restricciones y generación de visualizaciones. Estas competencias, trabajadas en la asignatura Análisis y visualización de datos con Python, han sido fundamentales para procesar los perfiles horarios y estacionales de demanda, así como para representar gráficamente los resultados. El análisis exploratorio previo y las visualizaciones generadas permitieron identificar patrones clave en la demanda y optimizar la comunicación de resultados al tribunal y a potenciales decisores.

7.3 TRANSPORTE GLOBAL

El planteamiento del caso de estudio incorpora conceptos tratados en Transporte global, en particular aquellos relacionados con la planificación de corredores logísticos y la

optimización de infraestructuras a escala regional y nacional. La proyección de la demanda se ha contextualizado considerando tendencias de electrificación en el transporte pesado y políticas europeas, así como la necesidad de garantizar interoperabilidad y cobertura en redes transfronterizas. El análisis de escenarios contempla implicaciones para la competitividad del transporte eléctrico en rutas internacionales, donde la recarga de alta potencia es un factor crítico para mantener la continuidad operativa.

7.4 VEHÍCULOS ELÉCTRICOS

Los contenidos de Vehículos eléctricos se reflejan en la caracterización técnica de las tecnologías de recarga (cargadores de 350 kW y MCS), incluyendo aspectos como eficiencia energética, curvas de carga y condicionantes técnicos de conectores CCS y MCS. El conocimiento de las limitaciones técnicas y operativas de cada tecnología ha permitido formular restricciones realistas en el modelo y evaluar con mayor precisión los beneficios y retos asociados a la introducción progresiva de MCS a partir de 2027.

7.5 SÍNTESIS DE INTEGRACIÓN

La combinación de estos contenidos ha permitido desarrollar un proyecto que no solo aborda un problema técnico-económico, sino que también considera la viabilidad operativa y el impacto medioambiental del despliegue de estaciones de recarga rápida para VEP. El enfoque interdisciplinar, característico del M2S, ha sido determinante para integrar:

- Estrategias de sostenibilidad y eficiencia (Movilidad sostenible).
- Herramientas avanzadas de análisis y modelado (Análisis y visualización de datos con Python).
- Perspectiva global y regulatoria (Transporte global).
- Conocimiento técnico especializado de la tecnología de recarga (Vehículos eléctricos).

Capítulo 8. CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS

El trabajo desarrollado ha dado lugar a una herramienta de planificación estratégica basada en un modelo de optimización que permite dimensionar e implementar infraestructuras de recarga rápida para vehículos eléctricos pesados (VEP) en un horizonte temporal de 2025 a 2040.

Entre los principales hallazgos destacan:

- La conveniencia de una estrategia híbrida que combine cargadores de 350 kW y MCS, incorporando estos últimos de forma progresiva a partir de 2027 para optimizar el servicio y la rentabilidad.
- La relevancia de dimensionar la potencia contratada en función de perfiles horarios y estacionales de demanda, evitando sobredimensionamientos costosos y asegurando la calidad de servicio.
- La importancia de ajustar la operación para maximizar el uso de cada tecnología según su coste, eficiencia y papel en la cobertura de la demanda.

En términos operativos y económicos, el Escenario 3 demostró ser la solución más equilibrada, maximizando el beneficio neto y manteniendo altos niveles de servicio gracias a un reparto optimizado de la demanda entre tecnologías.

8.1 LÍNEAS FUTURAS

Se identifican varias áreas de mejora y ampliación del trabajo:

- Integración de energías renovables, como fotovoltaica o eólica.
- Sistemas de almacenamiento energético.
- Gestión inteligente de la demanda mediante algortimos de control.

COMILLAS
UNIVERSIDAD PONTIFICIA
ICAI

MÁSTER EN MOTORSPORT, MOVILIDAD Y SEGURIDAD (M2S)

TRABAJO FIN DE MÁSTER

MODELADO DE LA INSTALACIÓN Y OPERACIÓN DE PUNTOS DE RECARGA RÁPIDA PÚBLICOS

ANEXO I: PROYECTO COMPLETO

Autor: Ignacio Domingo Górriz

Director: Miguel Martínez Velázquez

Codirector: Carlos Mateo Domingo

Madrid

Índice de la memoria

Capítulo 1. Introducción 7
1.1 Contexto y motivación 7
1.2 Justificación del estudio 8
1.3 Alcance y limitaciones 8
1.4 Estructura de la memoria 10

Capítulo 2. Marco teórico y estado del arte 12
2.1 Movilidad eléctrica y tendencia en el mercado 12
2.2 Tipologías de puntos de recarga 14
2.2.1 Clasificación general de puntos de recarga 14
2.2.2 Cargadores de 350 kW: Estado actual y aplicación 15
2.2.3 Carga megavatio (MCS, Megawatt Charging System): La próxima frontera 16
2.2.4 Comparativa técnica y operativa 17
2.2.5 Consideraciones para la planificación 18
2.3 Modelos de optimización en infraestructura de recarga 18
2.3.1 Integración de redes de transporte y distribución eléctrica 19
2.3.2 Modelos de optimización en redes de carreteras de alta capacidad 19
2.3.3 Planificación de infraestructura pública para camiones eléctricos 20
2.3.4 Consideraciones comunes y retos futuros 21
2.4 Revisión de estudios previos: Casos de éxito y lecciones aprendidas 22
2.4.1 Caso 1: Austria y la planificación de infraestructura de coste mínimo 22
2.4.2 Caso 2: Alemania y el modelo de cobertura para camiones eléctricos 23
2.4.3 Caso 3: Revisión general de enfoques integrados 24
2.4.4 Conclusiones y transferencia de conocimiento 24

Capítulo 3. Formulación del modelo de optimización 26
3.1 Definición de conjuntos 26
3.1.1 Conjunto I: Tipos de cargadores 26
3.1.2 Conjunto T: Tipos de día o periodo 27
3.1.3 Conjunto H: Horas del día 28
3.1.4 Conjunto Y: Años del horizonte de planificación 28
3.2 Definición de parámetros 29

3.2.1 Parámetros técnicos de los cargadores *29*
3.2.2 Parámetros económicos asociados a la infraestructura *30*
3.2.3 Parámetros tarifarios del sistema eléctrico *30*
3.2.4 Parámetros de demanda *30*
3.2.5 Parámetros de política y restricciones tecnológicas *31*
3.3 Definición de variables de decisión 31
3.4 Escenario 1: Minimización del coste total del sistema 32
3.4.1 Función objetivo *32*
3.4.2 Restricciones de instalación y operación *35*
3.5 Escenario 2: Maximización del beneficio total del sistema 39
3.5.1 Función objetivo *39*
3.5.2 Restricciones de instalación y operación *41*
3.6 Escenario 3: Maximización del beneficio total del sistema regulando el consumo energético por tipo de cargador 43
3.6.1 Función objetivo *43*
3.6.2 Restricciones de instalación y operación *44*
Capítulo 4. Descripción del caso de estudio 46
4.1 Introducción 46
4.2 Parámetros económicos 47
4.2.1 Coste (anualidad) de los cargadores *47*
4.2.2 Coste de operación y mantenimiento de los cargadores *49*
4.2.3 Coste de la electricidad *50*
4.2.4 Coste de la potencia contratada *55*
4.2.5 Precio de recarga *56*
4.3 Parámetros técnicos 58
4.3.1 Potencia de los cargadores *58*
4.3.2 Eficiencia de los cargadores *60*
4.3.3 Disponibilidad de cargadores MCS *61*
4.3.4 Demanda por tipo de cargador *62*
4.4 Parámetros de demanda 63
4.4.1 Demanda *63*
4.4.2 Número de días por periodo *70*
Capítulo 5. Escenarios analizados: resultados y análisis 72

5.1 Introducción 72
5.2 Escenario 1: minimización del coste total del sistema 73
5.2.1 Resultados de instalación: número de cargadores 73
5.2.2 Resultados de operación 76
5.2.3 Análisis económico 78
5.3 Escenario 2: Maximización del beneficio total del sistema 80
5.3.1 Cálculo del precio medio de referencia 81
5.3.2 Resultados de instalación: número de cargadores 82
5.3.3 Resultados de operación 88
5.3.4 Análisis económico 95
5.4 Escenario 3: maximización del beneficio total del sistema regulando el consumo energético por tipo de cargador 101
5.4.1 Resultados de instalación: número de cargadores 101
5.4.2 Resultados de operación 107
5.4.3 Análisis económico 112

Capítulo 6. Discusión 118

6.1 Interpretación de resultados 118
6.1.1 Escenario 1: minimización del coste total 118
6.1.2 Escenario 2: maximización del beneficio económico 119
6.1.3 Escenario 3: maximización del beneficio con restricción de reparto energético 119
6.1.4 Análisis transversal y conclusiones operativas 120
6.2 Limitaciones del modelo 121

Capítulo 7. Conclusiones 123

7.1 Principales aportaciones y conclusiones del TFM 123
7.1.1 Aportaciones destacadas 123
7.1.2 Principales conclusiones del estudio 124
7.2 Líneas de trabajo futuras 125

Capítulo 8. Bibliografía 128

Índice de figuras

Figura 1. Coste total de la electricidad para el tipo de día 1 52
Figura 2. Coste total de la electricidad para el tipo de día 2 52
Figura 3. Coste total de la electricidad para el tipo de día 3 53
Figura 4. Coste total de la electricidad para el tipo de día 4 53
Figura 5. Coste total de la electricidad para el tipo de día 5 54
Figura 6. Coste total de la electricidad para el tipo de día 6 54
Figura 7. Localización elegida para el análisis de demanda 64
Figura 8. IMD mensual 67
Figura 9. IMD horaria días laborables 68
Figura 10. IMD horaria fines de semana y festivos 68
Figura 11. Evolución del porcentaje de VEP sobre el parque total de camiones en Europa 69
Figura 12. Demanda horaria periodo 1 año 2030 70
Figura 13. Escenario 1: número de cargadores instalados por año 74
Figura 14. Escenario 1: número de cargadores acumulados por año 75
Figura 15. Escenario 1: gráfico de Pareto con análisis de costes (año 2030) 79
Figura 16. Escenario 2: número de cargadores instalados por año (Caso 1) 83
Figura 17. Escenario 2: número de cargadores acumulados por año (Caso 1) 84
Figura 18. Escenario 2: número de cargadores instalados por año (Caso 2) 85
Figura 19. Escenario 2: número de cargadores acumulados por año (Caso 2) 86
Figura 20. Escenario 2: número de cargadores instalados por año (Caso 3) 87
Figura 21. Número de cargadores acumulados por año (Caso 3) 88
Figura 22. Escenario 2: consumo de energía anual por tipo de cargador (Caso 1) 90
Figura 23. Escenario 2: consumo de energía anual por tipo de cargador (Caso 2) 92
Figura 24. Escenario 2: consumo de energía anual por tipo de cargador (Caso 3) 94
Figura 25. Escenario 2: gráfico de Pareto con análisis de costes año 2035 (Caso 1) 96
Figura 26. Escenario 2: gráfico de Pareto con análisis de costes año 2035 (Caso 2) 98
Figura 27. Escenario 2: gráfico de Pareto con análisis de costes año 2035 (Caso 3) 100

Figura 28. Escenario 3: número de cargadores instalados por año (Caso 1) 102
Figura 29. Escenario 3: número de cargadores acumulados por año (Caso 1) 103
Figura 30. Escenario 3: número de cargadores instalados por año (Caso 2) 104
Figura 31. Escenario 3: número de cargadores acumulados por año (Caso 2) 105
Figura 32. Escenario 3: número de cargadores instalados por año (Caso 3) 106
Figura 33. Escenario 3: número de cargadores acumulados por año (Caso 3) 107
Figura 34. Escenario 3: consumo de energía anual por tipo de cargador (Caso 1) 108
Figura 35. Escenario 3: consumo de energía anual por tipo de cargador (Caso 2) 109
Figura 36. Escenario 3: consumo de energía anual por tipo de cargador (Caso 3) 111
Figura 37. Escenario 3: gráfico de Pareto con análisis de costes año 2035 (Caso 1) 113
Figura 38. Escenario 3: gráfico de Pareto con análisis de costes año 2035 (Caso 2) 115
Figura 39. Escenario 3: gráfico de Pareto con análisis de costes año 2035 (Caso 3) 117

Índice de tablas

Tabla 1. Comparativa técnica y operativa entre cargadores de 350 kW y MCS (1000 kW) 17
Tabla 2. Coste (anualidad) de los cargadores 48
Tabla 3. Coste de O&M de los cargadores 50
Tabla 4. Coste horario promedio de la potencia contratada 56
Tabla 5. Precio de recarga por tipo de cargador 57
Tabla 6. Tipologías de cargadores consideradas 58
Tabla 7. Proporción de consumo base por tipo de cargador 62
Tabla 8. IMD mensual por tipo de día 66
Tabla 9. Distribución del número de días por periodo 71
Tabla 10. Escenario 2: precios de recarga por tipo de cargador 81

Capítulo 1. INTRODUCCIÓN

1.1 CONTEXTO Y MOTIVACIÓN

El rápido crecimiento en la adopción de vehículos eléctricos pesados (VEP), impulsado por políticas ambientales y objetivos de descarbonización a nivel global, está transformando significativamente el sector del transporte. Este tipo de vehículos juega un papel crucial en la reducción de emisiones, especialmente considerando su elevado impacto en la generación de gases contaminantes respecto a otros medios de transporte.

Sin embargo, una barrera crítica para la expansión efectiva de los VEP es la limitada disponibilidad de infraestructura adecuada de recarga, especialmente puntos de recarga rápida. La capacidad de proporcionar energía en tiempos relativamente cortos resulta esencial para minimizar los tiempos de espera y mantener la operatividad en flotas comerciales y de transporte público.

En este contexto, resulta indispensable desarrollar métodos de planificación y operación que permitan una implantación eficiente de estaciones de recarga rápida públicas, considerando no solo la demanda energética creciente de los vehículos, sino también los desafíos derivados de la interacción con la red eléctrica, tales como la gestión de picos de demanda y la integración de energías renovables.

La motivación principal de este trabajo radica en aportar soluciones prácticas y sostenibles mediante la implementación de modelos matemáticos robustos que faciliten una planificación estratégica, optimizando la instalación y operación de puntos de recarga rápida. Este enfoque permitirá mejorar la sostenibilidad económica y ambiental de las infraestructuras de recarga, contribuyendo directamente a la promoción y expansión efectiva del transporte eléctrico pesado.

1.2 JUSTIFICACIÓN DEL ESTUDIO

La relevancia de este estudio se fundamenta en la necesidad urgente de establecer infraestructuras de recarga rápidas optimizadas, debido al incremento significativo en la utilización de vehículos eléctricos pesados, especialmente en ámbitos urbanos y periurbanos. Las actuales infraestructuras presentan limitaciones en cuanto a capacidad, eficiencia operativa y su interacción con la red eléctrica, lo que puede derivar en problemas económicos, técnicos y ambientales significativos si no se gestionan adecuadamente.

Este trabajo propone abordar dicha problemática mediante un modelo de optimización, facilitando decisiones estratégicas respecto a la localización y número óptimo de cargadores, y considerando variables clave como la demanda energética proyectada, restricciones técnicas del sistema eléctrico, y la inclusión de fuentes renovables.

La implementación de un modelo matemático riguroso permite analizar escenarios diversos y anticipar desafíos operativos, económicos y ambientales, asegurando una expansión sostenible de la red de recarga rápida pública. Por tanto, la justificación del presente estudio radica en su contribución a la sostenibilidad ambiental y económica del transporte pesado eléctrico, apoyando directamente los objetivos globales de descarbonización y reducción de emisiones contaminantes.

1.3 ALCANCE Y LIMITACIONES

El objetivo principal del presente trabajo es desarrollar un modelo de optimización para la instalación de cargadores eléctricos en una estación de recarga de vehículos eléctricos pesados a lo largo de un horizonte temporal, buscando optimizar la operación y sostenibilidad de la estación. Para alcanzar este objetivo general, se establecen los siguientes propósitos específicos:

- Caracterización de la demanda de recarga de vehículos pesados: identificar patrones de consumo energético, frecuencias y tiempos de recarga, y la distribución temporal y espacial de dicha demanda.

- Desarrollo de un modelo de optimización: elaborar una herramienta computacional que determine la cantidad y capacidad de los puntos de recarga, considerando restricciones técnicas y económicas. El modelo de desarrolla en Python mediante Pyomo, herramientas *open source* accesibles para cualquier usuario.
- Análisis de diferentes escenarios: Con el fin de proporcionar una visión integral del comportamiento y viabilidad de la estación de recarga para vehículos eléctricos pesados, se plantea un análisis de distintos escenarios operativos. Este enfoque permite evaluar cómo varían los resultados del modelo de optimización bajo diferentes objetivos estratégicos o condiciones externas, facilitando así una toma de decisiones más robusta. Los principales escenarios a considerar son los siguientes:
    - Escenario 1: Minimización del coste total de la instalación. Se busca determinar la configuración óptima de infraestructura (número y tipo de cargadores, potencia contratada, etc.) que reduzca al mínimo la inversión y los costes operativos. Este escenario es clave para calcular el precio base de recarga utilizado en el Escenario 2.
    - Escenario 2: Maximización del beneficio total fijando un precio de recarga. Aquí se asume un precio fijo por kWh cobrado al usuario (calculado a raíz del Escenario 1), y se optimiza la operación de la estación para maximizar los ingresos netos. Este análisis permite evaluar la rentabilidad bajo diferentes niveles de demanda y precios, proporcionando información útil para definir estrategias comerciales viables y sostenibles.
    - Escenario 3: Maximización del beneficio regulando la energía consumida por tipo de cargador. En este caso, el modelo explora la posibilidad de gestionar activamente la energía asignada a diferentes tipos de cargadores, con el objetivo de mejorar el margen de beneficio. Es especialmente relevante en contextos donde existen limitaciones en

la capacidad energética disponible o se desea optimizar el uso de la red eléctrica para reducir penalizaciones por picos de demanda.

1.4 ESTRUCTURA DE LA MEMORIA

La presente memoria se estructura en varios capítulos principales que permiten un abordaje sistemático del tema investigado, asegurando una exposición clara y coherente del trabajo realizado:

- Capítulo 2: Marco teórico y estado del arte. Se realiza una revisión exhaustiva sobre los conceptos fundamentales relacionados con la movilidad eléctrica y las tendencias actuales del mercado. Además, se detallan las diferentes tipologías de puntos de recarga según potencia y velocidad de carga, junto con una revisión de modelos de optimización aplicados previamente a la infraestructura de recarga eléctrica.
- Capítulo 3: Formulación del modelo de optimización. En este capítulo se exponen detalladamente las variables de decisión utilizadas, los parámetros considerados, la formulación matemática precisa de la función objetivo destinada a maximizar el beneficio del operador, así como las restricciones técnicas, operativas y económicas que guían el proceso de optimización.
- Capítulo 4: Descripción del caso de estudio y escenarios analizados. Se describe con detalle el contexto específico elegido como caso de estudio, incluyendo una caracterización exhaustiva de los datos utilizados. Posteriormente, se presentan y analizan distintos escenarios de aplicación del modelo, evaluando resultados tanto desde una perspectiva de instalación como desde la operación efectiva de la estación.
- Capítulo 5: Discusión. Este apartado proporciona una interpretación crítica y comparativa de los resultados obtenidos en los escenarios estudiados, enfatizando la robustez del modelo, las limitaciones observadas, así como

implicaciones económicas, técnicas y ambientales derivadas de la implementación del modelo propuesto.

- Capítulo 6: Conclusiones. Se resumen de forma sintética las aportaciones clave del estudio realizado, subrayando la relevancia de los resultados obtenidos y las propuestas específicas para trabajos futuros, especialmente relacionados con la integración de energías renovables y soluciones de almacenamiento energético.

Finalmente, la memoria incluye anexos técnicos que ofrecen detalles sobre la implementación del modelo en Python, herramientas utilizadas y el código fuente completo empleado para la resolución computacional del problema.

Capítulo 2. MARCO TEÓRICO Y ESTADO DEL ARTE

2.1 MOVILIDAD ELÉCTRICA Y TENDENCIA EN EL MERCADO

En las últimas décadas, el sector del transporte ha experimentado una transformación estructural impulsada por la necesidad de reducir las emisiones de gases de efecto invernadero, disminuir la dependencia de los combustibles fósiles y mejorar la calidad del aire en entornos urbanos. En este contexto, la movilidad eléctrica (e-mobility) se ha consolidado como una de las principales estrategias para alcanzar los objetivos de descarbonización definidos en políticas internacionales como el Acuerdo de París (2015), el Pacto Verde Europeo (Green Deal) y los planes nacionales integrados de energía y clima.

La movilidad eléctrica abarca el uso de vehículos eléctricos (VE), que incluyen turismos, autobuses, camiones y otros medios de transporte propulsados total o parcialmente por electricidad. Estos vehículos dependen de sistemas de almacenamiento energético, fundamentalmente baterías de ion-litio, y de una infraestructura de recarga adecuada que garantice su operatividad en condiciones reales de uso.

En términos tecnológicos, la evolución de la movilidad eléctrica ha estado marcada por mejoras significativas en la autonomía de los vehículos, la eficiencia de los sistemas de propulsión, la reducción de costes de las baterías y el desarrollo de redes de recarga más rápidas e inteligentes. Particularmente relevante ha sido el avance en las estaciones de recarga rápida (fast-charging o high-power charging, HPC), capaces de suministrar una cantidad considerable de energía en intervalos de tiempo reducidos, lo que resulta esencial para aplicaciones logísticas y transporte pesado.

El sector del transporte de mercancías mediante vehículos eléctricos pesados (camiones, autobuses interurbanos y furgonetas de gran tonelaje) representa una frontera clave en la transición energética. Aunque históricamente la electrificación del transporte se ha concentrado en vehículos ligeros, los últimos años han evidenciado un crecimiento

sostenido en la adopción de tecnologías eléctricas en flotas pesadas. Este cambio se ha visto favorecido por políticas públicas de incentivos fiscales, regulaciones ambientales más estrictas en zonas urbanas (Zonas de Bajas Emisiones, ZBE) y la creciente presión social por parte de consumidores y organizaciones hacia soluciones más sostenibles.

Según la Agencia Internacional de la Energía (IEA), el stock mundial de vehículos eléctricos superó los 40 millones de unidades en 2023, con un crecimiento interanual de más del 50% en algunos mercados emergentes. En el ámbito de los vehículos pesados, si bien la penetración es aún moderada, se observa una aceleración sostenida, con fabricantes como Volvo, Daimler o Tesla introduciendo modelos eléctricos con autonomías superiores a los 300 km y tiempos de recarga competitivos. Asimismo, empresas de logística y transporte urbano están comenzando a renovar sus flotas mediante modelos eléctricos, motivadas por el ahorro operativo en combustible y mantenimiento, así como por el cumplimiento normativo.

Un elemento fundamental para la consolidación de esta tendencia es el despliegue de una infraestructura de recarga adecuada tanto en entornos urbanos como interurbanos. Para los vehículos ligeros, la infraestructura doméstica o de baja potencia ha sido suficiente en muchos casos, pero en el caso de los vehículos eléctricos pesados, la demanda energética es considerablemente mayor, lo que requiere puntos de recarga de alta potencia estratégicamente ubicados. Estos deben permitir recargas rápidas durante los ciclos operativos y estar integrados en un sistema energético que minimice el impacto en la red eléctrica, optimizando al mismo tiempo la sostenibilidad de la operación.

En este sentido, la planificación eficiente de estaciones de recarga rápida, especialmente aquellas dedicadas a flotas de vehículos pesados, constituye un desafío técnico y económico de gran relevancia. Esta planificación debe considerar variables como el perfil de demanda de energía, la disponibilidad de la infraestructura eléctrica, los patrones de movilidad de los vehículos, y los objetivos de reducción de emisiones. Es en este marco donde se inserta el presente Trabajo de Fin de Máster, que busca desarrollar un modelo de

optimización orientado a apoyar decisiones estratégicas para la instalación y operación sostenible de estaciones de recarga rápida para vehículos eléctricos pesados.

La movilidad eléctrica, por tanto, no solo representa una innovación tecnológica, sino un cambio de paradigma en la forma en que concebimos el transporte, con implicaciones profundas en los modelos urbanos, la infraestructura energética y la planificación logística. Su estudio y optimización constituyen una línea de investigación prioritaria en ingeniería, economía del transporte y sostenibilidad energética.

2.2 TIPOLOGÍAS DE PUNTOS DE RECARGA

La infraestructura de recarga eléctrica constituye un elemento crítico para la adopción masiva de vehículos eléctricos (VE), especialmente en el caso de los vehículos eléctricos pesados (VEP), cuyas necesidades energéticas son significativamente superiores a las de los vehículos ligeros. La planificación y dimensionamiento adecuado de los puntos de recarga no solo afecta la autonomía operativa de las flotas, sino también la viabilidad económica y técnica de las estaciones de recarga, su integración con la red eléctrica y la sostenibilidad del sistema global.

2.2.1 CLASIFICACIÓN GENERAL DE PUNTOS DE RECARGA

Los puntos de recarga para vehículos eléctricos se clasifican habitualmente en función de su potencia de salida, lo que determina la velocidad de recarga. Las categorías más habituales incluyen:

- Recarga lenta (hasta 7,4 kW): orientada principalmente al ámbito residencial.
- Recarga semirrápida (entre 7,4 y 22 kW): común en entornos urbanos y zonas comerciales.
- Recarga rápida (entre 50 y 150 kW): empleada para recargas intermedias en vehículos ligeros.

- Recarga ultrarrápida o de alta potencia (HPC, High Power Charging): superiores a 150 kW, diseñadas para minimizar los tiempos de parada de vehículos con baterías de gran capacidad, como los camiones eléctricos.

Dentro de esta última categoría, los cargadores de 350 kW y los sistemas MCS (Megawatt Charging System) representan las tecnologías más avanzadas actualmente en desarrollo o en fase temprana de despliegue.

2.2.2 CARGADORES DE 350 KW: ESTADO ACTUAL Y APLICACIÓN

Los cargadores de 350 kW son hoy por hoy una de las tecnologías más maduras dentro de la recarga ultrarrápida. Utilizan habitualmente conectores CCS (Combined Charging System) y están diseñados para suministrar grandes cantidades de energía en períodos cortos. En condiciones óptimas, un cargador de 350 kW puede suministrar alrededor de 35 kWh en 6 minutos, lo que resulta especialmente útil para vehículos pesados que requieren cargas rápidas durante operaciones logísticas intensivas.

Este tipo de cargadores se ha ido instalando de forma progresiva en corredores de transporte y hubs logísticos estratégicos en Europa y Norteamérica. Su implementación está condicionada por la capacidad de la red eléctrica local, ya que una estación con múltiples puntos de carga de esta potencia puede requerir transformadores de media tensión y sistemas de gestión energética avanzados.

Desde un punto de vista técnico, la eficiencia del sistema de recarga a 350 kW depende de varios factores: la arquitectura de la batería del vehículo, la curva de carga que admite el BMS (Battery Management System), las condiciones térmicas del equipo, y la estabilidad de la red. Por ello, aunque muchos vehículos no pueden utilizar toda la capacidad nominal de estos cargadores, su presencia es clave para garantizar la flexibilidad operativa del sistema.

Los cargadores de 350 kW, aunque representan actualmente una de las opciones más potentes disponibles comercialmente, pueden resultar insuficientes para satisfacer completamente la demanda energética de un camión eléctrico durante el tiempo

reglamentario de descanso de 45 minutos. Dado el elevado tamaño de las baterías de estos vehículos y su consumo energético, la cantidad de energía que puede transferirse en ese intervalo puede no ser suficiente para garantizar la autonomía requerida para el siguiente tramo del trayecto, especialmente en rutas de larga distancia o con condiciones de operación exigentes. Esto subraya la necesidad de considerar soluciones de recarga más potentes o estrategias complementarias de carga en el diseño de la infraestructura.

2.2.3 CARGA MEGAVATIO (MCS, MEGAWATT CHARGING SYSTEM): LA PRÓXIMA FRONTERA

El Megawatt Charging System (MCS) es una tecnología emergente diseñada específicamente para vehículos eléctricos de gran tonelaje, como camiones de largo recorrido, autobuses articulados y vehículos industriales. Desarrollado por el consorcio CharIN (Charging Interface Initiative), el estándar MCS permite potencias de recarga de hasta 1000 kW (1 MW), lo que representa un salto cualitativo respecto a los sistemas actuales.

A diferencia del CCS, el MCS emplea un conector de nueva generación con capacidad para manejar corrientes de hasta 1250 A y voltajes de 1000 V, manteniendo altos niveles de seguridad y fiabilidad. Esta capacidad permite realizar cargas completas en tiempos similares al repostaje convencional de combustible fósil, lo que es esencial para el transporte de mercancías en rutas interurbanas donde los márgenes de tiempo son críticos.

El despliegue del MCS está aún en una fase precomercial, con múltiples pilotos y pruebas en entornos controlados. Empresas como Daimler Truck, Volvo Group y Tesla están colaborando con operadores de infraestructura y reguladores para definir los estándares técnicos y operativos necesarios para su adopción a gran escala. El objetivo es disponer de una red interoperable de estaciones MCS que permita la operación continua de flotas pesadas eléctricas a nivel continental.

Desde el punto de vista energético, los retos asociados al MCS son significativos. La conexión simultánea de múltiples cargadores de 1 MW en una estación requiere no solo una

infraestructura eléctrica robusta, sino también sistemas de gestión de la demanda, almacenamiento energético en baterías o supercondensadores, y eventualmente, integración con fuentes renovables. Asimismo, se abren nuevas oportunidades para la gestión dinámica de la carga (smart charging) y la participación en mercados de flexibilidad.

2.2.4 COMPARATIVA TÉCNICA Y OPERATIVA

Característica	Cargador 350 kW (HPC)	Sistema MCS (hasta 1000 kW)
Estado tecnológico	Comercial	Precomercial / pilotos
Conector estándar	CCS (Combo 2)	MCS (en desarrollo por CharIN)
Potencia nominal	350 kW	Hasta 1000 kW
Tiempo estimado de recarga	60-75 min (según batería)	15-30 min (objetivo)
Tipo de vehículo objetivo	Camiones urbanos, buses	Camiones de largo recorrido
Requisitos eléctricos	Baja-media tensión	Alta potencia, media-alta tensión
Impacto en red	Moderado	Alto, requiere planificación
Enlace con red inteligente	Deseable	Imprescindible

Tabla 1. Comparativa técnica y operativa entre cargadores de 350 kW y MCS (1000 kW)

2.2.5 CONSIDERACIONES PARA LA PLANIFICACIÓN

La elección entre cargadores de 350 kW y estaciones MCS no debe plantearse como una disyuntiva excluyente, sino como una decisión dependiente del perfil operativo de la flota, el horizonte temporal de implantación y las capacidades técnicas y económicas de la infraestructura local. Las estaciones de recarga deben dimensionarse en función de patrones de movilidad, tiempos de inactividad, capacidades de las baterías y posibilidad de escalabilidad futura.

Por tanto, una planificación estratégica de estaciones de recarga para vehículos pesados debe considerar un modelo híbrido, en el que los cargadores de 350 kW atiendan a operaciones logísticas de ciclo corto o medio, mientras que las estaciones MCS sirvan como nodos clave en corredores de transporte de largo recorrido.

El presente Trabajo de Fin de Máster, al desarrollar un modelo de optimización para este tipo de instalaciones, integra estas tipologías de recarga en la planificación técnica y económica, permitiendo evaluar distintas configuraciones bajo criterios de coste, eficiencia y sostenibilidad.

2.3 MODELOS DE OPTIMIZACIÓN EN INFRAESTRUCTURA DE RECARGA

El diseño y despliegue óptimo de infraestructuras de recarga para vehículos eléctricos (VE), especialmente en el contexto de la movilidad pesada, representa un desafío multidimensional que combina aspectos del transporte, la red eléctrica, la demanda energética y la inversión económica. En este sentido, los modelos de optimización se han consolidado como herramientas fundamentales para asistir en la toma de decisiones estratégicas, permitiendo abordar problemas complejos mediante formulaciones matemáticas que integran múltiples variables, restricciones y objetivos. A continuación, se revisan diversos enfoques de modelado y optimización identificados en la literatura reciente,

diferenciando las principales metodologías, criterios de evaluación y estructuras de red utilizadas.

2.3.1 INTEGRACIÓN DE REDES DE TRANSPORTE Y DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA

Una de las aportaciones más relevantes es el enfoque integrado que combina simultáneamente la red de transporte (TN) y la red de distribución eléctrica (DN) [1]. Esta visión holística reconoce la interdependencia entre ambos sistemas a través de la infraestructura de recarga, y destaca la necesidad de considerar simultáneamente los impactos sobre el flujo vehicular y las capacidades eléctricas locales.

Los modelos propuestos en este ámbito se basan en esquemas de optimización multiobjetivo que buscan, entre otros aspectos, minimizar los costes totales (inversión, operación y refuerzo de red), maximizar la cobertura de demanda de recarga, minimizar los tiempos de espera y evitar sobrecargas en transformadores o líneas eléctricas. Las formulaciones empleadas combinan programación lineal entera mixta (MILP), algoritmos evolutivos y técnicas metaheurísticas como algoritmos genéticos o enjambre de partículas. En todos los casos, se requiere una modelización detallada tanto del flujo de vehículos como de los perfiles de carga eléctrica, habitualmente mediante simulaciones horarias o estocásticas.

Un aspecto particularmente relevante es el modelado de la demanda de recarga como una variable espacial-temporal con alta variabilidad, lo cual requiere enfoques que superen el uso de promedios y reflejen escenarios realistas con múltiples tipos de usuarios, ciclos operativos y condiciones de red eléctrica [1].

2.3.2 MODELOS DE OPTIMIZACIÓN EN REDES DE CARRETERAS DE ALTA CAPACIDAD

Otra propuesta destacable consiste en aplicar un enfoque de optimización de costes mínimos para la planificación de infraestructura de recarga rápida a lo largo de la red de autopistas de Austria [2]. El modelo combina metodologías de asignación de nodos y flujos con técnicas de programación entera mixta, considerando variables como el número de

puntos de recarga por estación, su ubicación y la demanda energética resultante del tráfico de vehículos eléctricos.

Este enfoque incorpora la proyección de la flota de BEV, la evolución tecnológica (rango de autonomía y potencia de carga) y los cambios esperados en el volumen de tráfico. El resultado es un modelo robusto que permite dimensionar las necesidades futuras de infraestructura y cuantificar la sensibilidad del sistema ante distintas condiciones del parque vehicular y del comportamiento de los usuarios.

Entre las conclusiones clave del estudio se encuentra que la mejora en la potencia de carga (por ejemplo, pasar de 350 kW a valores cercanos al megavatio) tiene un mayor impacto en la reducción de costes totales que la mejora en la autonomía de los vehículos. Además, el uso de representaciones gráficas de la red vial y el modelado granular del tráfico permiten adaptar el diseño a las condiciones reales de servicio de áreas de descanso y estaciones existentes.

2.3.3 PLANIFICACIÓN DE INFRAESTRUCTURA PÚBLICA PARA CAMIONES ELÉCTRICOS

Se ha desarrollado un modelo específico para camiones eléctricos de gran tonelaje (BEV-HDV) en Alemania, enfocado en la planificación de una red pública de recarga de alta potencia [3]. El enfoque se basa en una estrategia orientada a la cobertura, con una distribución de estaciones a intervalos regulares (cada 50 o 100 km), empleando datos empíricos de tráfico de vehículos pesados y teoría de colas para dimensionar cada estación.

El modelo no busca una solución de coste mínimo global, sino una garantía de acceso equitativo a la recarga, considerando limitaciones operativas reales como la pausa obligatoria de los conductores (45 minutos tras 4,5 horas de conducción). La potencia media de recarga asumida es de 720 kW, con picos de hasta 1 MW, lo que anticipa la futura implementación del estándar MCS (Megawatt Charging System). Este enfoque permite asegurar una espera promedio inferior a cinco minutos, manteniendo tasas de utilización que hacen económicamente viable la operación de las estaciones.

El modelo destaca también la importancia de criterios regulatorios como la propuesta europea AFIR (Alternative Fuels Infrastructure Regulation), que estipula la necesidad de disponer puntos de recarga en corredores estratégicos del transporte pesado. Además, demuestra que la estrategia basada en cobertura geográfica puede complementarse con mecanismos de optimización por demanda cuando se disponga de datos más desagregados.

2.3.4 CONSIDERACIONES COMUNES Y RETOS FUTUROS

Los estudios analizados coinciden en una serie de desafíos clave:

- Escalabilidad: La integración simultánea de redes eléctricas y de transporte requiere gran capacidad computacional y manejo de big data, especialmente para simulaciones a escala nacional.
- Incertidumbre: La evolución tecnológica de los vehículos eléctricos y los patrones de movilidad generan escenarios con alta incertidumbre, lo que exige modelos flexibles y adaptables.
- Diversidad de objetivos: Los modelos deben equilibrar objetivos conflictivos como coste mínimo, acceso universal, minimización de impacto en red eléctrica y satisfacción del usuario.
- Limitaciones de datos: A menudo, la falta de datos origen-destino o de perfiles de carga reales limita la capacidad predictiva de los modelos, especialmente en el caso de transporte pesado.

Los modelos de optimización aplicados a la planificación de infraestructuras de recarga están evolucionando hacia enfoques cada vez más integradores, dinámicos y sensibles al contexto operativo. La incorporación de variables técnicas, económicas y regulatorias en un marco de decisión multiobjetivo es esencial para garantizar que el despliegue de infraestructura sea eficiente, sostenible y resiliente ante los desafíos del transporte electrificado.

2.4 REVISIÓN DE ESTUDIOS PREVIOS: CASOS DE ÉXITO Y LECCIONES APRENDIDAS

La transición hacia un sistema de transporte basado en vehículos eléctricos requiere no solo mejoras tecnológicas en los vehículos, sino también un despliegue estratégico y eficiente de la infraestructura de recarga. Varios estudios recientes han abordado esta cuestión desde diferentes ángulos metodológicos y contextos geográficos, proporcionando valiosas lecciones para la planificación futura. A continuación, se analizan tres casos representativos que destacan por su enfoque innovador, aplicación realista y utilidad para la toma de decisiones.

2.4.1 CASO 1: AUSTRIA Y LA PLANIFICACIÓN DE INFRAESTRUCTURA DE COSTE MÍNIMO

El estudio desarrollado por Golab et al. (2022) se centra en la planificación de infraestructura de recarga rápida para vehículos eléctricos a lo largo de la red de carreteras de alta capacidad de Austria [2]. La principal aportación de este trabajo reside en su modelo de optimización orientado a minimizar los costes totales de inversión en infraestructura, considerando simultáneamente la ubicación y dimensionamiento óptimos de las estaciones de recarga.

Uno de los hallazgos más relevantes es que las mejoras tecnológicas en la autonomía de los vehículos tienen un impacto limitado en la reducción de los costes totales de infraestructura. Por el contrario, el aumento en la potencia de carga (por ejemplo, estaciones de 350 kW o más) puede reducir significativamente la inversión requerida, al disminuir los tiempos de recarga y, por ende, la necesidad de una alta densidad de puntos de carga. El estudio también realiza un análisis de sensibilidad que considera distintos escenarios para el año 2030, incluyendo variaciones en la cuota de mercado de los BEV, el crecimiento del tráfico y el desarrollo tecnológico.

Entre las lecciones aprendidas destaca la importancia de utilizar representaciones gráficas detalladas de la red vial y de integrar los flujos de tráfico para definir la demanda energética de forma granular. Además, se pone en evidencia que el enfoque de modelado debe ser lo suficientemente flexible como para adaptarse a las infraestructuras existentes, dado que muchos corredores ya cuentan con estaciones en operación que deben ser ampliadas y no reemplazadas.

2.4.2 CASO 2: ALEMANIA Y EL MODELO DE COBERTURA PARA CAMIONES ELÉCTRICOS

En un contexto distinto, Speth et al. (2022) desarrollaron un modelo de planificación de infraestructura de recarga pública para camiones eléctricos de gran tonelaje (HDV) en Alemania [3]. A diferencia del enfoque basado en la optimización de costes mínimos, este estudio adopta una estrategia de cobertura geográfica uniforme, inspirada en los requisitos regulatorios del reglamento europeo AFIR, que estipula la necesidad de estaciones de recarga cada 50 o 100 km en las principales rutas.

El modelo se basa en datos empíricos de tráfico pesado (más de 12 toneladas) y utiliza teoría de colas para dimensionar adecuadamente las estaciones, garantizando un tiempo de espera medio inferior a cinco minutos. Para una cuota del 15% de camiones eléctricos y una cobertura del 50% mediante infraestructura pública, el modelo requiere entre 142 y 267 estaciones, dependiendo del intervalo geográfico adoptado. Cada estación está equipada con entre 2 y 13 cargadores de alta potencia (hasta 1 MW), alineándose con los futuros estándares MCS.

Una de las principales lecciones de este trabajo es que, aunque no se obtiene una solución óptima en cuanto al número mínimo de estaciones, se garantiza una alta fiabilidad del servicio, aspecto crítico para operadores logísticos. Asimismo, el modelo demuestra que la planificación basada únicamente en puntos de alta demanda (enfoque orientado a demanda) puede ser inviable sin datos de alta resolución, lo que justifica el uso de modelos de cobertura como una solución pragmática y efectiva en escenarios de datos limitados.

2.4.3 CASO 3: REVISIÓN GENERAL DE ENFOQUES INTEGRADOS

Unterluggauer et al. (2022) ofrecen una revisión sistemática de modelos de optimización para infraestructuras de recarga, destacando la necesidad de enfoques que integren simultáneamente las redes de transporte y de distribución eléctrica [1]. Esta visión integrada es esencial para evitar cuellos de botella en la red eléctrica derivados de una planificación descoordinada con el crecimiento de la movilidad eléctrica.

El estudio identifica diversas tipologías de modelos: desde los basados en teoría de grafos y heurísticas (como algoritmos genéticos o enjambre de partículas), hasta los enfoques de programación lineal entera mixta (MILP), diseñados para capturar relaciones complejas entre múltiples subsistemas. Entre las conclusiones, se destaca que los modelos deben ser capaces de manejar incertidumbre, incorporar criterios económicos y técnicos, y permitir análisis de sensibilidad ante distintas proyecciones de demanda y evolución tecnológica.

Este trabajo subraya la necesidad de incluir externalidades como la disponibilidad de capacidad en la red eléctrica, los perfiles horarios de consumo y los costes de refuerzo de red, aspectos que son a menudo ignorados en modelos centrados únicamente en aspectos logísticos o espaciales.

2.4.4 CONCLUSIONES Y TRANSFERENCIA DE CONOCIMIENTO

A partir de los tres estudios analizados, pueden extraerse varias lecciones aplicables a futuras iniciativas de planificación:

- Flexibilidad metodológica: No existe un enfoque único óptimo. La selección del modelo debe considerar la disponibilidad de datos, el tipo de vehículo objetivo y los objetivos del proyecto (coste mínimo vs. cobertura geográfica).
- Importancia del contexto nacional: La estructura del parque vehicular, la red vial y las políticas regulatorias varían entre países. Por tanto, los modelos deben ser adaptados al contexto local.

- Escalabilidad y sostenibilidad: Los modelos exitosos tienden a ser escalables en el tiempo y a considerar la evolución tecnológica, especialmente en lo relativo a potencia de carga y autonomía.
- Incorporación de teoría de colas y modelos estocásticos: Especialmente en el caso del transporte pesado, estos enfoques permiten estimar de forma realista los niveles de servicio requeridos y las inversiones necesarias.

La revisión de estos casos ilustra que la planificación de infraestructura de recarga es un proceso que requiere una combinación de rigor técnico, sensibilidad a las condiciones locales y alineación con los objetivos de política pública. Las lecciones aprendidas de Austria y Alemania, así como los enfoques analizados en la literatura, constituyen una base sólida para el diseño de modelos más avanzados, como el desarrollado en el presente Trabajo de Fin de Máster.

Capítulo 3. FORMULACIÓN DEL MODELO DE OPTIMIZACIÓN

3.1 DEFINICIÓN DE CONJUNTOS

La formulación matemática del modelo de optimización para la planificación de estaciones de recarga rápida de vehículos eléctricos pesados se fundamenta en la estructuración rigurosa de sus elementos básicos. Entre estos, los conjuntos constituyen la piedra angular, ya que permiten representar de forma ordenada y sistemática las dimensiones clave del problema, facilitando la construcción de variables, parámetros y restricciones.

El presente modelo incorpora cuatro conjuntos principales que representan las tipologías de cargadores, los tipos de día o periodo, las horas del día y el horizonte temporal en años. Cada uno de estos conjuntos responde a un criterio lógico y operativo vinculado a la realidad del sistema de recarga que se pretende optimizar.

3.1.1 CONJUNTO I: TIPOS DE CARGADORES

$$i \in I = \{350, MCS\}$$

Ecuación 1. Conjunto I: Tipos de cargadores

Este conjunto representa los tipos de infraestructura de recarga considerados en el modelo, definidos por su potencia nominal:

- 350: Cargadores de alta potencia (350 kW), actualmente disponibles y operativos en el mercado. Son adecuados para flotas de vehículos pesados con necesidades de recarga frecuentes y tiempos de parada intermedios.

- MCS (Megawatt Charging System): Nueva generación de cargadores de muy alta potencia (hasta 1000 kW), orientados al transporte pesado de largo recorrido. Este tipo de cargador está sujeto a una condición de disponibilidad futura en el modelo, controlada mediante el parámetro T_{MCS}, que define el primer año a partir del cual se permite su instalación.

Este conjunto es esencial para capturar las diferencias tecnológicas, económicas y operativas entre ambas alternativas de recarga.

3.1.2 CONJUNTO T: TIPOS DE DÍA O PERIODO

$$t \in T = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$$

Ecuación 2. Conjunto T: Tipos de día o periodo

El conjunto T clasifica los distintos tipos de días dentro del año, diferenciando entre días laborables, fines de semana, festivos y periodos específicos como el mes de agosto. Esta distinción permite una representación más precisa de la variabilidad en la demanda de energía a lo largo del calendario. Los elementos son:

- 1: Día laborable estándar.
- 2: Sábado (no agosto).
- 3: Domingo o festivo (no agosto).
- 4: Día laborable en agosto.
- 5: Sábado de agosto.
- 6: Domingo o festivo de agosto.

Esta segmentación responde a la necesidad de modelar patrones de uso diferenciados en función de la estacionalidad y el comportamiento del transporte pesado, cuyo perfil de demanda varía notablemente entre días laborables y no laborables, así como en el mes vacacional de agosto.

3.1.3 CONJUNTO H: HORAS DEL DÍA

$$h \in H = \{0, 1, 2, \dots, 23\}$$

Ecuación 3. Conjunto H: Horas del día

El conjunto *H* recoge las 24 horas del día, permitiendo una desagregación horaria del comportamiento del sistema. Esta granularidad temporal es fundamental para modelar adecuadamente:

- La variación en la demanda de recarga a lo largo del día.
- La estructura tarifaria horaria de la electricidad (incluyendo peajes y cargos).
- La potencia contratada y sus condiciones de facturación por tramos.

La inclusión de esta dimensión horaria permite evaluar decisiones operativas con mayor precisión y realismo, facilitando estrategias de gestión energética como la contratación óptima de potencia o la programación de recargas en franjas de menor coste.

3.1.4 CONJUNTO Y: AÑOS DEL HORIZONTE DE PLANIFICACIÓN

$$y \in Y = \{2025, 2026, \dots, 2040\}$$

Ecuación 4. Conjunto Y: Años del horizonte de planificación

Este conjunto representa el horizonte temporal del modelo, estructurado en años calendario desde 2025 hasta 2040. La planificación a largo plazo es crucial en este tipo de proyectos, dado que las inversiones en infraestructura eléctrica tienen un horizonte de recuperación de capital prolongado, y las decisiones adoptadas en un año afectan de manera acumulativa al sistema en los años siguientes.

Dentro de este conjunto se definen múltiples aspectos dinámicos del modelo:

- Evolución de la demanda energética.
- Acumulación de cargadores instalados.
- Disponibilidad futura de tecnologías (como MCS).

- Costes proyectados de electricidad, operación y mantenimiento.

La formulación secuencial de los años también permite imponer restricciones de crecimiento y continuidad, como la condición de que el número de cargadores instalados no disminuya respecto al año anterior.

3.2 DEFINICIÓN DE PARÁMETROS

La correcta formulación de un modelo de optimización requiere no solo la definición de los conjuntos y variables, sino también la especificación de los parámetros que representan los datos del entorno físico, económico y operativo del problema. Estos parámetros encapsulan las características técnicas de los cargadores, los costes asociados a la instalación y operación de la infraestructura, las condiciones tarifarias del sistema eléctrico, así como la evolución de la demanda energética a lo largo del horizonte temporal considerado.

A continuación, se describen los parámetros empleados en el modelo, clasificados en función de su naturaleza y función dentro del sistema.

3.2.1 PARÁMETROS TÉCNICOS DE LOS CARGADORES

- P_i: Potencia nominal de cada cargador de tipo i [kW]. Define la capacidad de entrega energética por unidad de cargador instalada y es clave para calcular tanto la energía potencialmente suministrada como la potencia contratada necesaria.
- η_i: Eficiencia del proceso de recarga del tipo de cargador i. Permite ajustar la energía teóricamente disponible según las pérdidas asociadas a la conversión y al sistema de carga. Valores menores a 1 reflejan pérdidas energéticas inherentes al proceso.

3.2.2 PARÁMETROS ECONÓMICOS ASOCIADOS A LA INFRAESTRUCTURA

- c_i: Coste anualizado (anualidad) de inversión por cargador de tipo *i* [€/año]. Representa el coste de capital transformado en pagos anuales constantes, considerando vida útil y tasa de descuento.
- c_om_i: Coste anual de operación y mantenimiento de un cargador de tipo *i* [€/año]. Incluye gastos recurrentes de servicio técnico, reemplazos menores, inspecciones y actualizaciones de software.

3.2.3 PARÁMETROS TARIFARIOS DEL SISTEMA ELÉCTRICO

- $c_e_{t,h}$: Coste total de la electricidad por periodo *t* y hora *h* [€/kWh]. Es la suma de:
  - $c_electricidad$: Precio base de la energía eléctrica en el mercado mayorista, obtenido de OMIP.
  - $c_peajes_{t,h}$: Costes regulados por uso de la red eléctrica (tarifa 6.1 TDVE).
  - $c_cargos_{t,h}$: Cargos adicionales establecidos por el regulador (tarifa 6.1 TDVE).
- $c_p_{t,h}$: Coste equivalente de la potencia contratada [€/kW-h] en el periodo *t* a la hora *h.* Este parámetro es fundamental para modelar el impacto económico de las decisiones de contratación de potencia en función de la demanda horaria.

3.2.4 PARÁMETROS DE DEMANDA

- $D_{y,t,h}$: Demanda total de energía a recargar en el periodo *t*, hora *h* y año *y* [kWh]. Este parámetro actúa como un requerimiento mínimo que debe ser satisfecho por el sistema mediante la combinación de cargadores disponibles.
- d_t: Número de días representativos de cada tipo de periodo *t* a lo largo del año. Se emplea para escalar resultados horarios a magnitudes anuales y ponderar adecuadamente la contribución de cada tipo de día.

- δ_t: Incremento de tiempo [h]. Normalmente igual a 1 h, convierte la potencia contratada en una magnitud energética cuando se multiplica por su duración.

3.2.5 PARÁMETROS DE POLÍTICA Y RESTRICCIONES TECNOLÓGICAS

- T_{MCS}: Año a partir del cual se permite la instalación de cargadores del tipo MCS. Este parámetro introduce una restricción tecnológica temporal en el modelo, reflejando la madurez del mercado o las condiciones regulatorias previstas.
- $p_recarga_i$: Precio que paga el usuario final por cada kWh suministrado por un cargador del tipo i [€/kWh]. Este valor afecta directamente a los ingresos del sistema y, por tanto, a la función objetivo de maximización del beneficio.
- $consumo_cargadores_i$: Porcentaje de la energía total consumida atribuible a los cargadores de tipo i. Este parámetro permite asignar de manera proporcional el consumo entre distintas tecnologías cuando se busca controlar la participación relativa de cada una.

3.3 DEFINICIÓN DE VARIABLES DE DECISIÓN

Las variables de decisión constituyen el núcleo activo del modelo de optimización, al representar las decisiones que pueden ser modificadas por el algoritmo para maximizar el beneficio total del sistema. En el contexto de la planificación de infraestructuras de recarga rápida para vehículos eléctricos pesados, estas decisiones se articulan principalmente en torno a tres ejes fundamentales:

1. La expansión anual de la infraestructura.
2. La energía suministrada a lo largo del tiempo.
3. La potencia eléctrica contratada por la estación.

Las variables definidas en el modelo son las siguientes:

- $x_{i,y}$: Número de cargadores instalados de tipo *i* en el año *y*. Esta variable entera representa la nueva capacidad de carga que se incorpora al sistema en cada año del horizonte de planificación. Diferencia entre tecnologías (cargadores de 350 kW y MCS de hasta 1000 kW) y permite capturar decisiones de expansión progresiva de la infraestructura.
- $S_{i,y}$: Instalación acumulada de cargadores de tipo *i* en el año *y*. Esta variable refleja el número total de cargadores instalados hasta el año *y*, incluyendo los que se hayan desplegado en años anteriores.
- $E_{i,y,t,h}$: Energía consumida en cargadores de tipo *i* en el periodo *t*, hora *h* y año *y* [kWh]. Esta variable continua representa la energía efectivamente suministrada a los vehículos eléctricos por cada tipo de cargador. Se desagrega temporalmente por tipo de día, hora y año, permitiendo un análisis granular del comportamiento operativo de la estación.
- $P_contratada_{y,t,h}$: Potencia contratada a la hora *h*, en el periodo *t*, en el año *y* [kW]. Esta variable define la potencia máxima que la estación tiene contratada con la distribuidora eléctrica para operar en cada franja horaria del año. La potencia contratada condiciona directamente la facturación del término fijo en la tarifa eléctrica, por lo que su correcta optimización resulta crítica desde el punto de vista económico.

3.4 ESCENARIO 1: MINIMIZACIÓN DEL COSTE TOTAL DEL SISTEMA

3.4.1 FUNCIÓN OBJETIVO

En el Escenario 1 del modelo de optimización, el objetivo principal es minimizar el coste total del sistema de recarga rápida para vehículos eléctricos pesados a lo largo del horizonte temporal considerado. Este enfoque responde a un planteamiento económico de eficiencia, en el que se busca determinar la configuración óptima de infraestructura y operación que suponga el menor gasto posible para la entidad encargada de desplegar y gestionar la estación de recarga.

La función objetivo se formaliza como sigue:

$$\min Z = \sum_{i\in I}\sum_{y\in Y}\left[S_{i,y}\cdot(c_i + c_om_i)\right] + \sum_{y\in Y}\sum_{t\in T}\sum_{h\in H}\left[d_t\cdot\left(c_e_{t,h}\cdot E_{y,t,h} + c_p_{t,h}\cdot P_contratada_{y,t,h}\cdot\delta_t\right)\right]$$

Ecuación 5. Función objetivo Escenario 1

3.4.1.1 Componentes de la función objetivo

3.4.1.1.1 Coste anualizado de infraestructura: instalación y mantenimiento

$$\sum_{i\in I}\sum_{y\in Y}\left[S_{i,y}\cdot(c_i + c_om_i)\right]$$

Ecuación 6. Coste anualizado de infraestructura

Este primer término representa el coste asociado a la existencia acumulada de cargadores a lo largo de los años. Incluye:

- c_i: Coste anual equivalente de inversión (anualidad) para un cargador de tipo i, calculado en función de la vida útil del equipo y una tasa de descuento.
- c_om_i: Coste anual de operación y mantenimiento por unidad, incluyendo inspecciones, reparaciones y servicios técnicos.

La variable $S_{i,y}$ denota el número acumulado de cargadores de tipo i en operación en el año y. Al multiplicar este número por los costes unitarios, se obtiene el gasto anual recurrente por infraestructura instalada.

Este término permite que el modelo penalice sobredimensionamientos innecesarios y promueva un despliegue progresivo de equipos, ajustado a las necesidades reales de recarga.

3.4.1.1.2 Costes variables de operación: energía y potencia contratada

$$\sum_{y \in Y} \sum_{t \in T} \sum_{h \in H} \left[d_t \cdot \left(c_e_{t,h} \cdot E_{y,t,h} + c_p_{t,h} \cdot P_contratada_{y,t,h} \cdot \delta_t \right) \right]$$

Ecuación 7. Costes variables de operación

Este segundo componente representa los costes operativos derivados del consumo eléctrico del sistema. Se compone a su vez de dos subcomponentes:

- Coste de la energía consumida:

  $$c_e_{t,h} \cdot E_{y,t,h}$$

  - $c_e_{t,h}$: coste total del kWh consumido (suma del precio base de la electricidad, peajes y cargos regulados).
  - $E_{y,t,h}$: energía suministrada por cargadores de tipo *i* en cada hora, tipo de día y año.
- Coste de la potencia contratada:

  $$c_p_{t,h} \cdot P_contratada_{y,t,h} \cdot \delta_t$$

  Refleja el gasto fijo por disponer de una determinada capacidad de potencia en cada franja horaria, multiplicado por un factor de conversión horario δ_t (usualmente igual a 1 h).

Ambos términos se ponderan por d_t, que representa el número de días del año correspondientes a cada tipo de periodo *t*, permitiendo así escalar el cálculo desde una estructura diaria horaria hasta el total anual.

3.4.1.2 Justificación del enfoque

Este planteamiento de minimización de costes refleja fielmente la lógica de inversión y operación real de una estación de recarga para transporte pesado, en la que los dos grandes centros de coste son:

- La infraestructura física, cuyo despliegue requiere fuertes inversiones iniciales, con horizontes de recuperación a largo plazo.
- El consumo eléctrico, que representa el gasto operativo más sensible, sujeto además a variaciones horarias y regulatorias.

El modelo, al integrar ambos componentes en una única función objetivo, permite evaluar de forma conjunta decisiones estratégicas (número y tipo de cargadores a instalar cada año) y operativas (cantidad de energía a suministrar y potencia a contratar en cada periodo), manteniendo el equilibrio entre coste y capacidad de servicio.

3.4.1.3 Consideraciones clave

- El modelo no incluye ingresos por recarga ni beneficios netos, dado que el objetivo de este escenario es minimizar el coste total desde una perspectiva de eficiencia operativa.
- La optimización se desagrega horaria y temporalmente, capturando la complejidad real de las tarifas eléctricas y del perfil de demanda.
- El uso de anualidades para la inversión permite una comparación homogénea entre tecnologías con diferentes costes y horizontes de amortización.

La función objetivo del Escenario 1 proporciona una base sólida para identificar la configuración de infraestructura más económica y eficiente, teniendo en cuenta la variabilidad temporal del sistema y las restricciones impuestas por la red eléctrica y la demanda. Esta perspectiva centrada en el coste mínimo es especialmente útil en contextos donde se prioriza la viabilidad económica de las inversiones públicas o privadas en estaciones de recarga de alta potencia.

3.4.2 RESTRICCIONES DE INSTALACIÓN Y OPERACIÓN

El correcto funcionamiento del modelo de optimización bajo el Escenario 1 requiere la incorporación de un conjunto de restricciones técnicas, económicas y regulatorias que aseguren la viabilidad, coherencia y realismo de las soluciones obtenidas. Estas restricciones actúan como condiciones necesarias que deben cumplirse en todo momento a lo largo del

horizonte temporal, garantizando que las decisiones tomadas —tanto sobre instalación como sobre operación— respeten las capacidades físicas del sistema y las normativas del mercado eléctrico.

A continuación, se detallan las restricciones clave del modelo, clasificadas por su naturaleza.

3.4.2.1 Restricciones de cobertura de la demanda

3.4.2.1.1 Capacidad instalada suficiente para satisfacer la demanda

$$\sum_{i \in I} \eta_i \cdot S_{i,y} \cdot P_i \cdot \delta_t \geq D_{y,t,h} \qquad \forall y, t, h$$

Ecuación 8. Restricción de capacidad instalada suficiente para satisfacer la demanda

Esta restricción asegura que la infraestructura disponible (ajustada por eficiencia y potencia nominal de cada cargador) es capaz de satisfacer, en cada instante, la demanda total de energía requerida. Se impide, por tanto, que el sistema subdimensione la capacidad instalada.

3.4.2.1.2 Energía suministrada igual a la demanda

$$E_{y,t,h} = D_{y,t,h} \qquad \forall y, t, h$$

Ecuación 9. Restricción de energía suministrada igual a la demanda

Este límite evita la asignación nula de energía en la planificación operativa. La cantidad de energía suministrada por el sistema debe ser igual a la demanda real prevista en cada franja horaria.

3.4.2.2 Restricciones tecnológicas

3.4.2.2.1 Disponibilidad tecnológica del MCS

$$x_{y,i=MCS} = 0. \qquad \forall y \mid y < T_MCS$$

Ecuación 10. Restricción de disponibilidad tecnológica del MCS

Esta condición impide la instalación de cargadores tipo MCS (Megawatt Charging System) antes de un año determinado T_{MCS}, reflejando una restricción de tipo tecnológico o regulatorio. Es relevante en escenarios donde dicha tecnología aún no está disponible comercialmente.

3.4.2.3 Restricciones sobre la potencia contratada

3.4.2.3.1 La potencia contratada debe cubrir al menos la potencia instalada

$$\sum_{i \in I} P_i \cdot S_{i,y} \geq P_contratada_{h,t,y} \qquad \forall y, t, h$$

Ecuación 11. Restricción de que la potencia contratada debe cubrir al menos la potencia instalada

Esta condición garantiza que la capacidad contratada con la distribuidora eléctrica es suficiente para activar todos los cargadores instalados en caso necesario.

3.4.2.3.2 La potencia contratada debe cubrir la demanda puntual

$$\sum_{i \in I} P_i \cdot S_{i,y} \geq P_contratada_{h,t,y} \qquad \forall y, t, h$$

Ecuación 12. Restricción de que la potencia contratada debe cubrir al menos la potencia instalada

Esta condición garantiza que la capacidad contratada con la distribuidora eléctrica es suficiente para activar todos los cargadores instalados en caso necesario.

3.4.2.3.3 Igualación horaria por tramos tarifarios

Para cumplir con los requisitos de facturación eléctrica en España, ciertas horas del día deben compartir el mismo valor de potencia contratada. Por ejemplo:

$$P_contratada_{t,y,h=0} = P_contratada_{t,y,h=1} = \cdots = P_contratada_{t,y,h=7} \qquad \forall y, t$$

Ecuación 13. Restricción de igualación horaria por tramos tarifarios

Y así sucesivamente para otros bloques horarios definidos por la normativa (según BOE y CNMC) [4]. Esta agrupación refleja las bandas tarifarias con facturación homogénea.

3.4.2.3.4 Orden creciente de tramos de potencia contratada

$$P_contratada_{t,y,h=0} \geq P_{contratada_{t,y,h=8}} \geq P_{contratada_{t,y,h=9}} \qquad \forall y, t$$

Ecuación 14. Restricción de orden creciente de tramos de potencia contratada

Esta estructura impone una jerarquía tarifaria descendente, en la que los bloques horarios más caros deben tener igual o mayor potencia contratada que los bloques más económicos, de acuerdo con las normas de facturación regulada [5].

3.4.2.4 Restricciones de evolución de la infraestructura

3.4.2.4.1 Evolución acumulativa de los cargadores

$$S_{i,y} = S_{i,y-1} + x_{i,y} \qquad \forall i, y$$

Ecuación 15. Restricción de evolución acumulativa de los cargadores

Los cargadores instalados se acumulan año tras año. No se permite la desinstalación o reducción del número de cargadores, lo cual refleja una visión a largo plazo basada en el crecimiento sostenido de la infraestructura.

3.4.2.4.2 Condición inicial

$$S_{i,y=2025} = 0 \qquad \forall i$$

Ecuación 16. Restricción de condición inicial

El modelo parte de una situación inicial sin infraestructura instalada, suponiendo una nueva estación de recarga cuya planificación comienza en 2025.

3.4.2.5 Restricciones de no negatividad

3.4.2.5.1 No negatividad de variables de decisión

$$x_{i,y} \geq 0, \qquad S_{i,y} \geq 0 \qquad \forall i, y$$

Ecuación 17. Restricción de no negatividad de variables de decisión

Se asegura que tanto las instalaciones anuales como las acumuladas de cargadores tomen valores realistas y físicamente posibles. Los cargadores no pueden ser desinstalados ni tomar valores negativos.

3.5 ESCENARIO 2: MAXIMIZACIÓN DEL BENEFICIO TOTAL DEL SISTEMA

3.5.1 FUNCIÓN OBJETIVO

El Escenario 2 del modelo de optimización plantea una estrategia distinta respecto al Escenario 1: en lugar de minimizar el coste total de la infraestructura y la operación, el objetivo es maximizar el beneficio económico neto de la estación de recarga a lo largo del horizonte temporal. Este planteamiento resulta especialmente útil para operadores privados o públicos que buscan evaluar la rentabilidad del sistema, considerando los ingresos derivados de la venta de energía, así como todos los costes incurridos.

La función objetivo se formaliza como:

$$\max Z = \sum_{i\in I}\sum_{t\in T}\sum_{h\in H}\sum_{y\in Y}\left(d_t \cdot p_recarga_i \cdot E_{i,t,h,y}\right) - \sum_{i\in I}\sum_{y\in Y}\left[S_{i,y}\cdot\left(c_i + c_{om_i}\right)\right]$$
$$- \sum_{y\in Y}\sum_{t\in T}\sum_{h\in H}\left[d_t \cdot \left(c_e_{t,h}\cdot E_{y,t,h} + c_p_{t,h}\cdot P_contratada_{y,t,h}\cdot \delta_t\right)\right]$$

Ecuación 18. Función objetivo Escenario 2

Esta estructura representa de manera explícita un balance económico neto, en el que:

- Los ingresos provienen de la energía suministrada a los usuarios, multiplicada por un precio de recarga específico por tipo de cargador ($p_recarga_i$).
- Los costes (ya explicados en el escenario 1) se desglosan en:
  - Costes de capital y operación de los cargadores.
  - Costes variables de electricidad y potencia contratada.

Al ser una función de maximización, el modelo tenderá a instalar y operar una cantidad de cargadores que permita alcanzar un volumen de recargas rentable, siempre y cuando los ingresos superen a los costes asociados.

3.5.1.1 Fundamentos y enfoque

La formulación del Escenario 2 introduce un cambio conceptual importante respecto al Escenario 1. Mientras que la minimización de costes busca eficiencia bajo una demanda conocida, la maximización de beneficios incentiva una asignación estratégica de recursos enfocada en la rentabilidad del sistema, evaluando qué niveles de inversión e infraestructura permiten obtener un retorno económico óptimo.

Este enfoque es adecuado para:

- Evaluar la viabilidad económica de diferentes tecnologías de recarga (e.g., comparando cargadores de 350 kW y MCS).
- Analizar el impacto de cambios en los precios de recarga o tarifas eléctricas.

- Realizar estudios de sensibilidad ante variaciones en la demanda, los costes energéticos o las políticas de subvenciones.

Además, el uso de un parámetro específico por tipo de cargador ($p_recarga_i$) permite modelar escenarios con distintas estrategias tarifarias, diferenciando, por ejemplo, entre precios promocionales para cargas rápidas y precios premium para recargas ultrarrápidas (MCS).

3.5.1.2 Consideraciones adicionales

- El modelo parte de la premisa de que toda la energía demandada puede ser comercializada al precio $p_recarga_i$, sin restricciones de aceptación por parte del usuario final.
- No se contempla explícitamente el margen comercial (diferencia entre precio de compra y venta de electricidad), ya que este queda implícito en la comparación entre ingresos por recarga y costes eléctricos.
- La maximización del beneficio total no garantiza el servicio completo de la demanda si esta no resulta rentable, lo que puede dar lugar a soluciones en las que se sacrifica cobertura para proteger la rentabilidad.

3.5.2 RESTRICCIONES DE INSTALACIÓN Y OPERACIÓN

En el contexto del Escenario 2, el modelo mantiene la mayoría de las restricciones estructurales ya descritas para el Escenario 1, relativas a la instalación progresiva de infraestructura, la cobertura mínima de potencia, la evolución tecnológica, y las condiciones tarifarias. Sin embargo, se introduce una modificación clave que afecta a la lógica operativa del sistema: la cobertura de la demanda deja de ser obligatoria en todas las horas del horizonte temporal.

3.5.2.1 Relajación de la restricción de cobertura obligatoria de la demanda

En el Escenario 1, se imponía una restricción que obligaba al sistema a igualar estrictamente la demanda estimada en cada franja horaria [*Ecuación 9*]. Este planteamiento

garantizaba un nivel de servicio completo, sin permitir que parte de la demanda quedase insatisfecha, independientemente del coste que ello supusiera.

En cambio, en el Escenario 2, dicha restricción se relaja, adoptando ahora la forma:

$$E_{y,t,h} \leq D_{y,t,h} \qquad \forall y, t, h$$

Ecuación 19. Restricción de cobertura no obligatoria de la demanda

Esta nueva formulación indica que la energía suministrada por el sistema puede ser inferior a la demanda prevista, aunque nunca superior. En otras palabras, se permite que en ciertos momentos del día o del año el sistema opte por no cubrir completamente la demanda, si hacerlo no resulta económicamente rentable en el marco de la función objetivo centrada en la maximización del beneficio total.

Este cambio conceptual dota al modelo de mayor flexibilidad, permitiéndole priorizar decisiones económicamente óptimas frente a la obligación de un servicio pleno. La lógica detrás de esta decisión es clara: en un entorno competitivo o de inversión privada, puede ser más racional no atender ciertas franjas horarias de baja rentabilidad si el coste marginal de atender esa demanda supera el ingreso que esta genera.

3.5.2.2 Implicaciones del cambio

- Mayor selectividad operativa: el modelo puede decidir no suministrar energía en ciertos periodos si la combinación entre tarifa eléctrica elevada y baja tarifa de recarga hace inviable el servicio.
- Ajuste a la rentabilidad: se priorizan los bloques horarios y tecnológicos con mayor margen económico, concentrando los recursos donde se maximiza el retorno.
- Compromiso con la eficiencia económica: se acepta implícitamente un nivel de servicio inferior al 100%, alineando la operación con principios de rentabilidad empresarial.

3.5.2.3 Restricciones mantenidas respecto al Escenario 1

El resto de las restricciones estructurales del modelo se mantienen sin cambios respecto al Escenario 1, e incluyen:

- Restricciones de evolución acumulativa de cargadores [*Ecuación 15*] [*Ecuación 16*].
- Límite mínimo de potencia contratada respecto a la instalada [*Ecuación 11*] [*Ecuación 12*].
- Condiciones de disponibilidad tecnológica (ej. cargadores MCS a partir de cierto año) [*Ecuación 10*].
- Igualación horaria y orden jerárquico de potencia contratada según tramos tarifarios [*Ecuación 13*] [*Ecuación 14*].
- Condiciones de no negatividad para las variables de decisión [*Ecuación 17*].

Estas restricciones ya han sido explicadas en detalle en el Escenario 1 y conservan plena validez dentro del nuevo enfoque de optimización.

3.6 ESCENARIO 3: MAXIMIZACIÓN DEL BENEFICIO TOTAL DEL SISTEMA REGULANDO EL CONSUMO ENERGÉTICO POR TIPO DE CARGADOR

3.6.1 FUNCIÓN OBJETIVO

En el Escenario 3, la función objetivo mantiene el mismo planteamiento general que en el Escenario 2: se busca maximizar el beneficio total del sistema de recarga para vehículos eléctricos pesados, considerando los ingresos obtenidos por las recargas y descontando todos los costes operativos y de inversión asociados al sistema. Por tanto, los componentes fundamentales de la función —como los ingresos por recarga, el coste de los cargadores, el coste de la electricidad y el coste de la potencia contratada— se mantienen sin cambios respecto al escenario anterior.

3.6.2 RESTRICCIONES DE INSTALACIÓN Y OPERACIÓN

El modelo de optimización del Escenario 3 comparte con los Escenarios 1 y 2 la mayor parte de sus restricciones estructurales y operativas. Por tanto, se mantienen sin modificaciones las siguientes condiciones:

- Restricciones sobre la cobertura de la demanda (igual al Escenario 2) [*Ecuación 19*].
- Evolución acumulativa de cargadores [*Ecuación 15*] [*Ecuación 16*].
- Potencia contratada mínima [*Ecuación 11*] [*Ecuación 12*].
- Disponibilidad tecnológica del MCS [*Ecuación 10*].
- Igualación horaria de la potencia contratada y jerarquía entre bloques tarifarios [*Ecuación 13*] [*Ecuación 14*].
- No negatividad y condición inicial de instalación [*Ecuación 17*].

Estas restricciones ya fueron descritas y explicadas con detalle en los Escenarios 1 y 2.

3.6.2.1 Restricción específica del Escenario 3: regulación del consumo energético por tipo de cargador

La novedad principal del Escenario 3 reside en la incorporación de una restricción adicional que impone una distribución específica del consumo energético anual entre los diferentes tipos de cargadores, condicionada por un parámetro externo de planificación denominado:

$$consumo_cargadores_i$$

Este parámetro expresa el porcentaje objetivo de participación de cada tecnología de recarga en el consumo energético total del sistema. Esto refleja que la demanda no es completamente indiferente al tipo de cargador, y puede mostrar una preferencia por determinadas tecnologías —como el MCS—, lo que puede interpretarse también como un

mecanismo regulatorio o de incentivo orientado a promover su uso según criterios estratégicos, técnicos o ambientales.

La restricción se aplica a partir del año en que se permite la instalación del cargador MCS (T_{MCS}) y se formula del siguiente modo para el cargador de 350 kW:

$$\sum_{t\in T}\sum_{h\in H} E_{i=350,y,t,h} = consumo_cargadores_{i=350} \cdot \sum_{i\in I}\sum_{t\in T}\sum_{h\in H} E_{i,y,t,h} \qquad \forall y \mid y > T_{MCS}$$

Ecuación 20. Restricción de regulación del consumo energético por tipo de cargador

Esta igualdad fuerza al modelo a distribuir el consumo anual de energía de forma que el porcentaje consumido por los cargadores de 350 kW coincida con el valor especificado en el parámetro correspondiente. Por derivación, el consumo de los cargadores MCS ($i = MCS$) también queda indirectamente definido, ya que la suma debe dar el total.

3.6.2.1.1 Fundamento e implicaciones de esta restricción

Esta condición introduce una dimensión estratégica o regulatoria al problema, permitiendo modelar escenarios en los que:

- Se desea fomentar progresivamente el uso de tecnologías de mayor potencia como el MCS, por su capacidad de reducir tiempos de recarga y mejorar la eficiencia energética.
- Se pretende limitar el uso de tecnologías más extendidas, pero menos avanzadas para favorecer la transición tecnológica o mitigar impactos en la red.
- Se simulan políticas públicas, subsidios o requisitos normativos que imponen cuotas tecnológicas mínimas o máximas.

Desde el punto de vista del modelo, esta restricción limita el espacio factible de soluciones, ya que condiciona el reparto del servicio energético, lo cual puede afectar tanto a la elección de tecnologías como al volumen de ingresos y costes. En consecuencia, puede tener un impacto significativo sobre el beneficio total obtenido, al imponer una prioridad de uso que no siempre coincide con la rentabilidad máxima.

Capítulo 4. DESCRIPCIÓN DEL CASO DE ESTUDIO

4.1 INTRODUCCIÓN

El presente capítulo tiene como objetivo fundamental la descripción detallada del caso de estudio sobre el cual se aplica el modelo de optimización desarrollado en los capítulos anteriores. En concreto, se aborda la recopilación, análisis y tratamiento de los datos de entrada necesarios para la definición precisa de los parámetros que alimentan el modelo.

Dado que la calidad y representatividad de los resultados del modelo dependen directamente de la fiabilidad de los datos empleados, este apartado adquiere una relevancia central dentro del trabajo. Aquí se definen aspectos como la localización de la estación de recarga, el horizonte temporal considerado, las características tecnológicas de los cargadores, las tarifas eléctricas aplicables, la evolución prevista de la demanda, y otras variables exógenas esenciales para construir una representación realista del entorno de operación.

El análisis se estructura en secciones específicas según el tipo de parámetro que se pretenda definir —económico, técnico o de demanda—, y se apoya en fuentes oficiales, datos históricos y supuestos razonables derivados del contexto tecnológico y regulatorio actual. Asimismo, se describe la metodología empleada para el tratamiento y normalización de los datos, con el fin de garantizar su compatibilidad con la formulación matemática del modelo.

Este capítulo establece el puente entre el modelo teórico de optimización y su aplicación práctica a un entorno concreto, proporcionando el contexto cuantitativo necesario para la obtención de resultados válidos, comparables y extrapolables.

4.2 PARÁMETROS ECONÓMICOS

4.2.1 COSTE (ANUALIDAD) DE LOS CARGADORES

Uno de los parámetros fundamentales para la formulación del modelo de optimización es el coste anualizado de inversión de los equipos de recarga, el cual permite distribuir el coste de adquisición e instalación de los cargadores a lo largo de su vida útil. Esta estrategia responde a la lógica de cálculo de anualidades equivalentes, una técnica ampliamente utilizada en análisis económico-financiero para facilitar la comparación de activos con distintos horizontes temporales de recuperación.

4.2.1.1 Cálculo de la anualidad

La anualidad se calcula utilizando la fórmula del valor equivalente anual (EAC, por sus siglas en inglés):

$$EAC = \frac{P \cdot r}{1 - (1 + r)^{-n}}$$

Ecuación 21. Fórmula del valor equivalente anual (EAC)

Donde:

- P: coste de inversión inicial del cargador.
- r: tasa de interés o descuento.
- n: vida útil del equipo (en años).

Este enfoque permite transformar un coste único de adquisición en una serie de pagos anuales constantes, lo que resulta más coherente con la formulación temporal del modelo, que opera en términos anuales.

4.2.1.2 Datos utilizados y resultados

Según [6], los costes de inversión inicial para los dos tipos de cargadores considerados son:

- Cargador de 350 kW: 231.700 €
- Cargador MCS (1000 kW): 615.800 €

Por otro lado, se estiman los siguientes parámetros económicos para el cálculo:

- Tasa de interés (r): 12% anual
- Vida útil (n): 10 años

Aplicando la fórmula mencionada, se obtienen las siguientes anualidades:

Tipo de cargador	Coste inicial [€]	Anualidad [€]
350 kW	231.700 €	41.007,23 €
MCS (1000 kW)	615.800 €	108.986.85 €

Tabla 2. Coste (anualidad) de los cargadores

Estos valores representan el coste fijo anual que el modelo asume por cada unidad de cargador instalada, permitiendo incorporar el componente de inversión en la función objetivo de forma compatible con los demás costes operativos (también expresados anualmente). Además, estos costes son bastante proporcionales a la potencia del cargador, sin que se observen economías de escala significativas, lo que implica que instalar cargadores más potentes no necesariamente reduce el coste por kW instalado.

4.2.1.3 Justificación metodológica

El uso de la anualidad como medida de coste de inversión es especialmente apropiado en contextos de planificación a largo plazo, como el presente caso de estudio. Permite:

- Evitar distorsiones por diferencias en la vida útil de los equipos.
- Comparar tecnologías en términos de su carga financiera anual.
- Modelar escenarios con presupuestos recurrentes o restricciones anuales de gasto.

Además, al considerar una tasa de interés del 12%, el modelo introduce un criterio conservador que refleja adecuadamente el coste del capital en entornos de inversión en infraestructura tecnológica intensiva.

4.2.2 COSTE DE OPERACIÓN Y MANTENIMIENTO DE LOS CARGADORES

Además de los costes de inversión, la planificación económica de una infraestructura de recarga requiere considerar los costes recurrentes asociados a la operación y mantenimiento (O&M) de los equipos instalados. Estos costes representan los gastos necesarios para asegurar la disponibilidad, fiabilidad y vida útil de los cargadores a lo largo del tiempo, y son un componente clave en el análisis de sostenibilidad financiera del sistema.

4.2.2.1 Concepto y alcance del coste O&M

El coste de operación y mantenimiento incluye:

- Mantenimiento preventivo: inspecciones periódicas, limpieza, verificación de conexiones, comprobación de software y calibración de sistemas.
- Mantenimiento correctivo: reparación de averías o sustitución de componentes tras fallos.
- Costes operativos indirectos: gestión técnica, seguros de equipos, soporte técnico, y otros servicios relacionados con el funcionamiento continuo del sistema.

Estos costes se expresan como una cuota anual por cargador, y son directamente proporcionales al número total de unidades instaladas por tipo de tecnología.

4.2.2.2 Datos de referencia y resultados

Según [6], se obtienen los siguientes costes anuales por unidad:

Tipo de cargador	Coste O&M anual [€]
350 kW	2.040 €
MCS (1000 kW)	5.300 €

Tabla 3. Coste de O&M de los cargadores

La diferencia entre ambos costes refleja las mayores exigencias técnicas y de robustez que requieren los cargadores MCS, dada su mayor potencia, complejidad de componentes y criticidad operativa.

4.2.3 COSTE DE LA ELECTRICIDAD

El coste de la electricidad representa uno de los componentes más relevantes en la operación de una estación de recarga de vehículos eléctricos pesados. Dada su influencia directa sobre la rentabilidad y la sostenibilidad económica del sistema, este parámetro se modela con alto nivel de detalle en el presente trabajo.

El cálculo del coste horario de la electricidad se ha realizado integrando tres componentes fundamentales:

- Coste base del mercado eléctrico (energía)
- Costes regulados por peajes de acceso
- Cargos del sistema eléctrico

Cada uno de estos elementos varía en función del tramo horario y del tipo de día, y se ha obtenido a partir de tarifas oficiales publicadas por la CNMC y los comercializadores para consumidores con la tarifa 6.1TDVE [7], aplicable a estaciones de recarga.

4.2.3.1 Coste de la energía eléctrica

El coste base o precio de adquisición de energía se ha fijado en 0,05566 €/kWh, de acuerdo con el valor medio de mercado disponible en el OMIP [8] (valor de futuro del año 2026). Este valor representa el precio pagado por el operador de la estación para adquirir energía en el mercado mayorista, sin incluir costes adicionales.

4.2.3.2 Peajes de acceso

Los peajes de acceso corresponden a tarifas reguladas que remuneran el uso de las redes de transporte y distribución. En el modelo, se han desagregado por tramo horario y tipo de día (laborable, fin de semana o festivo), según la tarifa 6.1TDVE [7]. Por ejemplo, en horas de menor demanda, los peajes pueden ser tan bajos como 0,000174 €/kWh.

4.2.3.3 Cargos del sistema

Los cargos representan costes regulados destinados a cubrir partidas como el déficit tarifario, las primas a las energías renovables o la financiación del bono social. Al igual que los peajes, se han incorporado según su valor horario y diario, a partir de la tarifa 6.0TDVE [7]. Un valor representativo de estos cargos para horarios valle es de 0,004451 €/kWh.

4.2.3.4 Cálculo del coste total por hora

El coste total de la electricidad por franja horaria, expresado como $c_e_{t,h}$, se ha obtenido mediante la suma directa de los tres componentes anteriores:

$$c_e_{t,h} = c_electricidad + c_peajes_{t,h} + c_cargos_{t,h}$$

Ecuación 22. Cálculo del coste de la electricidad

Un ejemplo típico para un día tipo 1 a las 00:00 h es:

- Coste base: 0,05566 €/kWh
- Peaje: 0,000174 €/kWh
- Cargo: 0,004451 €/kWh
- Coste total: 0,060285 €/kWh

A continuación, se muestra el coste total desglosado de la electricidad por hora para cada tipo de día:

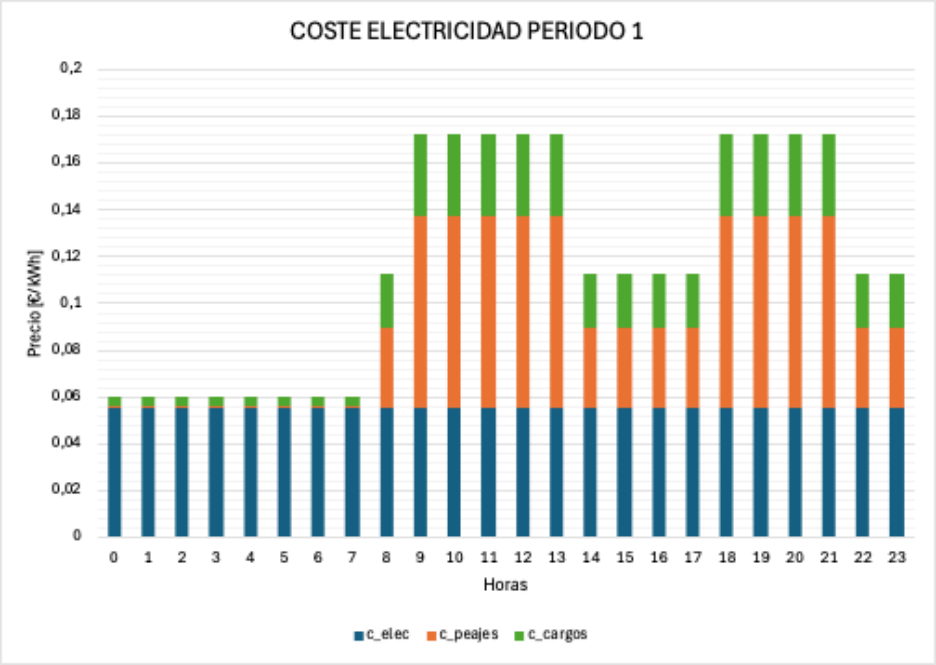


Figura 1. Coste total de la electricidad para el tipo de día 1

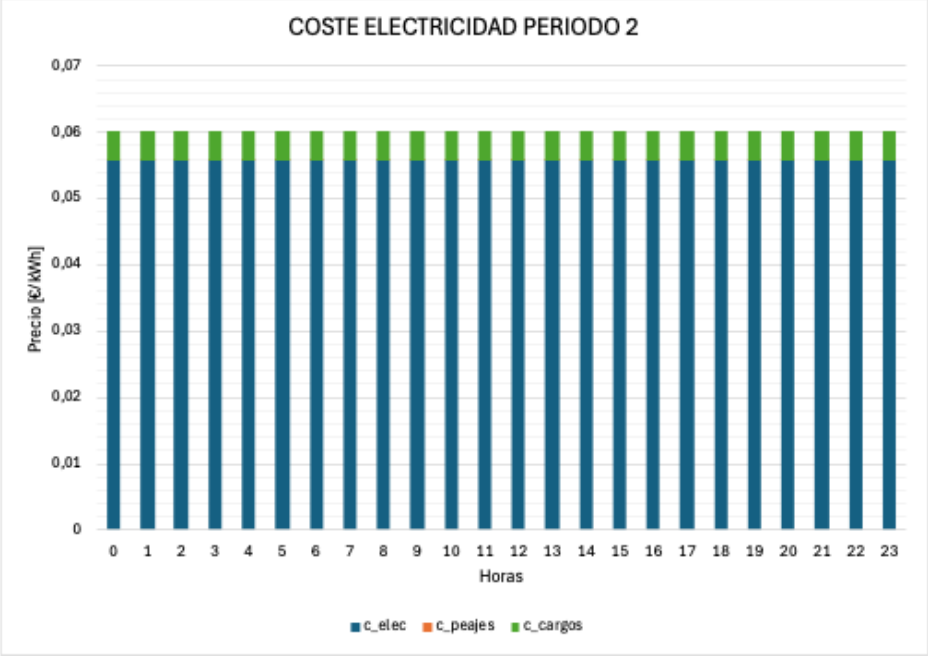


Figura 2. Coste total de la electricidad para el tipo de día 2

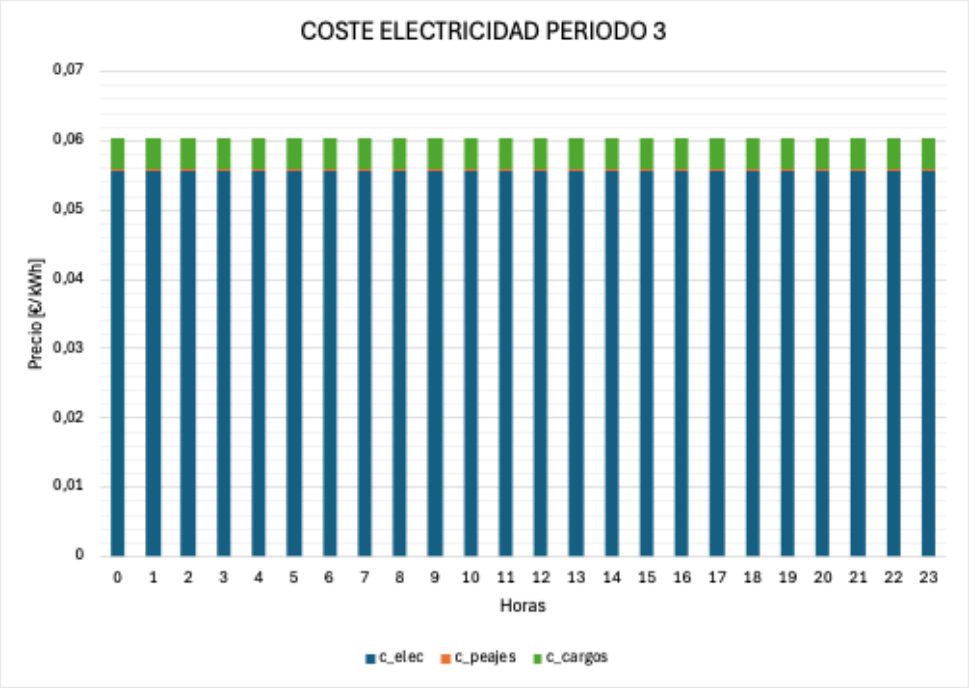


Figura 3. Coste total de la electricidad para el tipo de día 3

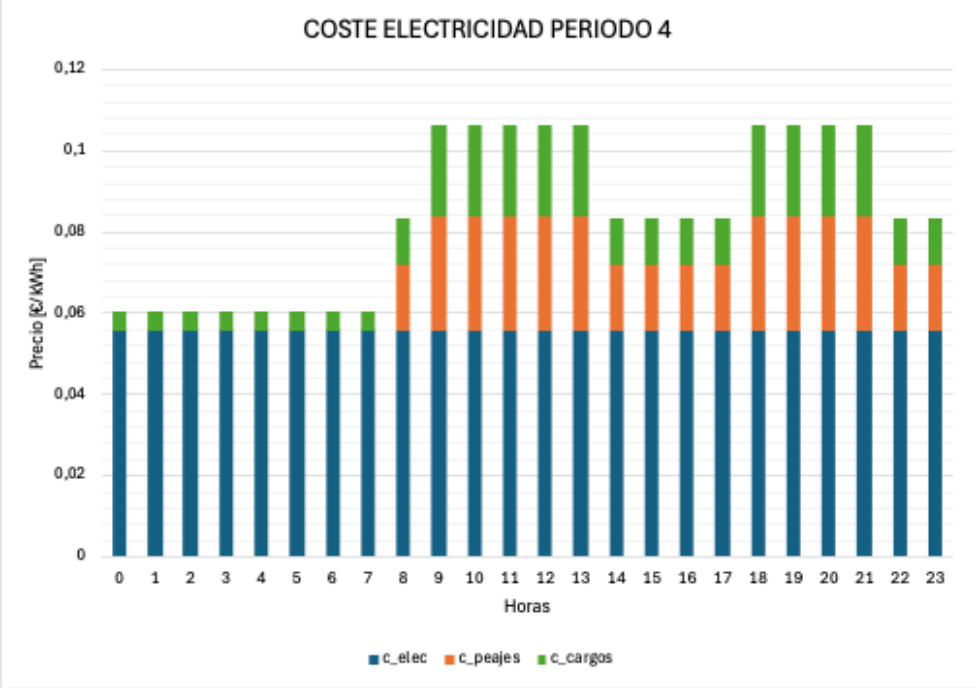


Figura 4. Coste total de la electricidad para el tipo de día 4

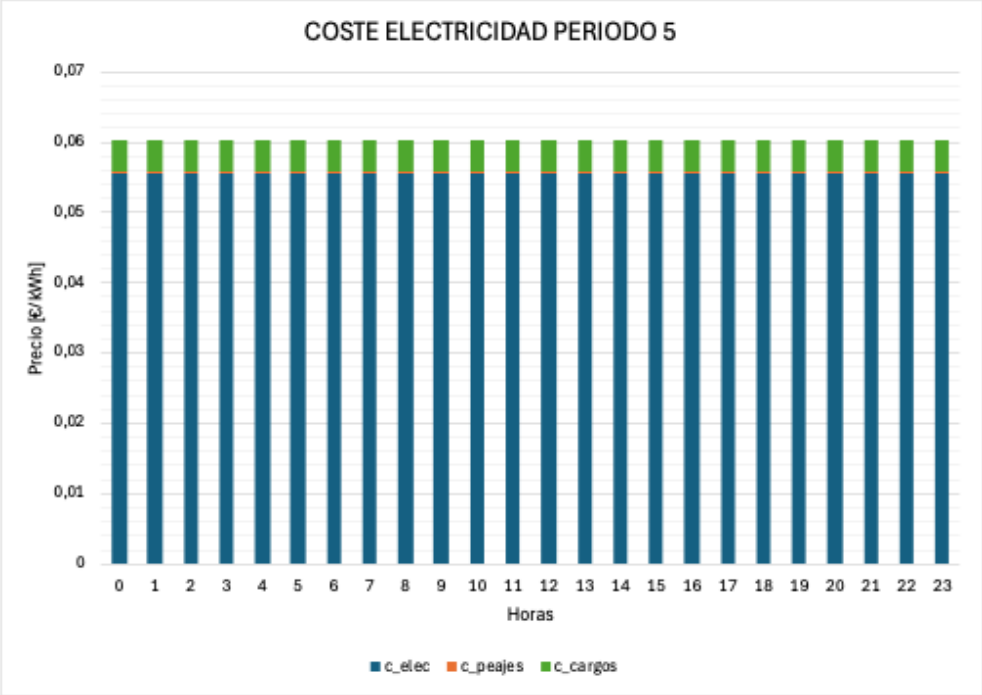


Figura 5. Coste total de la electricidad para el tipo de día 5

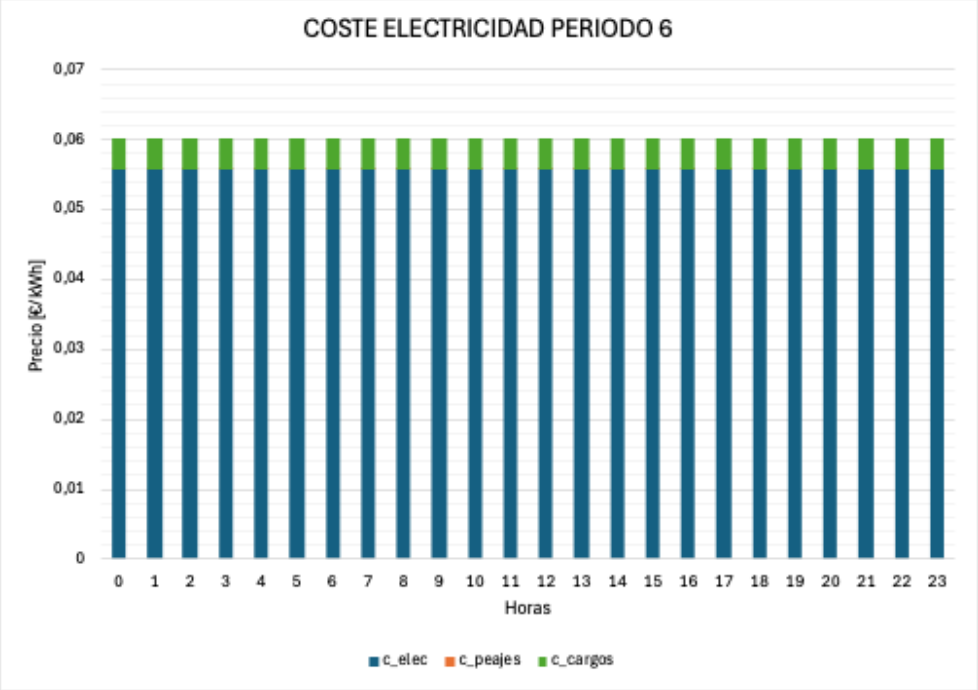


Figura 6. Coste total de la electricidad para el tipo de día 6

4.2.4 COSTE DE LA POTENCIA CONTRATADA

El coste de la potencia contratada es uno de los componentes fijos más significativos en la factura eléctrica de una estación de recarga de vehículos eléctricos pesados, especialmente cuando se operan cargadores de alta y ultrarrápida potencia. Este coste corresponde al pago realizado por reservar capacidad de conexión a la red eléctrica en función del nivel de potencia contratado, independientemente del uso efectivo de dicha potencia.

4.2.4.1 Fundamento económico

En el contexto tarifario español, el coste de la potencia contratada está regulado y se desglosa en función de seis periodos horarios (P1 a P6), según la tarifa 6.1TDVE [7], que se aplica a suministros con una potencia contratada superior a 50 kW. Estos periodos tarifarios se distribuyen a lo largo del día, diferenciando entre días laborables y fines de semana, y se actualizan según calendario mensual.

4.2.4.2 Modelado de la potencia contratada

La potencia contratada se modela siguiendo los siguientes pasos:

1. Peajes de acceso por potencia [€/kW/año]
2. Conversión a coste horario [€/kW-h] en función del número de horas anuales de cada periodo tarifario.
3. Asignación por tipo de día y hora, generando una matriz completa horaria utilizada por el modelo.

4.2.4.3 Cálculo aplicado en el modelo

La hoja tarifa 6.1TDVE [7] proporciona los valores oficiales de peajes para cada periodo horario, que van desde 5,4606 €/kW/año en P1 (horas punta) hasta 0,014376 €/kW/año en P6 (horas supervalle). Estos valores se han transformado en un coste horario promedio para cada franja horaria, obteniendo una tarifa equivalente en €/kW-h.

Periodo	Peaje potencia [€/kW/año]	Conversión a [€/kW-h]
P1	5,4606	0,005576
P2	2,8871	0,002211
P3	1,0836	0,000926
P4	0,7636	0,000561
P5	0,0161	0,000026
P6	0,0144	0,000004

Tabla 4. Coste horario promedio de la potencia contratada

A partir de esta conversión, se asocia un valor horario específico para cada combinación de tipo de día (t) y hora del día (h), generando el parámetro $c_p_{t,h}$ utilizado por el modelo. Por ejemplo, en un día tipo 1 a las 00:00 h, el valor del coste de potencia contratada es 0,000004 €/kW-h.

4.2.5 PRECIO DE RECARGA

El precio de recarga eléctrica es un parámetro crucial tanto desde el punto de vista de la rentabilidad del operador como de la aceptación del servicio por parte del usuario final. Representa el valor económico que pagan los usuarios de vehículos eléctricos pesados por cada kilovatio-hora (kWh) suministrado en la estación de recarga, y condiciona de forma directa los ingresos generados por la infraestructura.

4.2.5.1 Definición y papel en el modelo

En el modelo de optimización, el precio de recarga se denota como $p_recarga_i$ y se expresa en €/kWh. Este valor, diferenciado por tipo de cargador, se utiliza para calcular el ingreso total generado por la estación en cada franja horaria y a lo largo del horizonte temporal. Así, el modelo busca maximizar (en determinados escenarios) el beneficio

económico derivado de la operación, considerando simultáneamente los costes asociados a la inversión, la operación y el consumo energético.

4.2.5.2 Precios asignados por tipo de cargador

Los precios base asignados para cada tecnología son:

Tipo de cargador	Precio de recarga [€/kWh]
350 kW	0,17 €/kWh
MCS (1000 kW)	0,51 €/kWh

Tabla 5. Precio de recarga por tipo de cargador

Este diferencial responde al principio de que la recarga ultrarrápida, ofrecida por los cargadores MCS, supone un servicio de mayor valor añadido. Entre los factores que justifican un precio superior se encuentran:

- Mayor rapidez y comodidad para el usuario.
- Necesidad de infraestructura eléctrica más robusta.
- Incremento en los costes operativos y en la potencia contratada.

4.2.5.3 Consideraciones metodológicas

La fijación de precios en el modelo obedece a los siguientes criterios:

- Viabilidad económica: el precio debe ser suficiente para cubrir los costes asociados a cada tipo de cargador y generar beneficios en los escenarios correspondientes.
- Aceptación del usuario: se considera el rango de precios observados en estaciones de recarga rápida en Europa, así como la disposición a pagar de los operadores logísticos.

- Diferenciación de servicios: se reconoce que los cargadores MCS, al permitir una recarga más rápida y flexible, pueden justificar una tarifa superior sin comprometer la competitividad del servicio.

4.3 PARÁMETROS TÉCNICOS

4.3.1 POTENCIA DE LOS CARGADORES

La potencia nominal de los cargadores constituye uno de los parámetros técnicos más relevantes para la formulación del modelo de optimización, ya que condiciona directamente el tiempo de recarga, el consumo eléctrico instantáneo, la capacidad requerida de conexión a la red y los costes asociados tanto a la inversión como a la operación.

4.3.1.1 Tipologías consideradas

El modelo contempla dos tecnologías de recarga rápida para vehículos eléctricos pesados:

Tipo de cargador	Potencia nominal [kW]
350 kW	350
MCS (Megawatt Charging System)	1000

Tabla 6. Tipologías de cargadores consideradas

Estos valores representan las capacidades máximas de transferencia de energía por unidad de cargador en condiciones estándar de operación.

4.3.1.2 Justificación técnica

- Cargadores de 350 kW: Corresponden a soluciones de recarga rápida avanzadas, ampliamente implantadas en la infraestructura europea actual. Son adecuados para operaciones de recarga durante paradas prolongadas, como

tiempos de descanso reglamentarios, y permiten recuperar una cantidad significativa de energía en menos de una hora.

- Cargadores MCS (1000 kW): Representan la nueva generación de cargadores ultrarrápidos, diseñados específicamente para camiones eléctricos en operaciones logísticas intensivas. Su elevada potencia permite realizar recargas parciales o casi completas en tiempos muy reducidos (por debajo de 30 minutos), habilitando su uso en estaciones intermedias y rutas de larga distancia.

4.3.1.3 Aplicación en el modelo

La potencia nominal de cada tipo de cargador, denotada como P_i, se emplea en múltiples componentes del modelo, entre ellos:

- La conversión entre energía suministrada y potencia contratada.
- El dimensionamiento del número necesario de unidades para satisfacer una determinada demanda.
- La asignación de potencia en función de la franja horaria.
- Las restricciones sobre la capacidad máxima de conexión eléctrica.

Al establecer valores diferenciados por tipo de cargador, el modelo puede comparar tecnologías en términos de eficiencia operativa, impacto en costes fijos (potencia contratada) y requerimientos de infraestructura.

4.3.1.4 Consideraciones complementarias

Aunque el modelo utiliza los valores nominales de potencia como referencia, en la práctica es posible que existan limitaciones temporales o ambientales que afecten a la potencia efectiva suministrada. No obstante, esta simplificación resulta válida y coherente con el objetivo estratégico del modelo, que es proporcionar una planificación óptima a medio-largo plazo basada en capacidades técnicas declaradas por los fabricantes.

4.3.2 EFICIENCIA DE LOS CARGADORES

La eficiencia energética de los cargadores representa un factor técnico fundamental en la planificación y evaluación de infraestructuras de recarga para vehículos eléctricos pesados. Este parámetro permite cuantificar la relación entre la energía suministrada al vehículo y la energía efectivamente consumida de la red eléctrica, y tiene implicaciones directas tanto en el dimensionamiento de la potencia contratada como en el coste operativo del sistema.

4.3.2.1 Definición y formulación

La eficiencia del cargador, denotada como η_i, se define como el cociente entre la energía útil transferida al vehículo eléctrico y la energía total absorbida del sistema eléctrico:

$$\eta_i = \frac{Energía\ entregada\ al\ vehículo}{Energía\ consumida\ de\ la\ red}$$

Ecuación 23. Definición de la eficiencia del cargador

Este parámetro toma valores en el rango (0,1], siendo el valor 1 indicativo de un sistema perfectamente eficiente, sin pérdidas. En la práctica, las pérdidas se deben a la conversión de corriente alterna en continua, el calentamiento de componentes, y otros procesos internos de regulación y protección.

4.3.2.2 Valores utilizados en el modelo

Ambos tipos de cargadores se consideran tecnológicamente avanzados, con niveles de eficiencia elevados, consistentes con los estándares actuales del sector para estaciones de recarga de alta y ultra alta potencia. Aunque en algunos escenarios reales podrían observarse ligeras variaciones entre tecnologías, se ha optado por una eficiencia homogénea del 95% para garantizar consistencia y simplificación en el tratamiento del modelo.

4.3.3 DISPONIBILIDAD DE CARGADORES MCS

La incorporación de tecnologías emergentes en un modelo de planificación energética requiere considerar su disponibilidad tecnológica efectiva dentro del horizonte temporal analizado. Este es el caso del sistema de carga ultrarrápida MCS (Megawatt Charging System), una solución innovadora concebida específicamente para cubrir las necesidades de recarga de vehículos eléctricos pesados en operaciones de larga distancia.

4.3.3.1 Marco conceptual

El sistema MCS representa un estándar de recarga de muy alta potencia, actualmente en desarrollo avanzado, impulsado por organismos internacionales como CharIN y fabricantes de vehículos y equipos de infraestructura. Su despliegue generalizado está previsto para los próximos años, una vez se consoliden aspectos normativos, técnicos y comerciales.

Por tanto, a efectos de planificación, es necesario diferenciar su disponibilidad temporal respecto de otras tecnologías ya maduras, como los cargadores de 350 kW, para no introducir en el modelo soluciones tecnológicas que aún no están disponibles en las primeras etapas del horizonte de análisis.

4.3.3.2 Valor de entrada y justificación

Se considera que los cargadores MCS estarán disponibles a partir del año 2027. Este valor se basa en previsiones del sector y en fuentes técnicas actualizadas que indican que el despliegue inicial de estaciones con tecnología MCS comenzará en Europa en la segunda mitad de la década de 2020, coincidiendo con el avance de camiones eléctricos de gran autonomía y con los compromisos regulatorios de descarbonización del transporte pesado.

4.3.3.3 Aplicación en el modelo

El modelo de optimización implementa esta restricción a través de una condición de no disponibilidad previa al año *T_MCS*, impidiendo la instalación de cargadores MCS antes de 2027. A partir de ese año, la tecnología puede incorporarse libremente en las decisiones de instalación, compitiendo con el resto de alternativas bajo criterios económicos y técnicos.

4.3.3.4 Relevancia estratégica

La introducción progresiva de tecnologías emergentes como MCS tiene varias implicaciones estratégicas:

- Permite evaluar el impacto diferencial de estas soluciones sobre la rentabilidad del sistema a partir de su entrada en operación.
- Obliga al modelo a encontrar soluciones óptimas de transición, basadas exclusivamente en cargadores de 350 kW en los primeros años.
- Favorece una planificación realista, alineada con la evolución tecnológica del sector y con las restricciones del mercado.

4.3.4 DEMANDA POR TIPO DE CARGADOR

El parámetro de consumo energético por tipo de cargador constituye un elemento técnico esencial en la formulación del modelo de optimización, dado que condiciona tanto la operación del sistema como su rentabilidad. Este parámetro permite determinar qué proporción del total de energía suministrada a los vehículos eléctricos es abastecida por cada una de las tecnologías de recarga disponibles.

4.3.4.1 Escenario base: reparto equitativo

Se define como punto de partida un escenario de distribución equitativa del consumo energético, asignando un 50% del consumo total anual a cada tipo de tecnología:

Tipo de cargador	Proporción de consumo [%]
350 kW	50%
MCS (1000 kW)	50%

Tabla 7. Proporción de consumo base por tipo de cargador

Este supuesto inicial permite modelar una situación equilibrada en la que ambas tecnologías tienen la misma demanda. Se justifica como escenario base dada la coexistencia prevista entre cargadores de alta potencia (350 kW), ya ampliamente desplegados, y cargadores MCS (1000 kW), cuya introducción progresiva permitirá atender nuevas necesidades de recarga ultrarrápida.

4.3.4.2 Aplicación en el modelo

El parámetro de consumo por tipo de cargador es el que presenta mayor incertidumbre debido a la escasez de datos y a la falta de experiencia previa en contextos similares. Por esta razón, en el Escenario 3 se llevará a cabo un análisis de sensibilidad variando el valor de este parámetro. Este análisis permitirá evaluar cómo distintos supuestos sobre la preferencia de uso entre tecnologías de carga afectan el diseño óptimo del sistema. Es especialmente relevante modelar adecuadamente esta preferencia, ya que influye directamente en la selección del tipo de cargador que debe priorizarse en el dimensionamiento de la estación de recarga. En este escenario, se impone además que la energía total consumida a lo largo del año por cada tecnología sea coherente con la proporción asignada, con el fin de alinear el comportamiento del sistema con los objetivos estratégicos de diversificación tecnológica o con limitaciones operativas específicas.

4.4 PARÁMETROS DE DEMANDA

4.4.1 DEMANDA

4.4.1.1 Descripción y justificación de la ubicación seleccionada

La localización elegida para el análisis de demanda se sitúa en la autopista A-7, en el punto kilométrico 487,55, a su paso por el municipio de San Vicente del Raspeig (provincia de Alicante). Esta selección se apoya en los datos del Mapa de Tráfico 2022 del Ministerio de Transportes, Movilidad y Agenda Urbana [9], que indican un Índice Medio Diario (IMD) de 24.334 vehículos, de los cuales 1.986 corresponden a vehículos pesados, lo que representa aproximadamente un 8,2% del tráfico total.

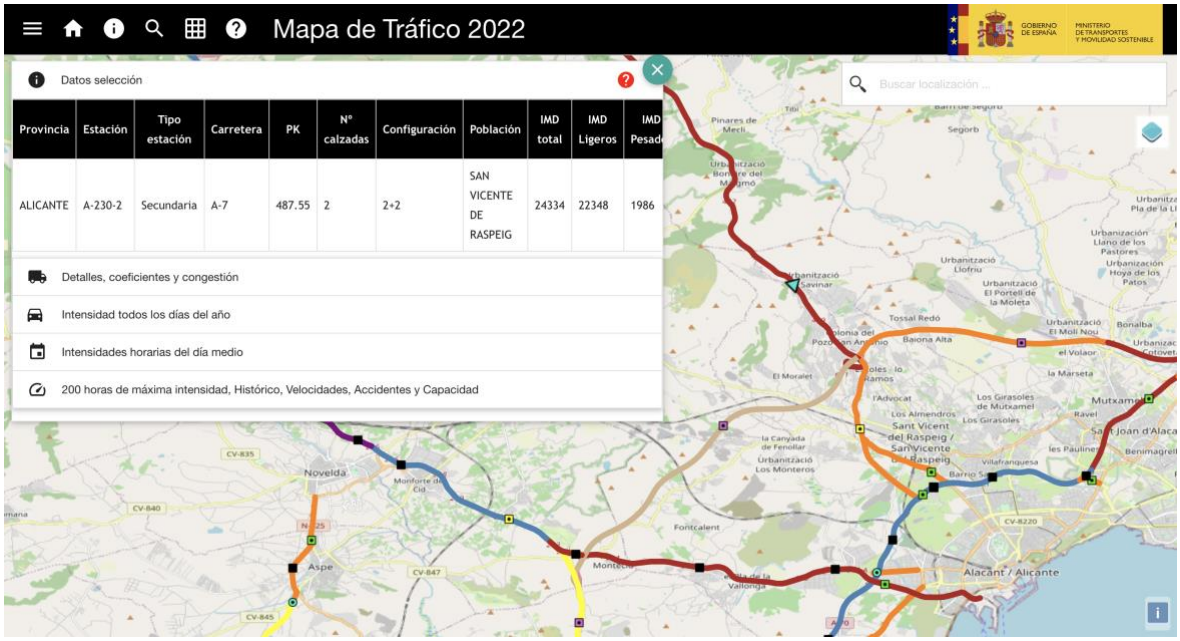


Figura 7. Localización elegida para el análisis de demanda

La elección de este emplazamiento responde a varios criterios estratégicos:

- Alta densidad de tráfico pesado, lo que implica una demanda relevante de servicios logísticos y de recarga.
- Entorno urbano-industrial, con conexión a zonas logísticas y de distribución.
- Nudo clave de paso en el corredor mediterráneo, con tránsito interregional.

Esta ubicación resulta, por tanto, óptima para albergar infraestructura de recarga rápida orientada a vehículos eléctricos pesados (VEPs).

4.4.1.2 Metodología para la estimación de la demanda

El análisis de la demanda parte de la estimación de la cantidad de energía necesaria para satisfacer las necesidades de recarga pública de los camiones eléctricos que circulan por el emplazamiento en cada franja horaria, diferenciando por año y, tipo de día t y hora h. Esta demanda se expresa en kWh y se define como el parámetro $D_{y,t,h}$ del modelo.

La demanda se calcula considerando las siguientes variables:

- Número de camiones eléctricos en circulación.
- Proporción de estos que realizan recarga en infraestructura pública.
- Distancia recorrida y consumo energético medio.
- Número estimado de paradas de recarga por hora.

4.4.1.2.1 Paso de camiones y electrificación del parque

Según el Mapa de Tráfico 2022 del Ministerio de Transportes, Movilidad y Agenda Urbana [9], la intensidad media diaria (IMD) de camiones en la zona viene dada por:

	Laborables	**Sábados**	**Domingos y festivos**
Enero	2414	772	483
Febrero	2696	863	539
Marzo	2583	826	517
Abril	2961	948	592
Mayo	2616	837	523
Junio	2638	844	528
Julio	2378	761	476
Agosto	1759	563	352
Septiembre	2358	754	472
Octubre	2265	725	453
Noviembre	2681	858	536
Diciembre	2510	803	502
Media	2554	817	511

Tabla 8. IMD mensual por tipo de día

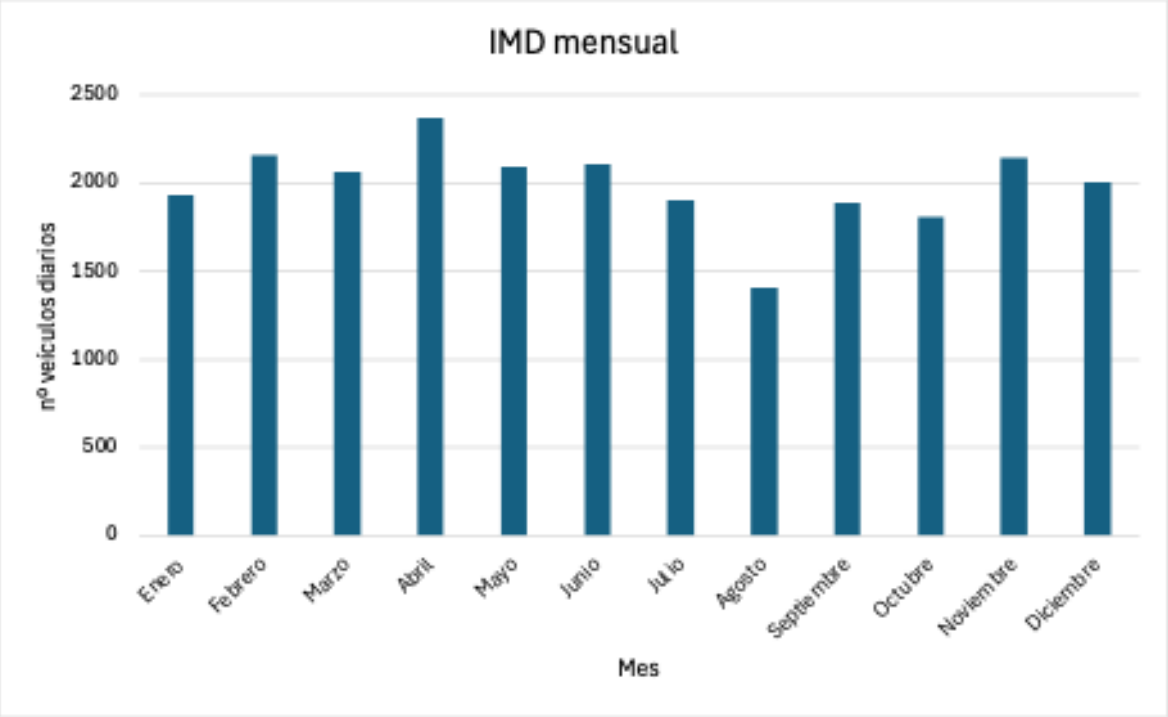


Figura 8. IMD mensual

Dado que, la IMD de agosto es notablemente menor a la del resto de meses, la media se ha calculado sin considerar agosto. Por el mismo motivo, se ha decidido dividir los tipos de día entre agosto y el resto de los meses.

Por otro lado, las curvas horarias de IMD según el tipo de día vienen determinadas de la siguiente forma, apreciándose un periodo valle mucho más prolongado en los días laborables comparado con los fines de semana y festivos:

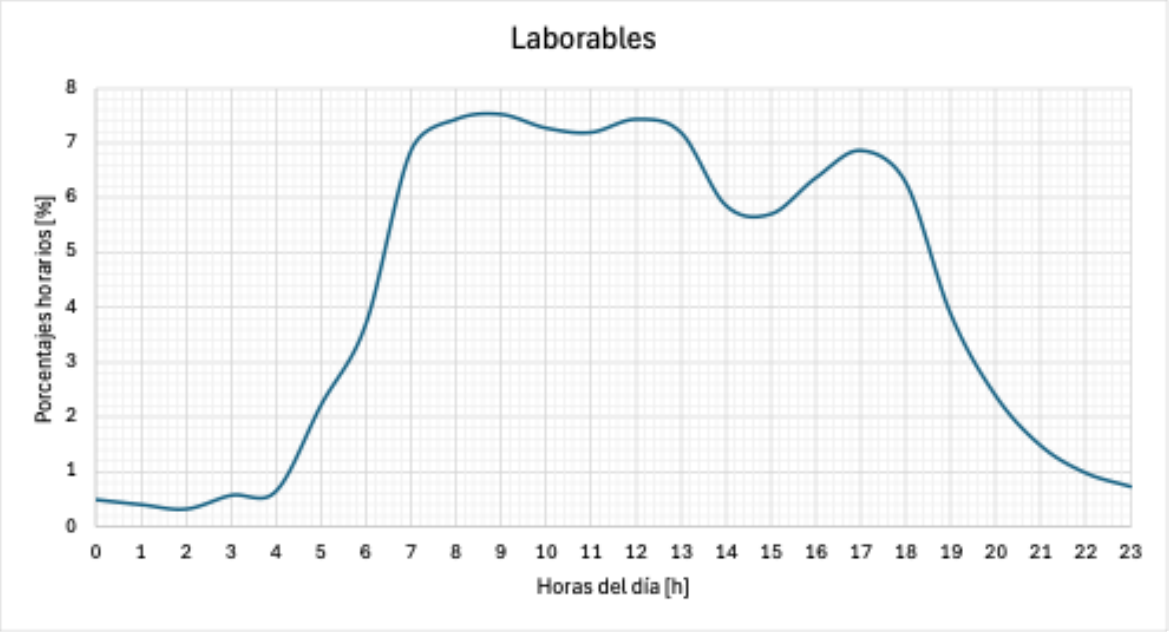


Figura 9. IMD horaria días laborables

Figura 10. IMD horaria fines de semana y festivos

A partir de esta base, según el estudio *The Bumpy Road to Zero-Emission Trucks* de McKinsey & Company [10], se establece un escenario conservador de penetración del vehículo eléctrico pesado, asignando un 5% del parque como electrificado en 2030, aumentando gradualmente año a año.

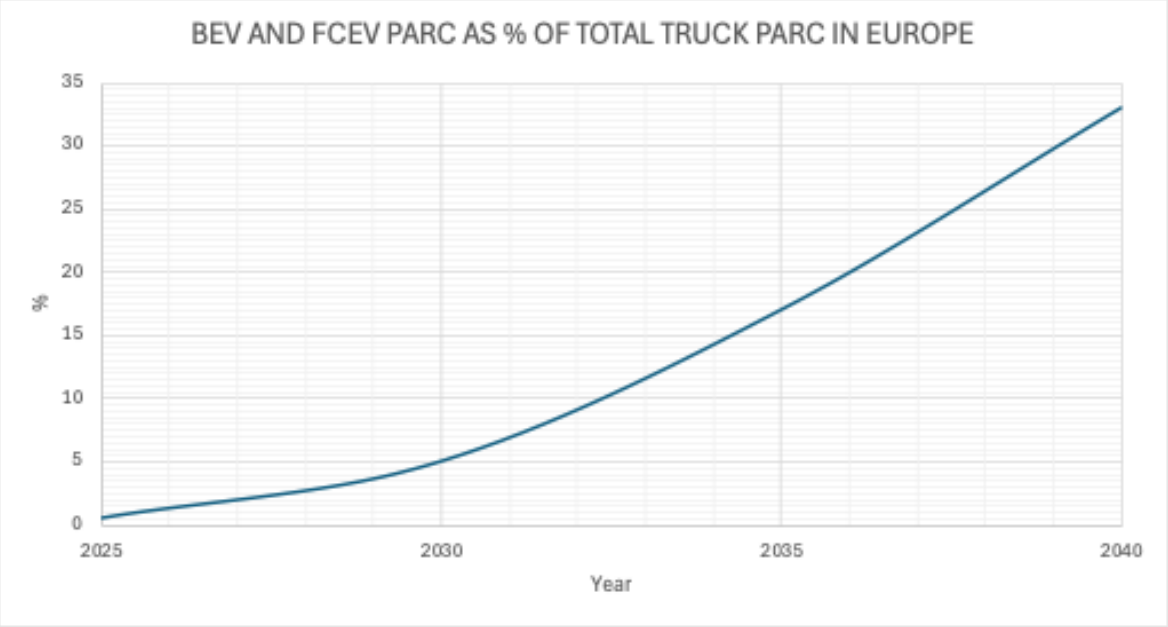


Figura 11. Evolución del porcentaje de VEP sobre el parque total de camiones en Europa

4.4.1.2.2 Número de paradas y demanda horaria

Para estimar la energía demandada, se introduce la siguiente hipótesis clave:

- Según [3], se supone una distancia entre paradas de 300 km, basada en ciclos de conducción de 4,5 horas.
- Se estima que el 50% de las recargas se realiza en puntos públicos, como la electrolinera objeto de estudio.

Con estos datos y según [3], se calcula el número de paradas esperadas por hora y se obtiene la demanda energética multiplicando por:

- La energía consumida por kilómetro (1,2 kWh/km).

- La autonomía media de recarga (300 km por sesión).

Por ejemplo, en el año 2030, durante un día tipo laborable no agosto (t = 1) y la hora 0, se espera una demanda de 23 kWh.

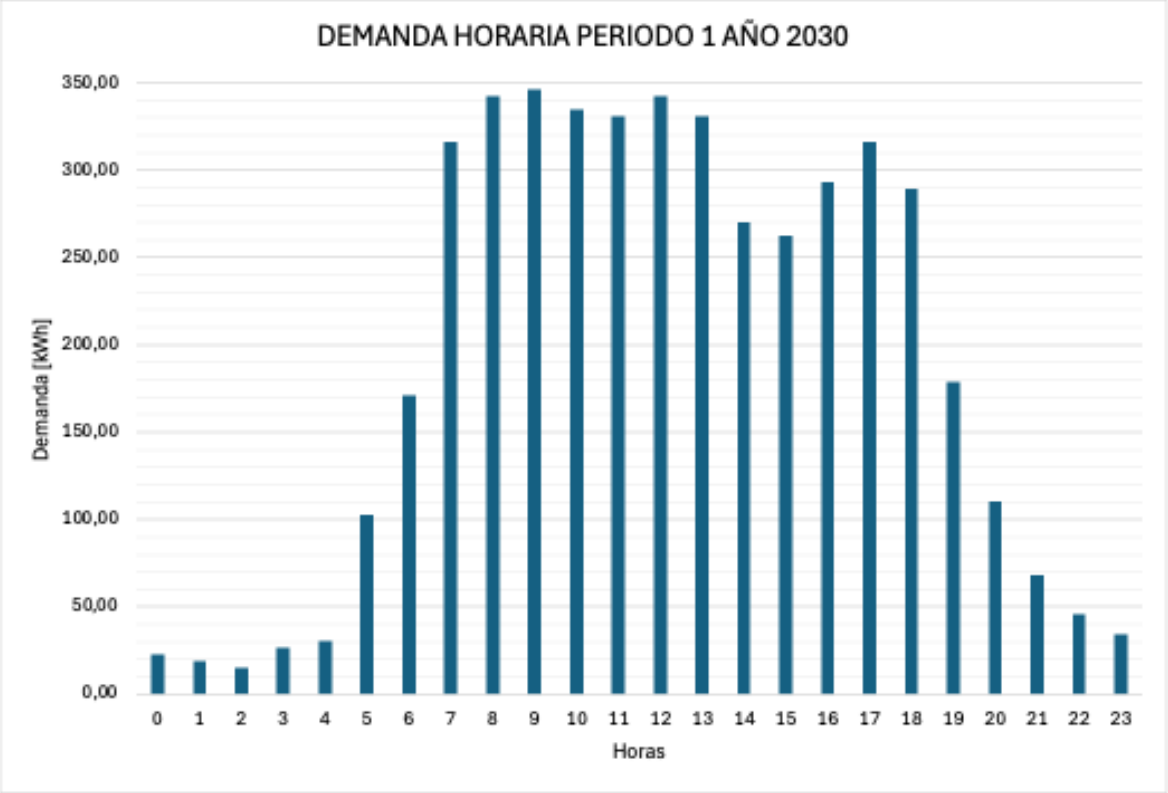


Figura 12. Demanda horaria periodo 1 año 2030

Esta demanda se incrementa progresivamente en el tiempo debido al crecimiento proyectado del parque electrificado.

4.4.2 NÚMERO DE DÍAS POR PERIODO

El parámetro correspondiente al número de días por periodo, denotado en el modelo como d_t, representa la cantidad total de días al año que corresponde a cada tipo de día o escenario de operación. Su inclusión en el modelo de optimización permite ponderar adecuadamente la demanda energética horaria, escalando los valores horarios a nivel anual según la frecuencia real de cada tipo de día.

4.4.2.1 Distribución del número de días

Se presenta la siguiente distribución de días para cada periodo:

Periodo	Descripción	Número de días al año
1	Laborables no agosto	226
2	Sábados no agosto	48
3	Domingos y festivos no agosto	60
4	Laborables agosto	22
5	Sábados agosto	4
6	Domingos y festivos agosto	5

Tabla 9. Distribución del número de días por periodo

Esta segmentación responde a un enfoque empírico y práctico que busca representar con precisión los cambios de comportamiento en la circulación de vehículos pesados eléctricos a lo largo del año, especialmente en términos de:

- Frecuencia de desplazamientos logísticos.
- Variación en la intensidad horaria de recarga.
- Necesidades energéticas diferenciadas.

4.4.2.2 Aplicación en el modelo de optimización

Este parámetro se utiliza para agregar la demanda horaria a lo largo del año. Este procedimiento asegura que las decisiones de instalación y operación de cargadores se ajusten a una escala anual realista y ponderada, capturando así la verdadera magnitud del consumo energético previsto en función de la variabilidad de la demanda.

Capítulo 5. ESCENARIOS ANALIZADOS: RESULTADOS Y ANÁLISIS

5.1 INTRODUCCIÓN

El presente capítulo tiene como objetivo exponer y analizar los resultados obtenidos tras la implementación del modelo de optimización desarrollado, aplicándolo a tres escenarios diferenciados que responden a distintos enfoques estratégicos de planificación y operación de una estación de recarga rápida para vehículos eléctricos pesados. Cada uno de estos escenarios permite evaluar el comportamiento del sistema bajo distintas condiciones y objetivos de optimización, proporcionando una visión integral y comparativa de su rendimiento económico, energético y operativo.

Los tres escenarios analizados son los siguientes:

- Escenario 1: Minimización del coste total del sistema.
- Escenario 2: Maximización del beneficio total del sistema.
- Escenario 3: Maximización del beneficio total del sistema con demanda diferenciada por tipo de cargador.

A lo largo de los siguientes subapartados se presentarán los resultados obtenidos para cada uno de estos escenarios, con especial atención a variables clave como el número óptimo de cargadores a instalar, la distribución de la demanda, el consumo energético total, los costes asociados y el beneficio neto generado. Asimismo, se realizará un análisis comparativo entre escenarios que permitirá extraer conclusiones relevantes para la toma de decisiones en materia de planificación de infraestructuras de recarga.

5.2 ESCENARIO 1: MINIMIZACIÓN DEL COSTE TOTAL DEL SISTEMA

Este escenario se centra en calcular la infraestructura de mínimo coste necesaria para abastecer la demanda de recarga, es decir, en encontrar la configuración óptima de la estación que minimice los costes totales de instalación y operación, sin considerar los ingresos por venta de energía. Este primer análisis proporciona una base técnica y económica que puede utilizarse posteriormente para estimar un rango razonable de precios de recarga que permita cubrir los costes y evaluar la viabilidad económica del proyecto.

5.2.1 RESULTADOS DE INSTALACIÓN: NÚMERO DE CARGADORES

En el Escenario 1, cuyo objetivo es minimizar el coste total del sistema, se analiza el despliegue óptimo de cargadores a lo largo del horizonte temporal 2025–2040. Las dos gráficas que acompañan este subapartado permiten visualizar, respectivamente, el número de cargadores instalados cada año desglosado por tipo y el número acumulado total de cargadores en operación en cada año.

5.2.1.1 Evolución anual de las instalaciones

La primera gráfica muestra el número de cargadores instalados por año, desglosado por tipo (350 kW y MCS de 1000 kW). Los resultados indican un patrón altamente conservador y escalonado de crecimiento, coherente con el enfoque de minimización de costes:

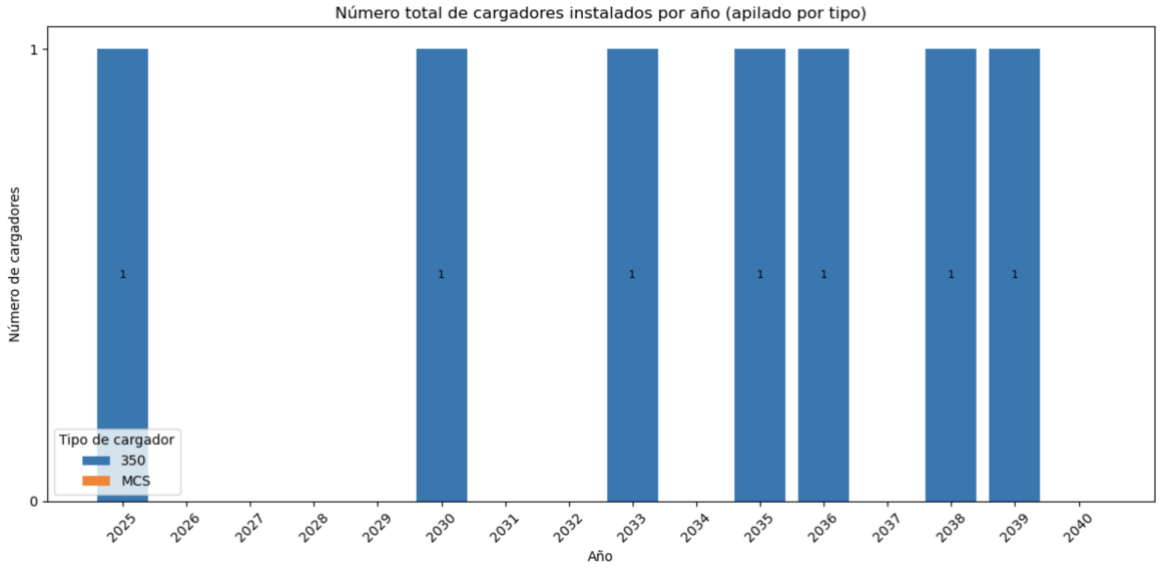


Figura 13. Escenario 1: número de cargadores instalados por año

- Solo se instalan cargadores de tipo 350 kW, sin presencia de cargadores MCS durante todo el periodo.
- El despliegue se realiza de manera espaciada: un único cargador se instala en siete años concretos del periodo (2025, 2030, 2033, 2035, 2036, 2038 y 2039). La demanda crece más en los últimos años, por eso es necesaria la instalación de un mayor número de cargadores.
- No se instalan cargadores en los años restantes, lo que evidencia una estrategia de inversión ajustada al mínimo necesario para satisfacer la demanda prevista en cada etapa, sin sobredimensionar la infraestructura.

Este patrón refleja una planificación progresiva que responde únicamente al crecimiento paulatino de la demanda y a la necesidad estricta de capacidad adicional, evitando inversiones anticipadas que supongan un sobrecoste innecesario.

5.2.1.2 Cargadores acumulados por año

La segunda gráfica presenta la evolución del número total acumulado de cargadores a lo largo del periodo. Se observa una trayectoria incremental lenta pero constante:

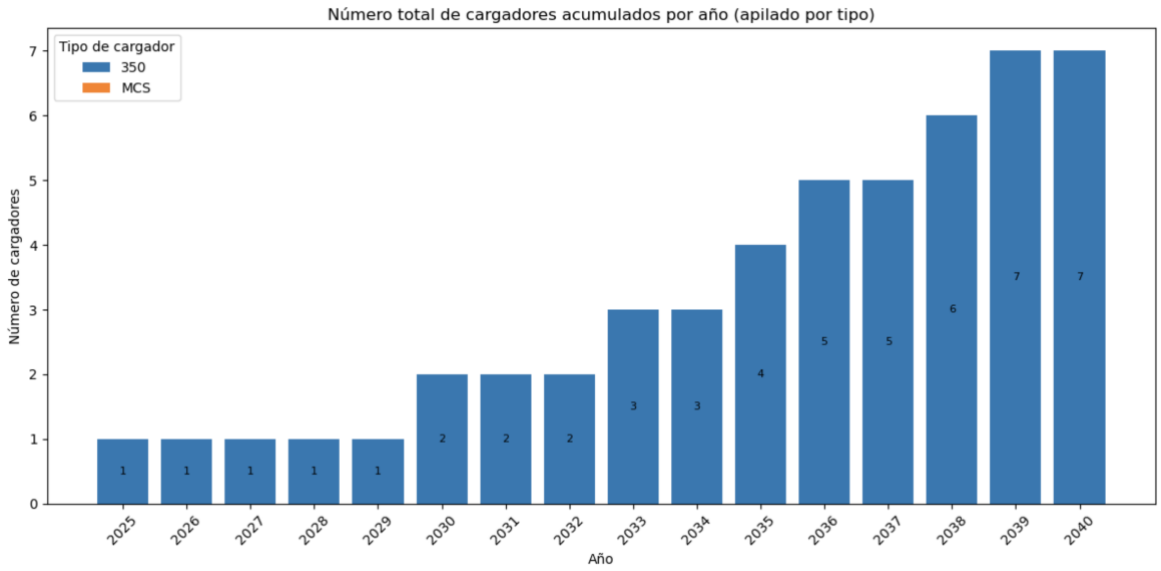


Figura 14. Escenario 1: número de cargadores acumulados por año

- El número de cargadores pasa de 1 en 2025 a 7 en 2040, lo que implica un incremento neto de 6 cargadores en 15 años.
- Esta progresión confirma que el modelo prioriza la contención de costes de inversión y mantenimiento, y solo expande la infraestructura cuando la demanda lo exige.

Resulta significativo que no se haya considerado necesario instalar cargadores MCS (1000 kW) en ningún momento del periodo analizado. Esto se debe a que, en ausencia de economías de escala (es decir, con costes por kW similares entre tecnologías), la opción de 350 kW resulta más modular y eficiente. Instalar un cargador de 1000 kW desde el inicio implicaría un coste más elevado en los primeros años, cuando aún no se requiere tal capacidad. De hecho, con cargadores de 350 kW es posible cubrir la demanda hasta 2029, y con los de 700 kW hasta 2032, lo que hace innecesario sobredimensionar la infraestructura desde el principio.

5.2.1.3 Conclusión

El Escenario 1 ofrece una solución de infraestructura mínima y eficiente en coste, caracterizada por:

- Una estrategia conservadora de inversión.
- La exclusividad del uso de cargadores de 350 kW.
- Una expansión pausada y alineada con las necesidades estrictas de cada etapa del horizonte temporal.

Este comportamiento permite comprender el nivel de inversión que sería necesario para garantizar el funcionamiento básico de una estación de recarga para vehículos pesados eléctricos bajo un enfoque estrictamente económico. Sin embargo, también sugiere limitaciones potenciales en términos de calidad del servicio y capacidad de respuesta ante incrementos súbitos de demanda o políticas de electrificación más ambiciosas.

5.2.2 RESULTADOS DE OPERACIÓN

En el Escenario 1, el modelo de optimización ha sido formulado con un objetivo claro: minimizar el coste total asociado a la instalación y operación de la infraestructura de recarga para vehículos eléctricos pesados. Sin embargo, para evitar una solución trivial en la que el modelo reduzca los costes simplemente omitiendo cualquier instalación —y, por tanto, dejando la demanda insatisfecha—, se ha incorporado una restricción clave: la demanda prevista debe ser cubierta en su totalidad en cada franja horaria del horizonte temporal considerado.

Esta condición impone un mínimo de operación necesario, asegurando que el sistema no solo sea económicamente eficiente, sino también funcional desde el punto de vista de la prestación del servicio. Como resultado, el valor total de energía consumida a lo largo del horizonte temporal es igual al valor total de la demanda energética prevista, lo que permite realizar un análisis riguroso del desempeño operativo del sistema.

5.2.2.1 Cálculo del precio mínimo de recarga

A partir de la energía total suministrada y del coste asociado a la electricidad —calculado teniendo en cuenta tarifas, cargos, peajes y periodos horarios diferenciados—, se ha determinado un precio mínimo de recarga. Este valor representa el umbral necesario para cubrir exactamente los costes del sistema, sin generar pérdidas ni beneficios. Su cálculo responde a la siguiente lógica:

1. Debido a la restricción impuesta, la energía demandada se iguala a la energía efectivamente suministrada por los cargadores a lo largo del periodo.
2. Se incluyen tanto los costes de inversión (anualidades por tipo de cargador), como los costes de operación y mantenimiento y los costes variables asociados al consumo de electricidad.
3. El cociente entre el coste agregado del sistema y la energía entregada proporciona el precio por kWh mínimo que debería cobrarse a los usuarios para asegurar la sostenibilidad financiera del sistema, bajo un enfoque de equilibrio económico.

Este precio de referencia no se utiliza en el Escenario 1 como entrada al modelo (ya que el beneficio no es el objetivo optimizado), pero constituye un resultado de gran valor analítico, ya que:

- Refleja el coste real de sostenibilidad del sistema.
- Establece una base comparativa objetiva para analizar estrategias tarifarias más ambiciosas en escenarios posteriores.
- Informa sobre la viabilidad económica mínima de la infraestructura en condiciones de cobertura plena de la demanda.

En los siguientes escenarios, este valor será utilizado como precio de venta base, permitiendo analizar el impacto que tendría su aplicación directa en los resultados económicos del sistema.

5.2.3 ANÁLISIS ECONÓMICO

El análisis económico del Escenario 1 ofrece una visión clara de la estructura de costes asociada a la planificación óptima de una estación de recarga rápida para vehículos eléctricos pesados, bajo un criterio de minimización del coste total del sistema. Este escenario representa un punto de partida fundamental para entender el equilibrio entre inversión, operación y servicio.

5.2.3.1 Costes acumulados durante el horizonte temporal

A lo largo del periodo considerado en el modelo, se ha obtenido la siguiente distribución de costes totales:

- Coste de electricidad: 6.377.627 €
- Coste de cargadores (anualidades, operación y mantenimiento): 2.195.409 €
- Coste por potencia contratada: 99.384 €

El coste total acumulado asciende, por tanto, a 8.672.420 €. De estos tres componentes, el coste de la electricidad representa un 73,5% del total, lo cual pone de manifiesto el fuerte peso de la energía como variable crítica en la operación del sistema. A continuación, con un 25,3%, se sitúan las anualidades, la operación y el mantenimiento asociados a la inversión en cargadores. Por último, el coste por potencia contratada apenas supone un 1,1% del total, lo cual indica que este componente, aunque presente, tiene una repercusión económica relativamente menor en este escenario. La tarifa 6.1TDVE está diseñada principalmente para estaciones de recarga actuales con bajas horas de utilización, como es común en las fases iniciales de operación. Por este motivo, presenta un coste muy reducido en el término de potencia contratada, lo cual favorece instalaciones con alta potencia pero uso limitado. Sin embargo, este beneficio se compensa con peajes y cargos significativamente elevados en el término de energía, lo que penaliza un mayor volumen de consumo. Cabe destacar que, en el futuro, con la posible introducción de nuevas tarifas más adaptadas a usos intensivos o específicos del vehículo eléctrico, la estructura de costes podría cambiar, modificando la proporción relativa entre los términos fijo y variable de la factura eléctrica.

5.2.3.2 Análisis gráfico por año representativo

Para ilustrar esta estructura de costes con mayor claridad, se presenta la siguiente gráfica de Pareto correspondiente al año 2030, considerado representativo dentro del horizonte temporal:

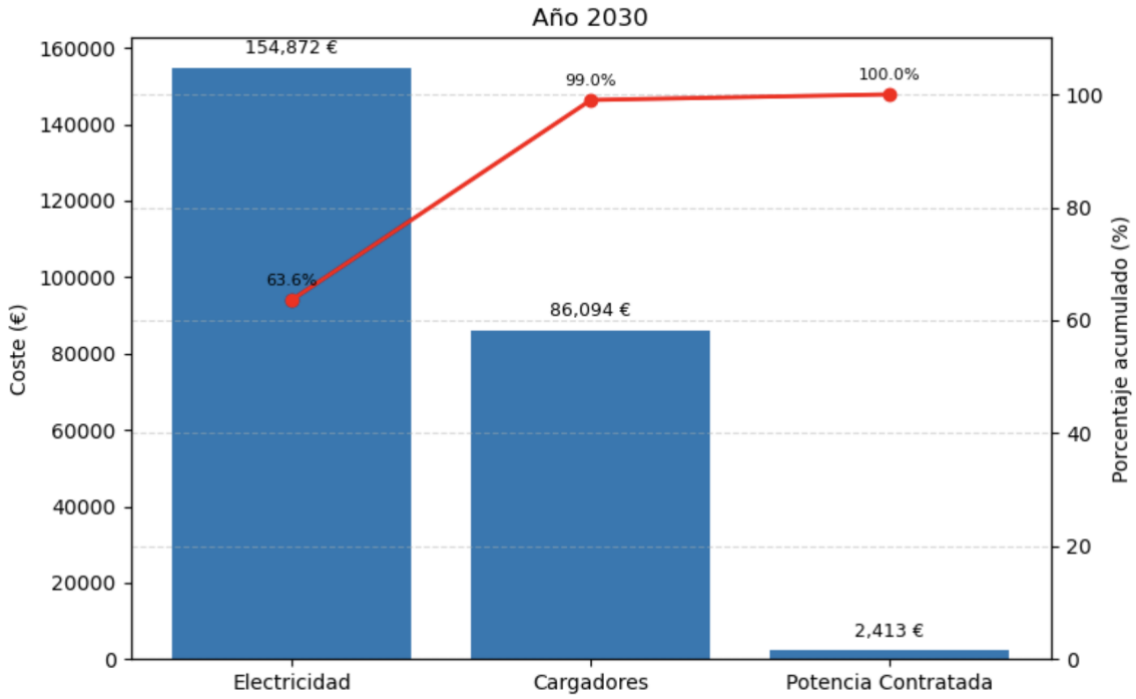


Figura 15. Escenario 1: gráfico de Pareto con análisis de costes (año 2030)

En dicha gráfica se observa que:

- El coste de la electricidad en 2030 asciende a 154.872 €, constituyendo el 63,6% del total anual.
- El segundo componente en magnitud es el coste de los cargadores, con 86.094 €, lo que representa un 35,3%.
- Finalmente, el coste asociado a la potencia contratada es de solo 2.413 €, con un peso residual del 1,0%.

Este comportamiento es coherente con la lógica operativa del sistema: una infraestructura que requiere elevados niveles de energía para satisfacer la demanda, pero

cuya inversión en equipamiento y capacidad instalada se mantiene acotada mediante una planificación eficiente.

5.2.3.3 Conclusiones económicas

A partir del análisis realizado, pueden extraerse varias conclusiones relevantes:

- La electricidad es el principal motor de coste del sistema, lo que sugiere que cualquier estrategia de optimización futura —tanto desde la perspectiva del beneficio como de la sostenibilidad— deberá incorporar medidas de eficiencia energética, gestión de tarifas y aprovechamiento de periodos valle. Sería interesante explorar el autoconsumo, ya que el pico de demanda se produce en las horas centrales del día.
- La inversión en cargadores, aunque relevante, es previsible y controlable, lo que permite estructurarla en fases a lo largo de los años mediante anualidades, como se ha hecho en este modelo.
- El coste por potencia contratada es marginal, por lo que en este escenario no representa una barrera significativa para el dimensionamiento del sistema. Sin embargo, podría cobrar mayor importancia en escenarios donde se regulen los picos de demanda o se impongan restricciones por parte del operador de red.

Este primer escenario, centrado exclusivamente en minimizar los costes, constituye una base sólida sobre la cual comparar enfoques más orientados a la rentabilidad o a la gestión energética, como se abordará en los escenarios siguientes.

5.3 ESCENARIO 2: MAXIMIZACIÓN DEL BENEFICIO TOTAL DEL SISTEMA

En este segundo escenario, el objetivo del modelo se orienta a maximizar el beneficio total del operador de la estación de recarga a lo largo del periodo del estudio, calculado como la diferencia entre los ingresos por recarga y los costes totales asociados a la operación e instalación de la infraestructura. A diferencia del escenario anterior, aquí se permite que

parte de la demanda quede sin satisfacer si no resulta económicamente rentable atenderla, otorgando así mayor flexibilidad al sistema. Para explorar en profundidad el impacto que tiene la política de precios sobre la elección del tipo de cargador y la rentabilidad del sistema, se han planteado tres casos de análisis diferenciados según la relación entre el precio de recarga de los cargadores MCS y los de 350 kW:

- Caso 1: Precio ligeramente superior del MCS. En este caso, el precio de recarga del cargador MCS es solo un poco mayor que el del cargador de 350 kW, simulando un entorno competitivo con diferencias tarifarias reducidas.
- Caso 2: Precio del MCS el doble que el de 350 kW. Aquí se duplica el precio de recarga del MCS respecto al cargador de 350 kW, para evaluar si un mayor margen de ingreso incentiva su instalación.
- Caso 3: Precio del MCS el triple que el de 350 kW. En este escenario se triplica el precio del MCS, lo que permite analizar los límites de rentabilidad y el posible efecto en la estrategia de inversión del sistema.

Tipo de cargador	Precio de recarga caso 1	Precio de recarga caso 2	Precio de recarga caso 3
350 kW	0,17 €/kWh	0,17 €/kWh	0,17 €/kWh
MCS (1000 kW)	0,18 €/kWh	0,34 €/kWh	0,51 €/kWh

Tabla 10. Escenario 2: precios de recarga por tipo de cargador

Estos tres casos permiten examinar cómo el modelo adapta la infraestructura de recarga en función de la política tarifaria y la sensibilidad del beneficio al tipo de cargador empleado.

5.3.1 CÁLCULO DEL PRECIO MEDIO DE REFERENCIA

Los precios unitarios por tipo de cargador se obtienen a partir del Escenario 1 del modelo de optimización, cuyo objetivo es minimizar el coste total de la instalación. Este

coste total incluye la anualidad y los gastos de operación y mantenimiento de los cargadores, así como los costes de la electricidad y de la potencia contratada. Para garantizar, como mínimo, la cobertura del coste total de la instalación, el precio mínimo de recarga se determina de la siguiente manera:

- Coste total de instalación: 8.672.419 €
- Energía total consumida: 51.141.563 kWh

Con estos datos, se obtiene un precio medio de recarga estimado de:

$$p_{recarga} = \frac{Coste\ total}{Energía\ total} \approx 0{,}1696\ €/kWh$$

Ecuación 24. Cálculo del precio de recarga

Este valor representa un punto de equilibrio económico en el que el operador podría cubrir los costes globales del sistema. No obstante, en el modelo final se opta por precios diferenciados, coherentes con estrategias comerciales reales y con las expectativas del mercado para diferentes tipos de servicio.

5.3.2 RESULTADOS DE INSTALACIÓN: NÚMERO DE CARGADORES

5.3.2.1 Caso 1: Precio ligeramente superior del MCS

En este primer caso del Escenario 2, se ha evaluado la estrategia de fijar un precio de recarga para los cargadores MCS ligeramente superior al de los cargadores de 350 kW, con el objetivo de reflejar sus mayores capacidades tecnológicas y operativas sin generar una diferencia económica significativa para los usuarios. El objetivo de este planteamiento es analizar si una ligera variación en la tarifa de recarga puede influir en la adopción de tecnología más avanzada, manteniendo al mismo tiempo una rentabilidad global para el sistema.

La evolución anual del número de cargadores instalados, representada en la primera gráfica, muestra que durante el periodo de análisis se mantiene una instalación progresiva

de cargadores de ambos tipos. Inicialmente, se prioriza la tecnología de 350 kW, con una instalación constante en los primeros años (2025 y 2030). Sin embargo, a partir del año 2033, se observa por primera vez la instalación de un cargador MCS, lo cual indica una transición tecnológica moderada que se va consolidando en los años siguientes.

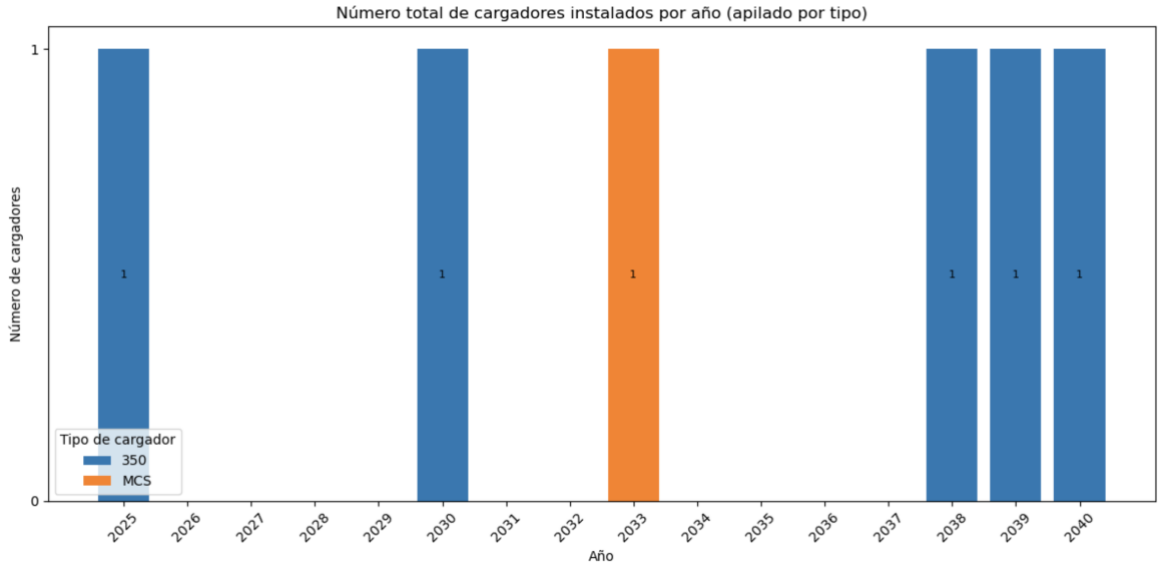


Figura 16. Escenario 2: número de cargadores instalados por año (Caso 1)

La segunda gráfica, que representa el número acumulado de cargadores por año, evidencia con mayor claridad esta tendencia: la tecnología de 350 kW domina el parque de infraestructura durante la mayor parte del periodo, alcanzando cinco unidades instaladas en 2040. Paralelamente, la tecnología MCS acumula una presencia más limitada, con un total de una unidad al finalizar el horizonte temporal del modelo. Este comportamiento confirma que, bajo una política tarifaria de ligera superioridad para los MCS, el modelo considera económicamente más eficiente seguir priorizando la instalación de cargadores de 350 kW en la mayoría de los casos.

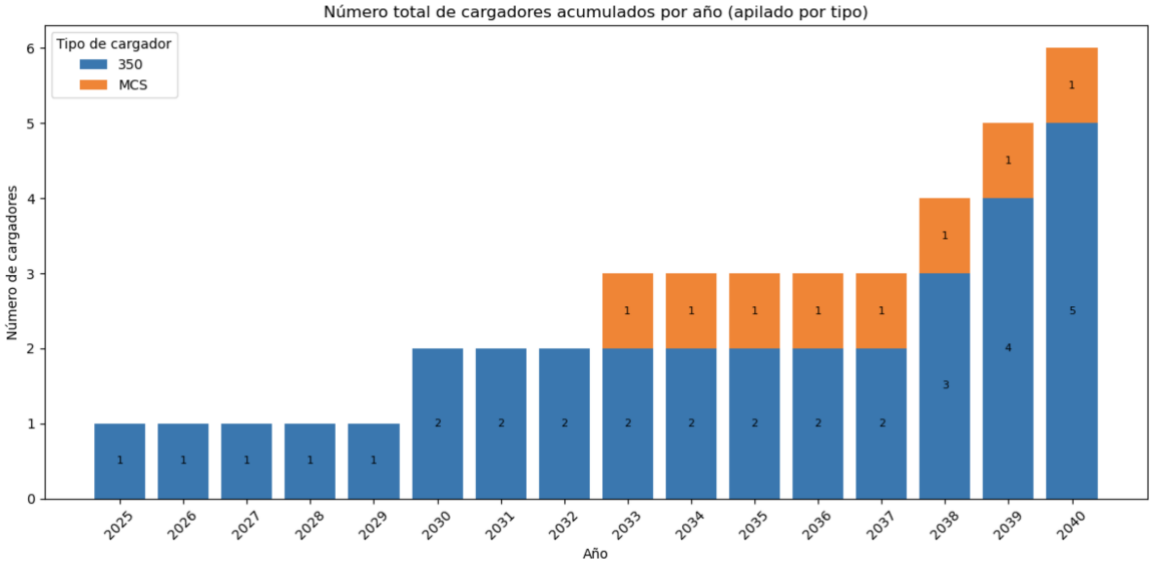


Figura 17. Escenario 2: número de cargadores acumulados por año (Caso 1)

La presencia de ambos tipos de cargadores a lo largo del periodo refleja un enfoque híbrido en la planificación de la infraestructura, permitiendo que convivan tecnologías de distintas capacidades y costes de instalación. Sin embargo, la preferencia predominante por los cargadores de 350 kW sugiere que una diferencia pequeña en el precio de recarga no es suficiente para justificar, desde el punto de vista del modelo de optimización, una mayor inversión en tecnología MCS. Esto permite concluir que, aunque los MCS son considerados, su implantación se limita a contextos en los que su rendimiento o rentabilidad marginal supera a la de los cargadores convencionales.

5.3.2.2 Caso 2: Precio del MCS el doble que el de 350 kW

En este segundo caso del Escenario 2, se ha planteado una estructura tarifaria en la que el precio de recarga aplicado a los cargadores de tipo MCS es el doble del precio establecido para los cargadores de 350 kW. Esta diferencia tarifaria representa un incentivo económico considerable para la instalación de cargadores MCS, dado su mayor margen de rentabilidad potencial. El objetivo del análisis es evaluar cómo esta ventaja competitiva incide en la planificación óptima del sistema desde la perspectiva de la maximización del beneficio.

Las gráficas correspondientes permiten visualizar la evolución temporal de las decisiones de instalación. En primer lugar, en el gráfico de número de cargadores instalados por año, se observa una secuencia de decisiones más espaciadas, en comparación con el Caso 1. Se instala un cargador de tipo 350 kW en el primer año (2025), seguido de una instalación de tipo MCS en 2029. Posteriormente, se registra un nuevo cargador MCS en 2036 y, finalmente, otro cargador de tipo 350 kW en 2040. Esta alternancia y separación temporal indican un enfoque más estratégico por parte del modelo, que optimiza la rentabilidad aprovechando ventanas de oportunidad en las que la relación entre demanda, precios de recarga y costes de operación favorece la instalación de uno u otro tipo de tecnología.

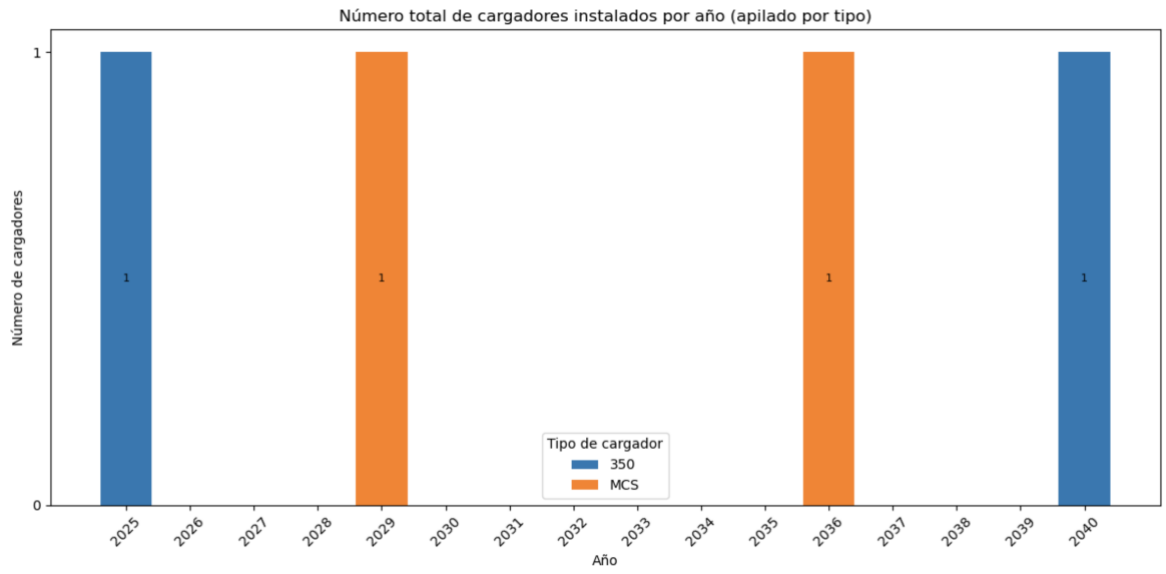


Figura 18. Escenario 2: número de cargadores instalados por año (Caso 2)

Por otro lado, el gráfico acumulado confirma esta evolución: para el año 2040 se alcanza un total de cuatro cargadores instalados, de los cuales dos son de tipo MCS y dos de tipo 350 kW. Esto refleja un equilibrio en la selección tecnológica, donde el modelo reconoce la rentabilidad superior de los cargadores MCS, pero no descarta la utilización de cargadores de 350 kW, que presentan menores costes de instalación.

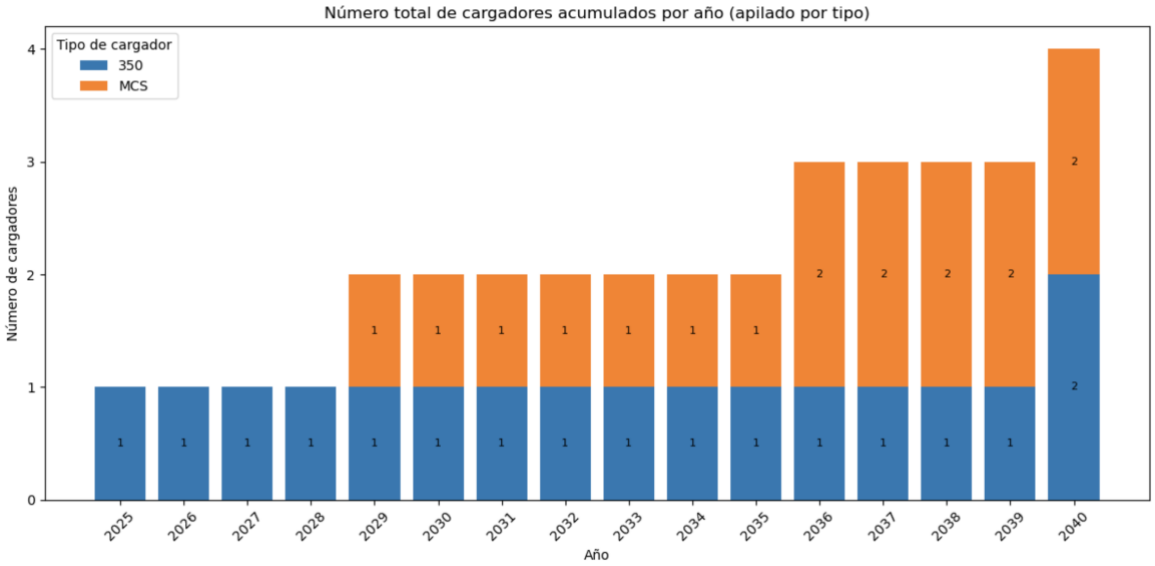


Figura 19. Escenario 2: número de cargadores acumulados por año (Caso 2)

Los resultados muestran que duplicar el precio de recarga del MCS frente al de 350 kW modifica de forma significativa la estrategia óptima de instalación. El modelo responde incorporando progresivamente cargadores MCS en momentos clave, sin abandonar por completo los cargadores de menor potencia, que siguen siendo útiles para cubrir tramos de demanda menos exigentes o con restricciones de capacidad. Este equilibrio evidencia la sensibilidad del sistema ante variaciones tarifarias, subrayando la importancia del diseño de precios como instrumento de planificación e incentivo en el despliegue de infraestructuras de recarga.

5.3.2.3 Caso 3: precio del MCS el triple que el de 350 kW

En este tercer caso del Escenario 2 se ha establecido una diferencia significativa en los precios de recarga entre los dos tipos de cargadores, siendo el del tipo MCS tres veces superior al del cargador de 350 kW. Esta configuración tiene como objetivo explorar el impacto que un precio altamente atractivo para el operador —pero elevado para el usuario— puede tener sobre la estrategia óptima de instalación de infraestructuras de recarga.

Los resultados, representados en las gráficas adjuntas, muestran una clara preferencia por la instalación de cargadores MCS a lo largo del horizonte temporal. Aunque el

despliegue inicial comienza con un cargador de 350 kW en 2025, a partir del año 2027 se observa la introducción progresiva de cargadores MCS, que se mantienen como la opción preferente hasta el final del periodo analizado.

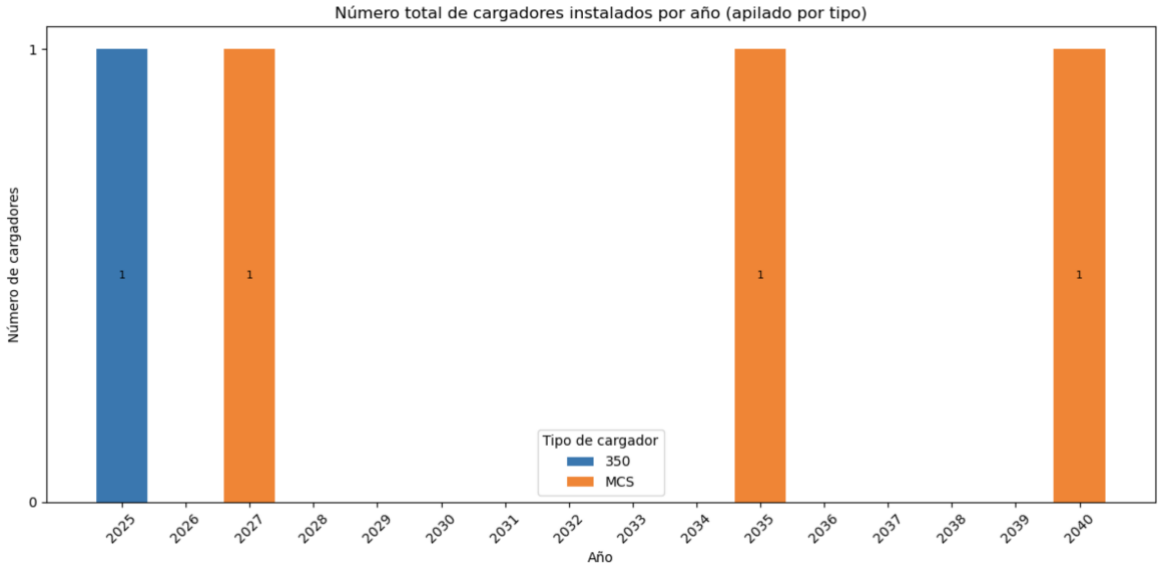


Figura 20. Escenario 2: número de cargadores instalados por año (Caso 3)

En términos acumulados, el número de cargadores MCS instalados alcanza un total de tres unidades en 2040, frente a solo una unidad de cargadores de 350 kW. Esta tendencia indica que, pese al mayor coste para el usuario, el modelo opta por maximizar el beneficio apostando por cargadores que proporcionan mayores ingresos por recarga, incluso si ello implica una potencial reducción en la demanda debida al alto precio.

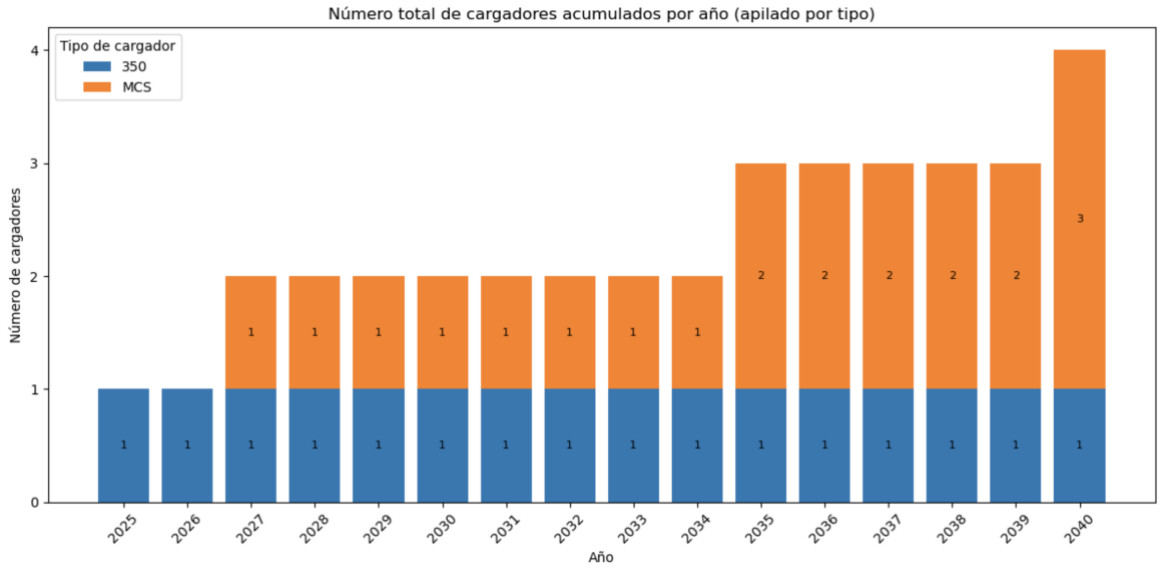


Figura 21. Número de cargadores acumulados por año (Caso 3)

Un aspecto destacable es que el ritmo de instalación se mantiene relativamente constante una vez introducido el MCS, lo que refleja una estrategia estable de explotación de esta ventaja económica. En particular, los años 2027, 2035 y 2040 son claves en la instalación de nuevos puntos de recarga MCS, reforzando la idea de que, bajo un enfoque de maximización del beneficio con precios diferenciales tan marcados, el sistema tiende a favorecer soluciones más rentables a corto y largo plazo.

Este caso demuestra cómo una diferencia pronunciada en el precio de recarga puede alterar significativamente las decisiones de inversión en infraestructura, favoreciendo aquellas alternativas que, aunque más costosas para el usuario final, resultan más lucrativas para el sistema.

5.3.3 RESULTADOS DE OPERACIÓN

5.3.3.1 Caso 1: precio ligeramente superior del MCS

En este primer caso del Escenario 2, en el que se plantea un precio de recarga del cargador MCS solo ligeramente superior al del cargador de 350 kW, se ha obtenido un comportamiento operativo especialmente revelador. Los resultados muestran que

aproximadamente se satisface un 85% del total de la demanda a lo largo de todo el horizonte temporal. Este hallazgo es significativo, ya que indica que el modelo, al buscar la maximización del beneficio total, opta de manera natural por cubrir gran parte de la demanda disponible.

La gráfica presentada ilustra de forma clara cómo se distribuye el consumo energético entre los dos tipos de cargadores en cada año del periodo 2025–2040. Durante los primeros años del análisis, el consumo es cubierto exclusivamente por los cargadores de 350 kW, los cuales se instalan de forma inicial antes de la introducción progresiva del tipo MCS. Esta situación se mantiene hasta 2032, momento a partir del cual se observa una transición marcada en la participación de cada tecnología.

Desde 2033 en adelante, los cargadores MCS comienzan a asumir un papel dominante en el suministro de energía. En 2034, por ejemplo, prácticamente el 100 % de la energía consumida corresponde a cargadores MCS. Este dominio se mantiene en los años siguientes, con porcentajes superiores al 85 % entre 2035 y 2039. Sin embargo, hacia el final del periodo, especialmente en 2040, se aprecia un repunte en la participación de los cargadores de 350 kW, que alcanzan un 17,2 % del consumo energético, lo que puede interpretarse como una diversificación estratégica de la infraestructura para maximizar el uso eficiente de ambos tipos de tecnologías.

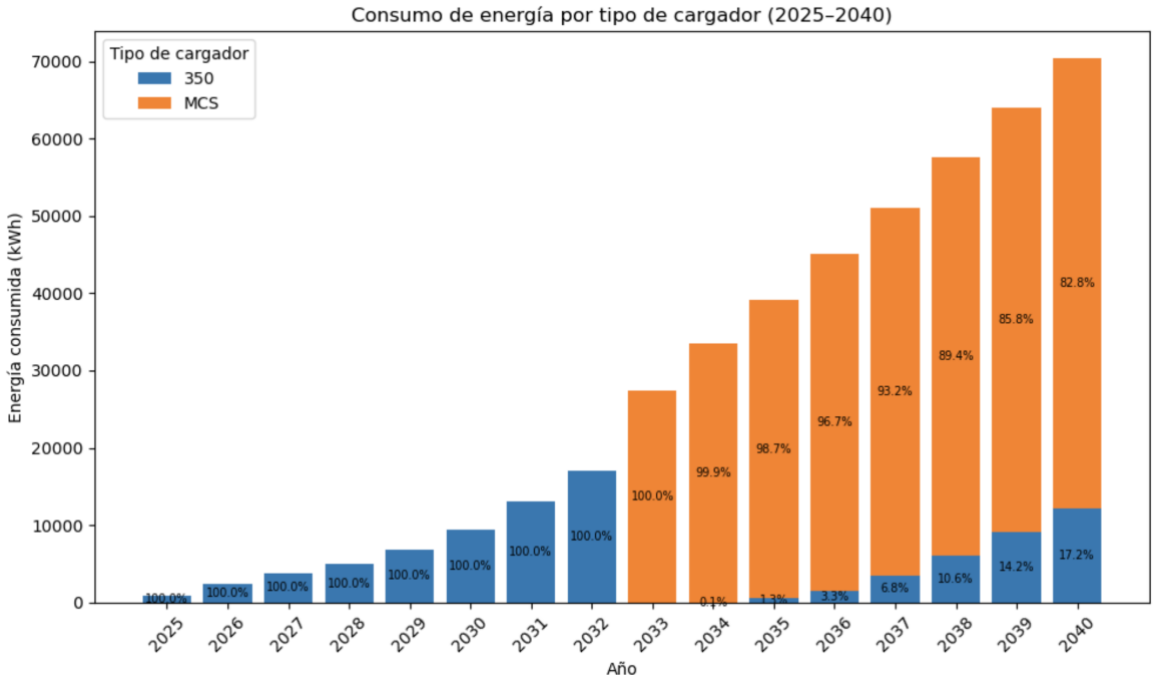


Figura 22. Escenario 2: consumo de energía anual por tipo de cargador (Caso 1)

Este patrón operativo pone de manifiesto cómo el sistema, en un entorno de precios relativamente similares entre ambas tecnologías, tiende a favorecer de forma creciente los cargadores MCS por su mayor capacidad de generar beneficios marginales, sin dejar de cubrir completamente la demanda energética del sistema. Además, el hecho de que ambos tipos de cargadores coexistan en varios años sugiere que la complementariedad técnica y económica de las dos soluciones puede ser explotada para mejorar el rendimiento global del sistema.

Este caso demuestra que un pequeño diferencial en los precios puede no ser suficiente para eliminar la presencia de uno de los tipos de cargadores, y que el modelo tiende a adoptar una estrategia operativa equilibrada que prioriza la rentabilidad, pero sin descuidar la cobertura total de la demanda ni el aprovechamiento de la infraestructura disponible.

5.3.3.2 Caso 2: precio del MCS el doble que el de 350 kW

En el segundo caso del Escenario 2, se analiza el comportamiento del sistema cuando el precio de recarga del cargador MCS es el doble que el del cargador de 350 kW. Los resultados muestran que se satisface prácticamente toda la demanda, un 96% de esta a lo largo de todo el horizonte temporal. Este hecho es relevante, ya que sugiere que el modelo, al maximizar el beneficio total, identifica de manera óptima que cubrir casi completamente la demanda es la estrategia más rentable.

La gráfica presentada ilustra la evolución del consumo energético por tipo de cargador a lo largo del periodo 2025–2040. En los primeros años, concretamente de 2025 a 2028, el consumo es cubierto íntegramente por los cargadores de 350 kW. Sin embargo, a partir de 2029 se produce un cambio drástico, con una adopción masiva del cargador MCS, que llega a cubrir el 100 % del consumo energético en múltiples años consecutivos. Este dominio se mantiene hasta el final del periodo, con valores que oscilan entre el 98,7 % y el 100 %, salvo ligeras excepciones en 2034, 2035, 2039 y 2040, en los que el cargador de 350 kW recupera una participación marginal (entre 0,1 % y 1 % del total consumido).

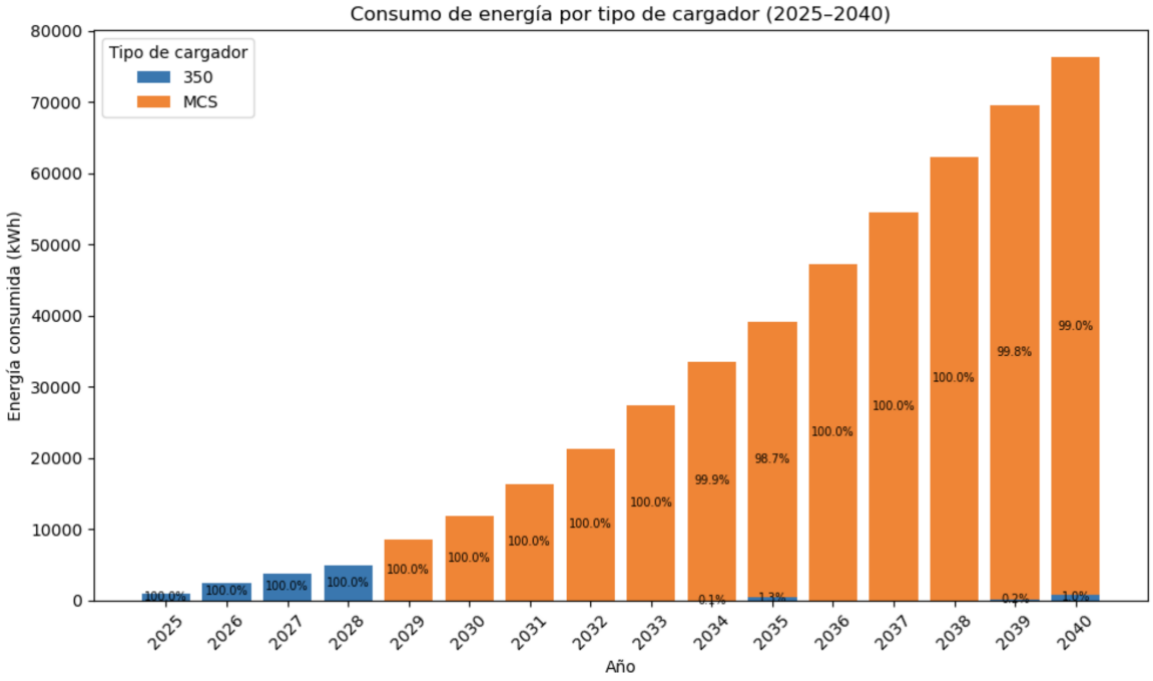


Figura 23. Escenario 2: consumo de energía anual por tipo de cargador (Caso 2)

Este comportamiento operativo resulta especialmente significativo si se considera el doble precio del MCS. La fuerte preferencia por este tipo de cargador, pese a su mayor coste para el usuario, indica que el modelo prevé una demanda dispuesta a pagar un sobreprecio a cambio de tiempos de carga más reducidos u otras ventajas asociadas a esta tecnología. En otras palabras, la alta rentabilidad esperada del cargador MCS justifica su uso prácticamente exclusivo durante la mayor parte del horizonte analizado.

Además, el hecho de que los cargadores de 350 kW solo participen de manera puntual y minoritaria refuerza la idea de que su uso se reserva para situaciones muy específicas en las que su menor precio pueda ofrecer una ventaja competitiva marginal, o para cubrir excedentes de demanda en años con infraestructura limitada.

Este caso confirma que la maximización del beneficio puede llevar al sistema a apostar casi por completo por tecnologías más costosas cuando estas permiten capturar mayor valor económico. Asimismo, la cobertura total de la demanda, lograda sin ser una obligación del

modelo, evidencia la robustez de la solución y su alineación con los objetivos operativos de un sistema eficiente y rentable.

5.3.3.3 Caso 3: precio del MCS el triple que el de 350 kW

En este tercer caso del Escenario 2, se plantea un escenario extremo en el que el precio de recarga del cargador MCS es tres veces mayor que el del cargador de 350 kW. Esta condición permite evaluar hasta qué punto el sistema estaría dispuesto a favorecer el uso de cargadores MCS en la búsqueda de maximizar el beneficio total. De forma análoga al caso anterior, los resultados muestran que se satisface prácticamente el total de la demanda, un 98% de esta a lo largo de todo el horizonte temporal. Este hallazgo confirma, una vez más, que el modelo considera que cubrir la demanda casi por completo es óptimo desde el punto de vista económico.

La gráfica permite observar con claridad el comportamiento operativo del sistema entre los años 2025 y 2040. En los dos primeros años, el consumo energético es cubierto exclusivamente por cargadores de 350 kW. No obstante, a partir de 2027 se produce un cambio radical: el cargador MCS comienza a asumir el 100 % de la demanda energética, incluso manteniéndose esa tendencia en los años posteriores a pesar de su elevado precio relativo. Esta supremacía del MCS se prolonga de forma ininterrumpida hasta el final del periodo, con la única excepción del año 2034, en el que el cargador de 350 kW participa de forma marginal con apenas el 0,1 % de la energía consumida.

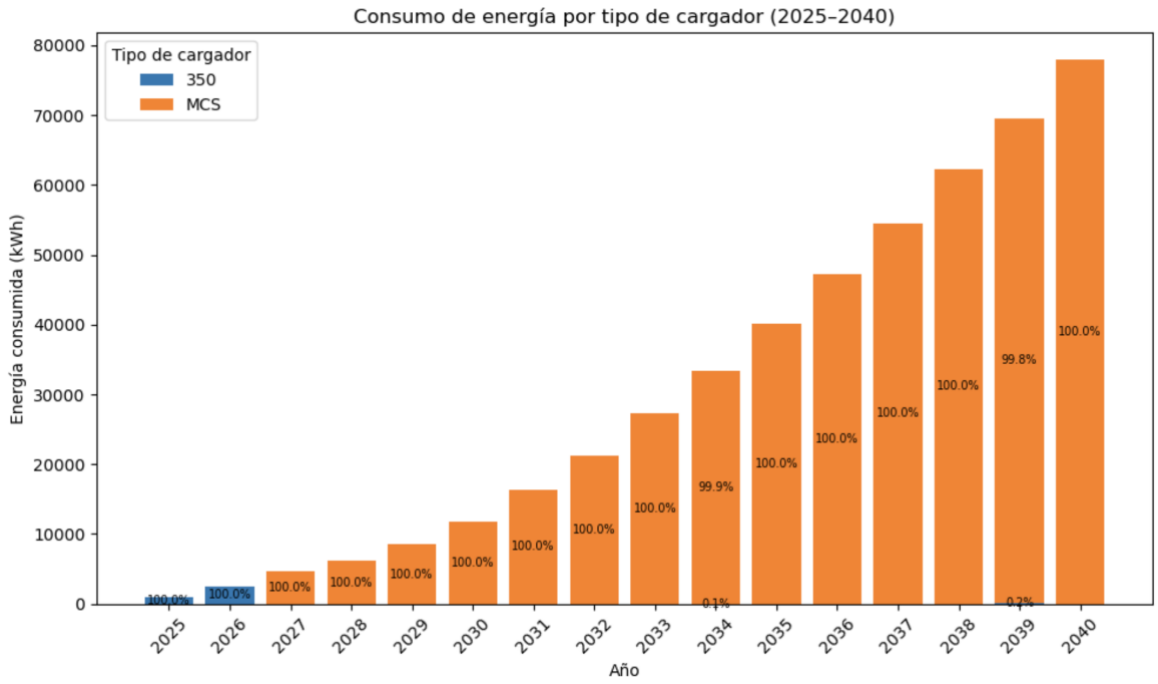


Figura 24. Escenario 2: consumo de energía anual por tipo de cargador (Caso 3)

Este comportamiento revela una conclusión clave: incluso con un precio tres veces superior, el cargador MCS sigue siendo la opción más rentable para el sistema en la gran mayoría de los años. Esto sugiere que las ventajas operativas del MCS —como tiempos de carga más cortos y mayor eficiencia en la atención de la demanda— compensan sobradamente su mayor coste de uso. El sistema opta por priorizar los ingresos generados por la demanda dispuesta a pagar más por un servicio superior, antes que por reducir costes a través de tecnologías más económicas, pero menos eficientes.

Este caso confirma el poder de atracción del cargador MCS, incluso en condiciones de precio adversas. Además, la cobertura total de la demanda, conseguida de forma espontánea sin necesidad de imposición, refuerza la validez y robustez de la solución obtenida por el modelo. Así, el análisis demuestra que maximizar el beneficio total lleva a una operación del sistema intensiva en cargadores MCS, lo que tiene implicaciones importantes para decisiones de inversión y planificación tecnológica futura.

5.3.4 ANÁLISIS ECONÓMICO

5.3.4.1 Caso 1: precio ligeramente superior del MCS

En este caso, correspondiente al Escenario 2, se ha analizado el comportamiento económico del sistema cuando el precio de recarga del cargador MCS es apenas superior al del cargador de 350 kW. A pesar de esta diferencia moderada en el precio, el modelo ha logrado generar un beneficio total de 135.885 €, lo cual demuestra que incluso con precios competitivos es posible alcanzar una operación rentable del sistema.

Los ingresos totales por recargas ascendieron a 7.505.689 €, mientras que los costes operativos y de infraestructura se desglosan en tres grandes bloques:

- Costes totales de electricidad: 4.835.533 €
- Costes totales de cargadores: 2.334.853 €
- Costes totales por potencia contratada: 99.709 €

Estos datos reflejan que el coste de la electricidad representa la mayor parte de los gastos del sistema, seguido por el coste de adquisición e instalación de los cargadores, y finalmente por el coste derivado de la potencia contratada.

La figura adjunta, correspondiente al año 2035, ofrece una representación visual de la distribución de costes para ese año mediante un diagrama de Pareto. En dicho año, el coste de la electricidad alcanza los 487.048 €, lo que supone el 70 % del total anual. A este le sigue el coste de los cargadores con 200.381 € (28,8 %), y, por último, el coste de potencia contratada con 8.232 €, equivalente a un 1,2 %. La curva acumulada resalta de forma clara esta jerarquía, situando el punto de inflexión entre electricidad y cargadores.

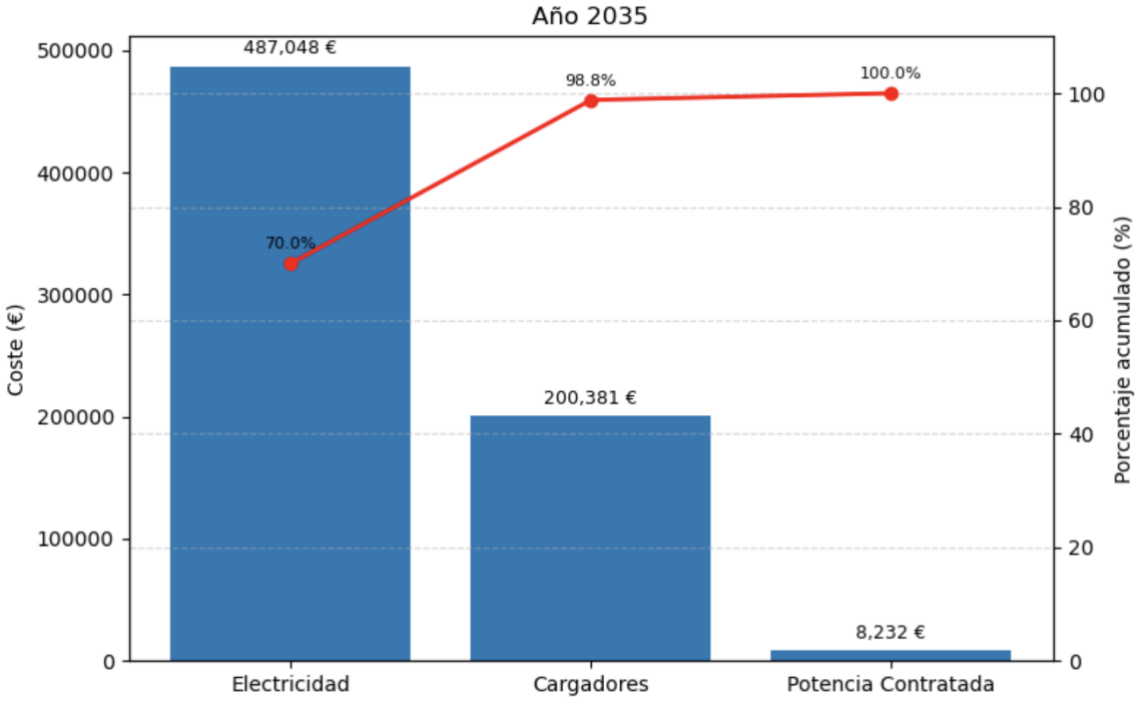


Figura 25. Escenario 2: gráfico de Pareto con análisis de costes año 2035 (Caso 1)

Este análisis pone de manifiesto que la estructura de costes del sistema está fuertemente condicionada por el precio de la energía, lo que puede suponer un factor limitante para la rentabilidad, especialmente si los precios eléctricos aumentan. Por otro lado, el hecho de que los ingresos superen el conjunto de los costes, aunque con un margen reducido, indica que la estrategia de establecer un precio ligeramente superior para el MCS permite mantener la competitividad y cubrir adecuadamente la demanda.

Este caso demuestra que es viable obtener beneficios moderados en un escenario donde se prioriza una política de precios ajustados. No obstante, para maximizar la rentabilidad, resultará clave optimizar la eficiencia energética del sistema y explorar estrategias de reducción de costes, en particular en lo referente al suministro eléctrico.

5.3.4.2 Caso 2: precio del MCS el doble que el de 350 kW

En este segundo caso del Escenario 2 se analiza el impacto económico de duplicar el precio de recarga del cargador MCS respecto al del cargador de 350 kW. Esta estrategia de tarificación permite aprovechar el mayor valor percibido del servicio ultra-rápido, traduciéndose en una notable mejora de los resultados financieros del sistema. Concretamente, se obtiene un beneficio total de 5.751.747 €, lo que representa una rentabilidad significativamente superior a la observada en el Caso 1.

Los ingresos totales por recargas ascienden a 14.761.810 €, lo que más que duplica los ingresos del caso anterior. Esta mejora en la facturación ha permitido absorber cómodamente los costes asociados, que se distribuyen de la siguiente manera:

- Costes totales de electricidad: 6.135.966 €
- Costes totales de cargadores: 2.674.679 €
- Costes totales por potencia contratada: 99.709 €

Al observar la distribución de costes en el año representativo de 2035, representada en el gráfico de Pareto adjunto, se aprecia claramente que la electricidad continúa siendo el principal componente de coste, con 487.048 €, equivalente al 74,6 % del total. Le sigue el coste de los cargadores con 157.334 € (24,1 %) y, en menor medida, la potencia contratada, que representa solo el 1,3 %, con un importe de 8.232 €.

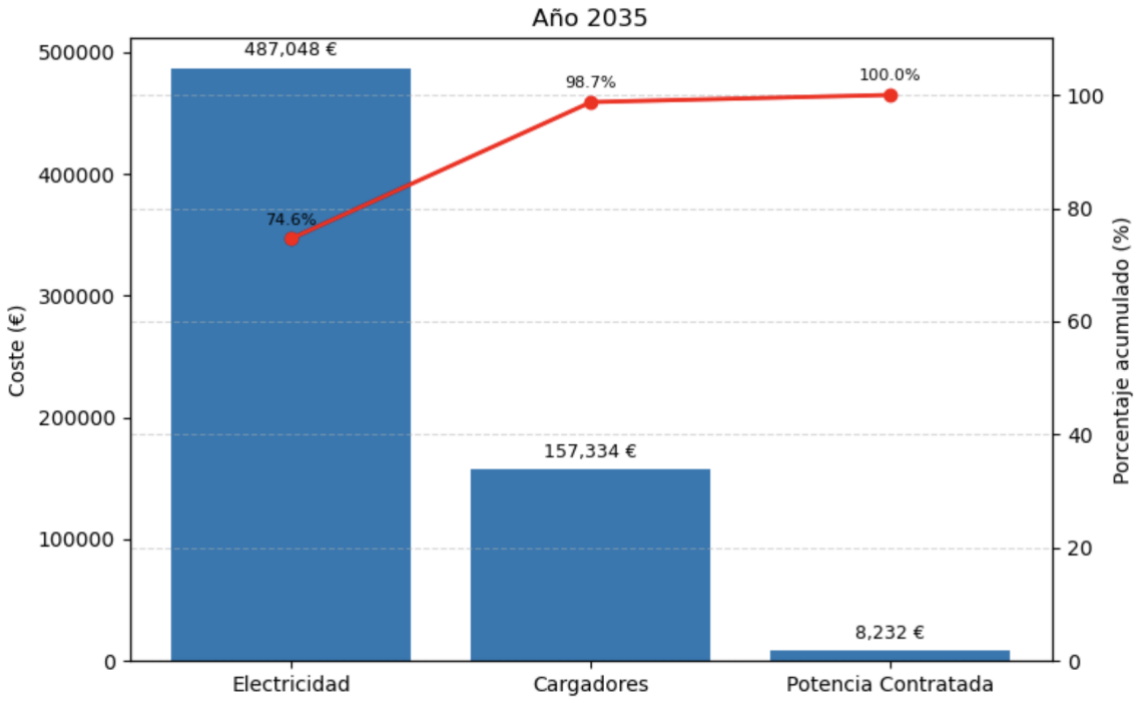


Figura 26. Escenario 2: gráfico de Pareto con análisis de costes año 2035 (Caso 2)

Este patrón de distribución subraya una constante en todos los escenarios: la electricidad constituye el factor económico más determinante, lo que refuerza la importancia de políticas de eficiencia energética o acuerdos favorables de suministro. Sin embargo, gracias al aumento de precios del MCS, la proporción de beneficios sobre ingresos mejora de forma sustancial, lo que evidencia el alto margen de rentabilidad que puede alcanzarse cuando se aplica una diferenciación tarifaria eficaz.

Este segundo caso confirma que una política de precios que reconozca el valor añadido del servicio MCS puede ser económicamente muy ventajosa. El sistema no solo mantiene su viabilidad operativa, sino que maximiza los ingresos y los beneficios, sin necesidad de alterar significativamente la estructura de costes. Se trata, por tanto, de una opción estratégica altamente recomendable en términos de sostenibilidad económica del modelo.

5.3.4.3 Caso 3: precio del MCS el triple que el de 350 kW

En este tercer caso del Escenario 2, se analiza el impacto económico de fijar un precio de recarga para el cargador MCS tres veces superior al del cargador de 350 kW. Esta estrategia de tarificación intensiva tiene como objetivo maximizar el beneficio del sistema aprovechando la mayor disposición a pagar de los usuarios por servicios de carga ultra-rápida. Los resultados obtenidos confirman la eficacia de esta política de precios, con un beneficio total acumulado de 16.209.964 €, lo que supone un rendimiento económico excepcional en comparación con los casos anteriores.

Los ingresos totales por recargas alcanzan los 25.820.977 €, impulsados por el alto precio del servicio MCS, mientras que los costes totales del sistema se reparten del siguiente modo:

- Costes de electricidad: 6.322.817 €
- Costes de cargadores: 3.088.780 €
- Costes de potencia contratada: 99.709 €

La distribución de costes para el año 2035, representada en el gráfico de Pareto adjunto, refleja una estructura similar a los escenarios anteriores, aunque con un ligero aumento en el peso relativo de los cargadores. El coste de la electricidad se mantiene como el componente principal, con 526.565 €, representando un 65,3 % del total. El coste de los cargadores, por su parte, asciende a 271.621 € (33,7 %), mientras que el de potencia contratada sigue siendo marginal, con 8.232 € (1,0 %).

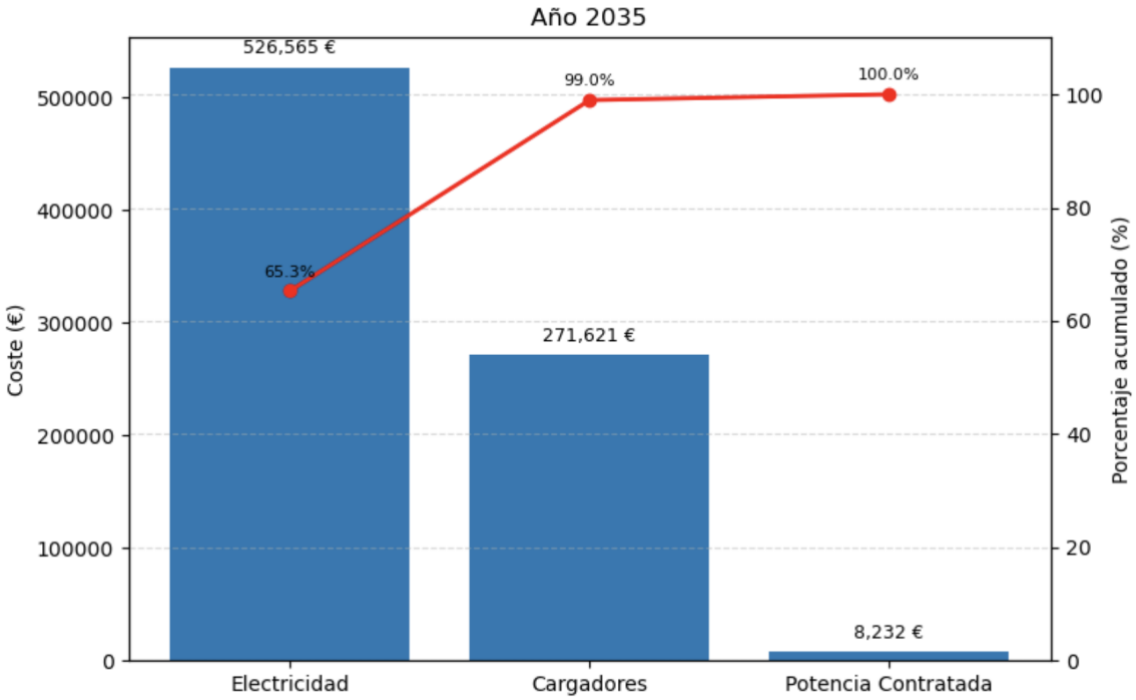


Figura 27. Escenario 2: gráfico de Pareto con análisis de costes año 2035 (Caso 3)

Este cambio en la composición de costes está relacionado con la mayor cantidad de cargadores MCS instalados para captar ingresos, lo que eleva su peso relativo dentro de la inversión. Sin embargo, el efecto sobre el balance general es claramente positivo, ya que el incremento en los ingresos más que compensa cualquier aumento en costes.

Este caso pone de manifiesto que una estrategia de tarificación diferenciada, alineada con la percepción de valor del usuario, puede potenciar significativamente la rentabilidad del sistema. La combinación de una estructura de costes controlada y un modelo de ingresos optimizado por precios premium permite no solo garantizar la sostenibilidad económica de la instalación, sino también maximizar su margen de beneficio. Así, este escenario representa el modelo económicamente más eficaz de los analizados.

5.4 ESCENARIO 3: MAXIMIZACIÓN DEL BENEFICIO TOTAL DEL SISTEMA REGULANDO EL CONSUMO ENERGÉTICO POR TIPO DE CARGADOR

En este escenario, se mantiene el objetivo de maximizar el beneficio total del sistema, pero se incorpora una nueva condición: la regulación del consumo energético en función del tipo de cargador. Es decir, se impone al modelo una distribución específica del uso energético entre los cargadores de 350 kW y los cargadores MCS. Esta aproximación permite explorar cómo las preferencias de diferentes consumidores pueden influir tanto en la rentabilidad del sistema como en las decisiones de instalación y operación. Para ello, se han definido tres casos de estudio que representan diferentes políticas de reparto energético:

- Caso 1: reparto equitativo (50-50) – La energía consumida se divide a partes iguales entre ambos tipos de cargador.
- Caso 2: predominio del cargador de 350 kW (75-25) – El 75 % de la energía es consumida por los cargadores de 350 kW y el 25 % por los MCS.
- Caso 3: predominio del cargador MCS (75-25) – El 75 % de la energía es consumida por los cargadores MCS y el 25 % por los de 350 kW.

A través del análisis de estos tres escenarios, se busca evaluar cómo impacta el control sobre la asignación del consumo en la eficiencia operativa, la distribución de la infraestructura de carga y el resultado económico del sistema.

5.4.1 RESULTADOS DE INSTALACIÓN: NÚMERO DE CARGADORES

5.4.1.1 Caso 1: reparto equitativo (50-50)

En este primer caso del Escenario 3 se impone al modelo una restricción que exige que la energía consumida se reparta de manera equitativa entre ambos tipos de cargadores, es decir, un 50% para los cargadores de 350 kW y un 50% para los cargadores MCS. Este enfoque busca promover una implementación balanceada de tecnologías, permitiendo evaluar cómo responde el sistema ante una distribución forzada del consumo energético.

Los resultados obtenidos muestran que la instalación de cargadores sigue una pauta alternada y equilibrada. Tal como se aprecia en la primera gráfica, el número de cargadores instalados por año oscila entre uno y dos, distribuyéndose de forma equitativa entre ambos tipos. Por ejemplo, en los años 2025 y 2027 se instala un único cargador de 350 kW y MCS, respectivamente. A partir de 2035 se observa un repunte en la instalación, con dos cargadores instalados por año (uno de cada tipo) hasta 2040, reflejando el aumento progresivo de la demanda energética y la necesidad de capacidad adicional en el sistema.

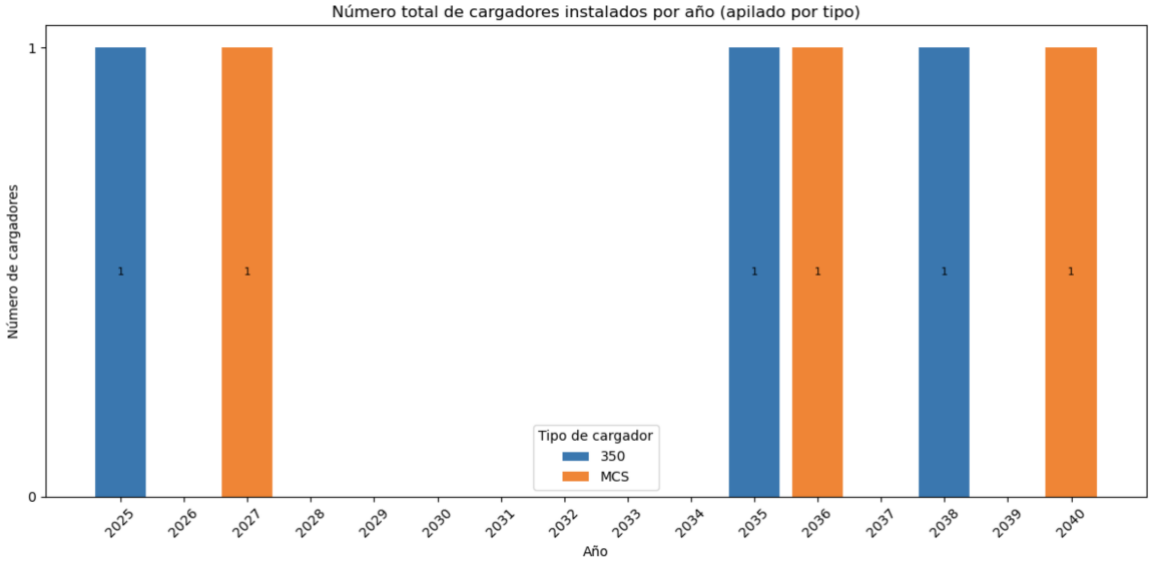


Figura 28. Escenario 3: número de cargadores instalados por año (Caso 1)

La gráfica acumulada confirma esta tendencia: al final del periodo de análisis, se han instalado un total de seis cargadores, tres de 350 kW y tres MCS. Esta simetría en la acumulación evidencia que la restricción impuesta ha sido respetada durante todo el horizonte temporal. En conjunto, el modelo ha optado por un despliegue progresivo y simétrico de infraestructura, asegurando una cobertura de la demanda alineada con el objetivo de equidad en el consumo energético. Este resultado permite concluir que, bajo condiciones reguladas de reparto, es posible mantener un crecimiento armónico en la infraestructura sin favorecer un tipo de cargador sobre otro.

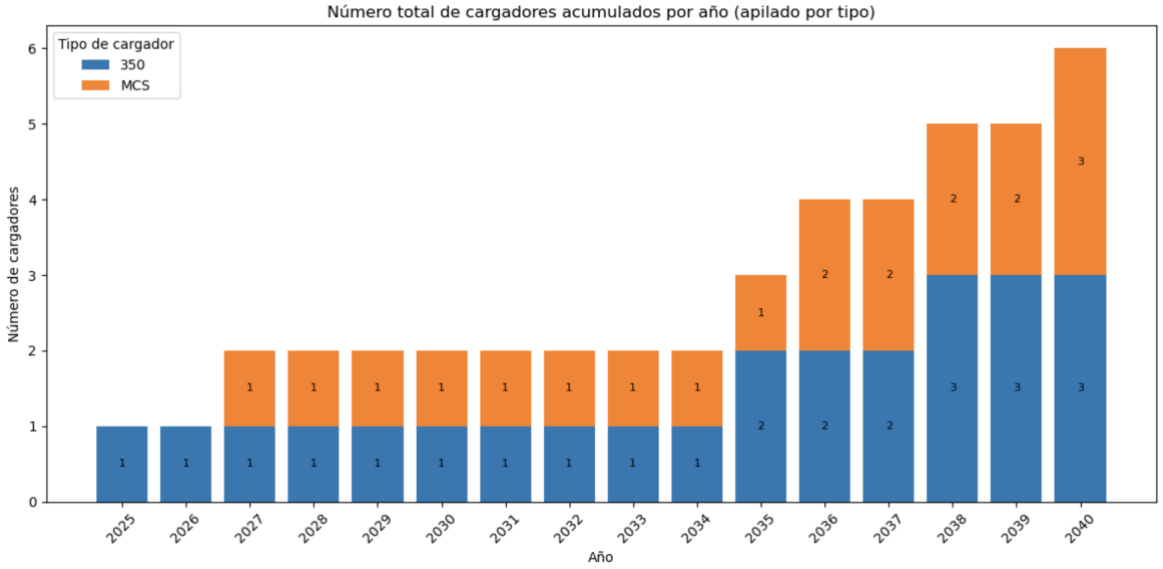


Figura 29. Escenario 3: número de cargadores acumulados por año (Caso 1)

5.4.1.2 Caso 2: predominio del cargador de 350 kW (75-25)

En este segundo caso del Escenario 3 con regulación del consumo energético, se ha establecido que el 75 % de la energía total sea suministrada por cargadores de 350 kW, mientras que el 25 % restante se asigne a cargadores MCS. Esta directriz se traduce en una clara preferencia por la instalación del tipo de cargador de menor potencia, lo cual influye directamente en la estrategia de despliegue a lo largo del horizonte temporal del estudio.

Tal como se observa en la primera gráfica, el modelo sigue una dinámica de instalación gradual, comenzando con un cargador de 350 kW en 2025 y uno MCS en 2027. A partir de 2033, la instalación de cargadores se intensifica con una clara preferencia por los de 350 kW, los cuales se instalan de manera más frecuente en los años siguientes. En particular, se observa que, en 2033, 2035 y 2039 se instala un cargador de 350 kW cada año, mientras que sólo en 2040 se añade un segundo cargador MCS.

Figura 30. Escenario 3: número de cargadores instalados por año (Caso 2)

Este patrón se refleja de forma acumulada en la segunda gráfica, donde se puede apreciar que, al finalizar el periodo (año 2040), se han instalado un total de cuatro cargadores de 350 kW frente a únicamente dos cargadores MCS. Esta distribución confirma la prioridad operativa otorgada al cargador de menor coste unitario por energía suministrada, en coherencia con la proporción de reparto energético impuesta.

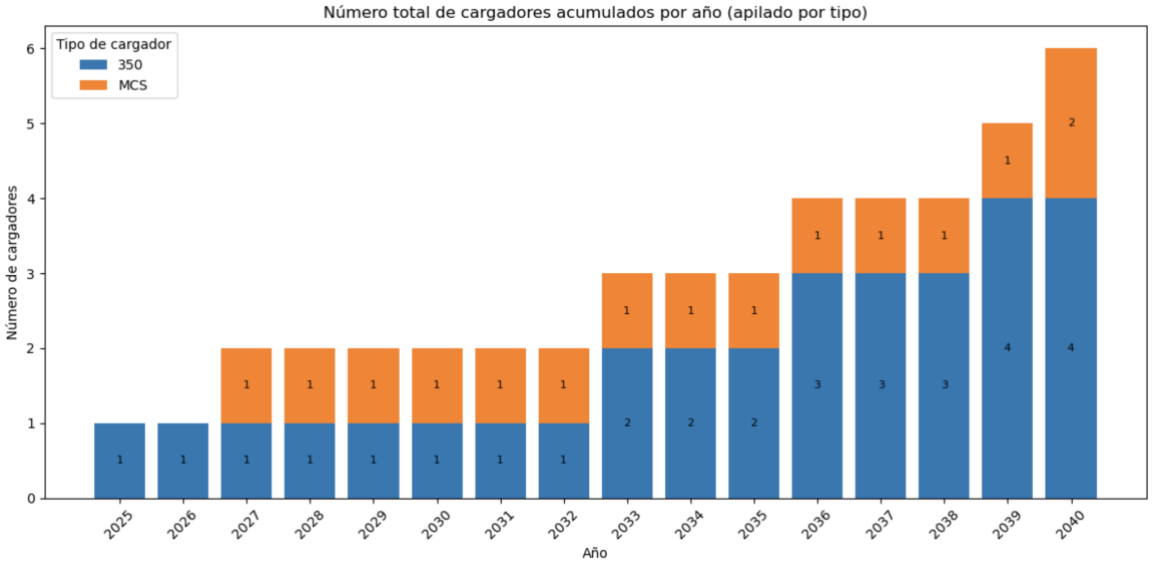


Figura 31. Escenario 3: número de cargadores acumulados por año (Caso 2)

Los resultados muestran cómo la regulación del consumo energético puede condicionar de manera significativa el ritmo y la composición del despliegue tecnológico, incluso en contextos de maximización del beneficio. A través de este caso, se pone de manifiesto el impacto que tienen las decisiones estratégicas sobre el equilibrio entre tipos de cargadores y la planificación de su instalación a lo largo del tiempo.

5.4.1.3 Predominio del cargador MCS (75-25)

En este tercer caso del Escenario 3, se ha supuesto que el cargador MCS será el responsable de consumir el 75 % de la energía total, mientras que el cargador de 350 kW asumirá únicamente el 25 %. Esta hipótesis implica una estrategia orientada a maximizar el aprovechamiento de los cargadores más potentes, en este caso los MCS, lo cual repercute directamente en la planificación de la instalación.

En la primera gráfica se observa la evolución del número de cargadores instalados anualmente según su tipo. Desde el año 2025 se alterna la incorporación de cargadores de ambos tipos, comenzando con uno de 350 kW en 2025 y uno MCS en 2027. A partir de 2036, únicamente se instalan dos cargadores más MCS.

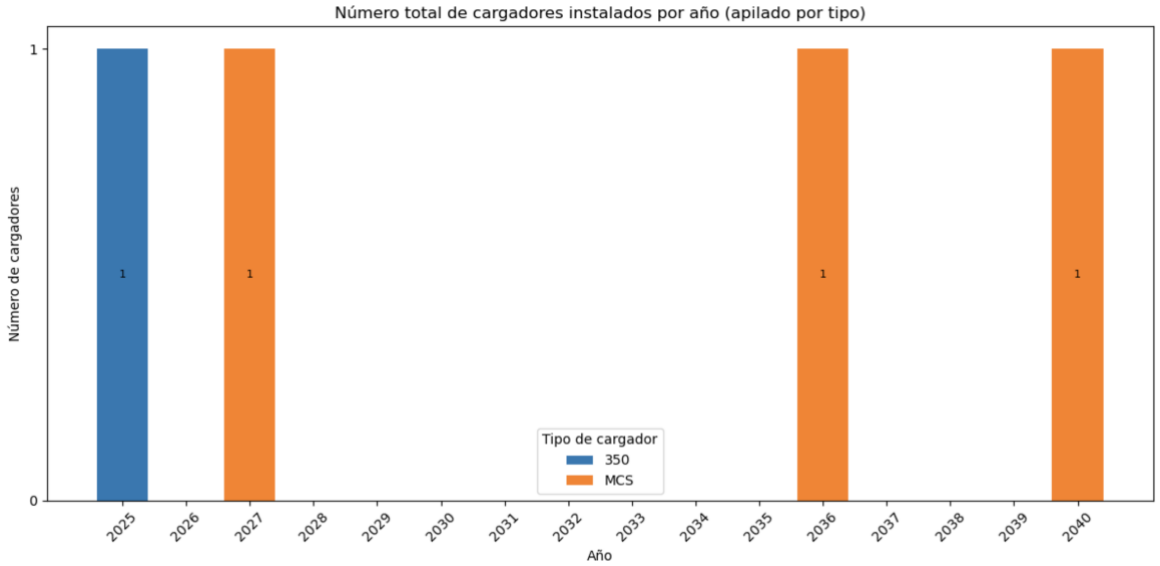


Figura 32. Escenario 3: número de cargadores instalados por año (Caso 3)

La gráfica acumulada refuerza esta tendencia. Se constata que, mientras el número de cargadores de 350 kW permanece estancado en 1 unidad desde 2025 hasta 2040, el número acumulado de cargadores MCS crece de manera más significativa. A partir de 2036 se produce una aceleración en el despliegue de este tipo de cargador, pasando de 1 a 3 unidades en apenas cinco años. Así, al cierre del horizonte temporal (2040), el total acumulado alcanza las 4 unidades para los cargadores MCS, frente a una única unidad de cargador de 350 kW.

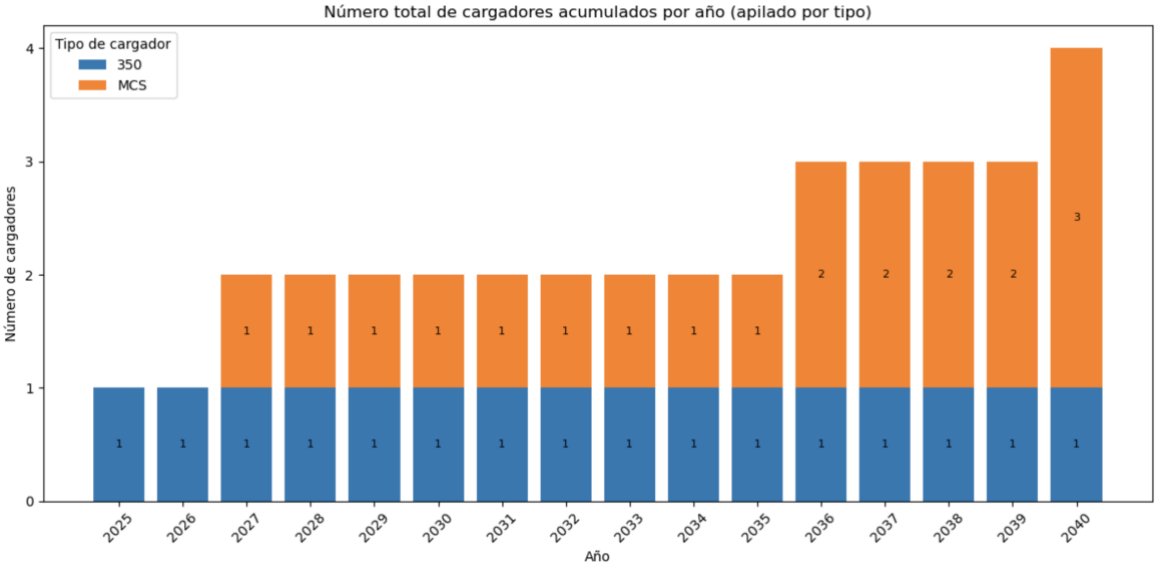


Figura 33. Escenario 3: número de cargadores acumulados por año (Caso 3)

Este comportamiento es coherente con el planteamiento del caso, ya que al exigir un consumo energético mayor al cargador MCS, el sistema tiende a favorecer su instalación para poder satisfacer esa demanda. En términos de planificación, este caso podría reflejar una apuesta por la tecnología más avanzada o una adaptación a un contexto en el que los usuarios demandan tiempos de carga ultrarrápidos. Sin embargo, también puede implicar mayores costes de adquisición y operación, por lo que será necesario analizar los resultados económicos con detalle en apartados posteriores.

5.4.2 RESULTADOS DE OPERACIÓN

5.4.2.1 Caso 1: reparto equitativo (50-50)

En el primer caso analizado del Escenario 3, se impone una distribución equitativa del consumo energético entre los dos tipos de cargadores disponibles, de modo que tanto los cargadores de 350 kW como los MCS absorben, cada uno, el 50 % de la demanda energética total en cada año. Este planteamiento tiene como objetivo explorar una estrategia balanceada que permita aprovechar de forma homogénea la infraestructura instalada, sin favorecer ningún tipo de cargador en particular.

La gráfica presentada muestra de manera clara esta distribución constante. A partir del año 2027, momento en el que se cuenta con al menos un cargador de cada tipo, se alcanza el reparto simétrico deseado, que se mantiene estable hasta el final del horizonte temporal (año 2040). A lo largo de este periodo, el consumo de energía total se incrementa año tras año, reflejando el crecimiento de la demanda general del sistema. Sin embargo, en todos los años representados, la proporción entre ambos tipos de cargador permanece invariable en 50 %, lo cual indica un control efectivo sobre la asignación del consumo.

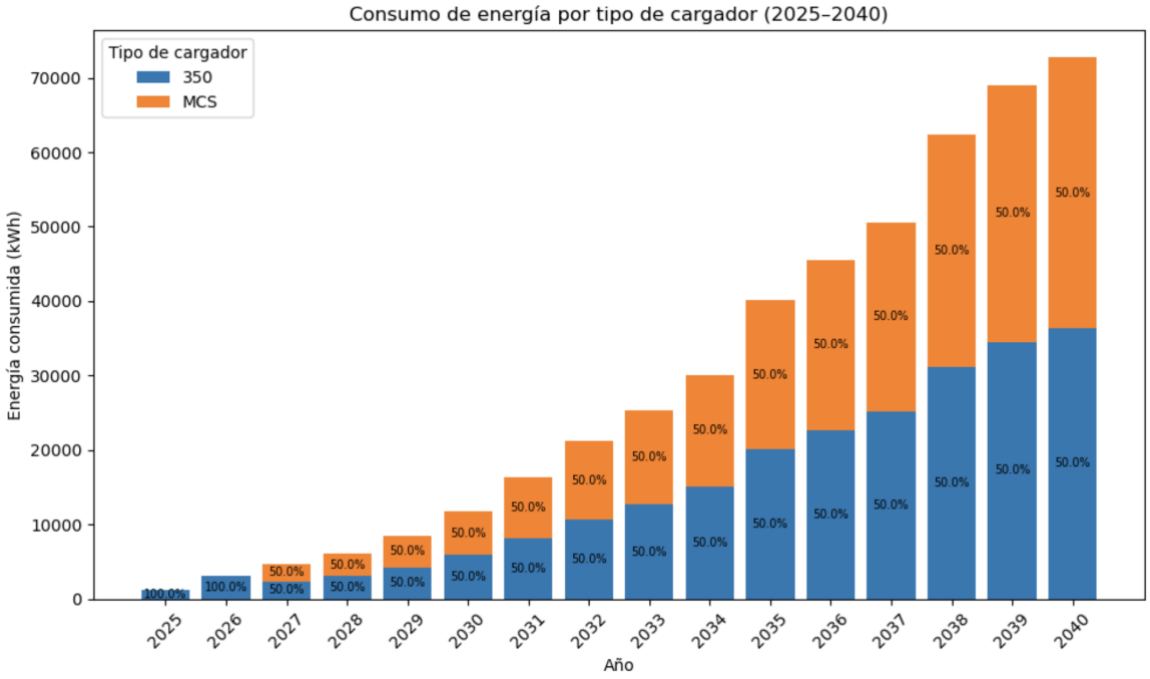


Figura 34. Escenario 3: consumo de energía anual por tipo de cargador (Caso 1)

Un hallazgo relevante en este escenario es que se logra cubrir un 98 % de la demanda total estimada a lo largo del periodo de análisis. Este resultado sugiere que una estrategia de reparto equitativo no solo es viable desde el punto de vista técnico-operativo, sino también eficiente en términos de cobertura del servicio. El sistema es capaz de responder de forma satisfactoria al incremento progresivo de la demanda sin presentar cuellos de botella o limitaciones significativas asociadas a una sobreutilización o subutilización de uno de los tipos de cargador.

Este caso demuestra que un enfoque balanceado puede resultar robusto y eficaz, proporcionando un buen punto de partida para estrategias operativas más complejas que busquen optimizar el beneficio o adaptar el sistema a cambios futuros en los patrones de uso o en la tecnología de los cargadores.

5.4.2.2 Caso 2: predominio del cargador de 350 kW (75-25)

En este segundo caso del Escenario 3, se plantea una estrategia operativa en la que el 75 % de la energía demandada es suministrada por cargadores de 350 kW, mientras que el

25 % restante se asigna a cargadores MCS. Este enfoque busca priorizar el uso de los cargadores más consolidados tecnológicamente, con una mayor eficiencia energética por unidad de potencia instalada, y que presentan, en muchos casos, una mejor relación coste-beneficio a medio plazo.

La gráfica mostrada refleja con claridad esta distribución asimétrica y controlada a lo largo del periodo 2025–2040. A partir del año 2027, cuando ambos tipos de cargador están presentes en el sistema, se consolida el reparto 75-25, que se mantiene constante hasta el final del horizonte temporal. El consumo de energía total aumenta de forma progresiva, impulsado por el crecimiento sostenido de la demanda global del sistema, mientras que las proporciones relativas entre los tipos de cargador permanecen invariables gracias a una gestión energética predefinida y bien estructurada.

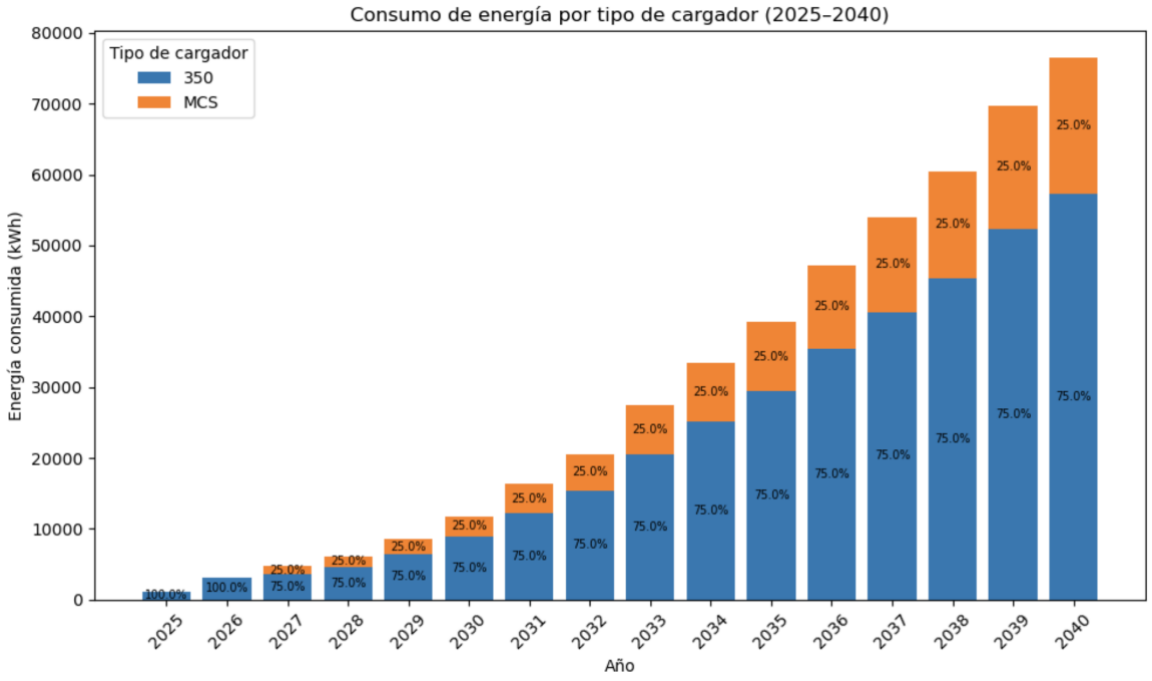


Figura 35. Escenario 3: consumo de energía anual por tipo de cargador (Caso 2)

Un aspecto especialmente relevante de este escenario es que se logra satisfacer aproximadamente el 99 % de la demanda energética total prevista, lo que evidencia la eficacia de esta estrategia operativa. La priorización del cargador de 350 kW no compromete

la capacidad del sistema para atender la demanda proyectada, lo que sugiere que este tipo de cargador es altamente eficiente no solo desde una perspectiva tecnológica, sino también en términos de operación dentro de un entorno de demanda creciente.

Este caso demuestra que un enfoque basado en el predominio de los cargadores de 350 kW permite alcanzar un excelente desempeño operativo, con una altísima cobertura de la demanda, al tiempo que simplifica la gestión de carga al concentrarla en un tipo de infraestructura más estandarizada. Este resultado puede ser especialmente útil como base para la toma de decisiones estratégicas en fases tempranas del despliegue de infraestructura de recarga.

5.4.2.3 Caso 3: predominio del cargador MCS (75-25)

En este tercer caso del Escenario 3, se explora una configuración operativa en la que el 75 % de la energía consumida es suministrada por cargadores del tipo MCS, mientras que el 25 % restante proviene de cargadores de 350 kW. Esta distribución tiene como objetivo analizar el rendimiento del sistema al priorizar una tecnología emergente con mayor potencial de desarrollo a futuro, como lo es el estándar MCS.

Tal como se observa en la gráfica, a partir del año 2027 —cuando ambos tipos de cargadores están presentes— se establece y mantiene la proporción 75-25 de consumo energético, constante hasta el año 2040. La energía total suministrada crece de forma progresiva a lo largo del horizonte temporal, reflejando una demanda creciente del sistema. El bloque naranja, correspondiente a los cargadores MCS, se convierte en el protagonista dominante de la operación del sistema durante prácticamente todo el periodo analizado.

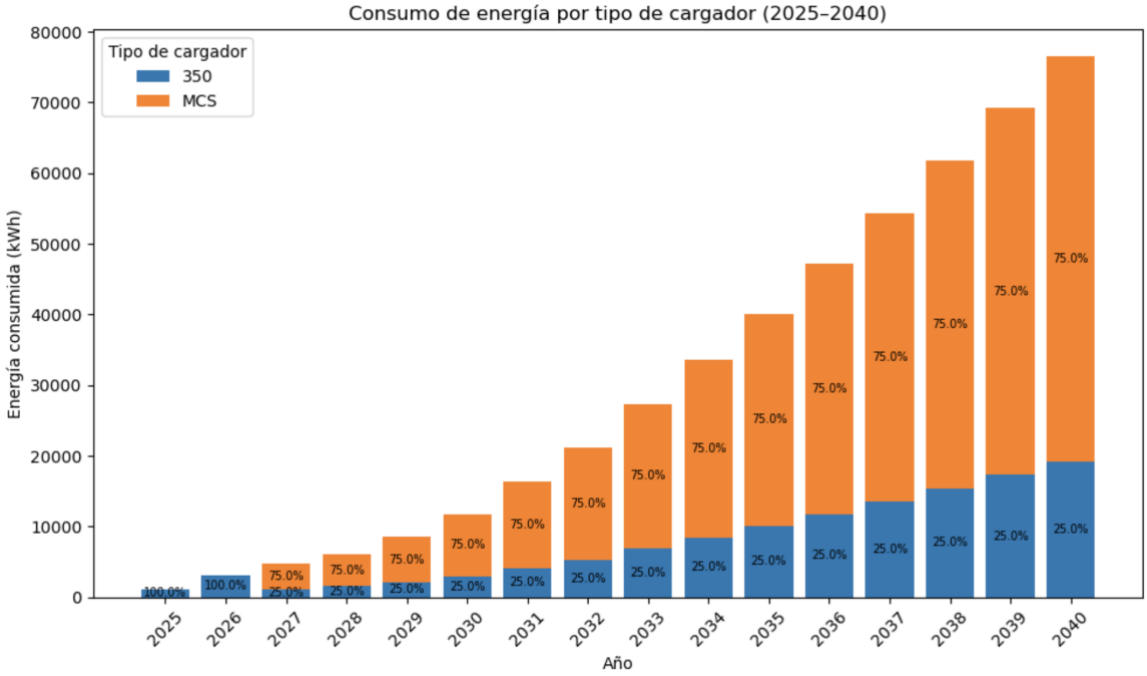


Figura 36. Escenario 3: consumo de energía anual por tipo de cargador (Caso 3)

Un hallazgo especialmente relevante es que, a pesar de esta inclinación hacia los cargadores MCS, el sistema logra satisfacer aproximadamente el 99 % de la demanda energética total prevista. Este resultado confirma la viabilidad técnica y operativa de un modelo en el que el MCS tiene un papel central, aportando la mayor parte de la energía suministrada sin comprometer la cobertura de la demanda proyectada.

Este escenario demuestra que una operación centrada en cargadores MCS puede ofrecer un desempeño eficiente y confiable, lo que abre la puerta a consideraciones estratégicas de adopción más acelerada de esta tecnología en contextos futuros. Además, pone de relieve la flexibilidad del sistema para adaptarse a diferentes configuraciones sin poner en riesgo el cumplimiento de la demanda, lo cual es un indicio de su solidez operativa.

5.4.3 ANÁLISIS ECONÓMICO

5.4.3.1 Caso 1: reparto equitativo (50-50)

En este primer caso del análisis económico del Escenario 3, se examina un modelo de operación en el que la energía consumida se distribuye equitativamente entre los dos tipos de cargadores (350 kW y MCS), con una participación del 50 % para cada uno. Este reparto balanceado permite evaluar el comportamiento económico del sistema sin favorecer a ningún tipo de tecnología, sirviendo como punto de referencia para los demás casos analizados.

Los resultados obtenidos muestran un beneficio total acumulado de 13.833.438 € a lo largo del periodo 2025-2040, lo que refleja un desempeño económico positivo y sostenido del sistema bajo este esquema de operación. Este beneficio se alcanza a partir de unos ingresos totales por recargas de 23.649.356 €, frente a unos costes totales de explotación que suman 9.716.209 €.

La descomposición de los costes revela los siguientes componentes clave:

- Costes totales de cargadores: 3.318.871 €, representando una proporción relevante del gasto asociado a la infraestructura física.
- Costes de electricidad: 6.297.629 €, que constituyen el componente más significativo del coste total.
- Costes de potencia contratada: 99.709 €, con un impacto marginal en el conjunto del sistema.

La gráfica de Pareto incluida para el año 2035 permite visualizar claramente esta estructura de costes. En este año representativo, el coste de la electricidad alcanza los 516.276 €, lo que supone el 75,7 % del gasto total anual. Le sigue el coste de los cargadores, con 157.334 € (23,1 %), y en última posición el coste de la potencia contratada, que se mantiene en 8.232 € (1,2 %). El gráfico pone de manifiesto que más del 98 % de los costes se concentra en los dos primeros conceptos, lo que evidencia la importancia de optimizar tanto el precio de la electricidad como la eficiencia en la adquisición e instalación de infraestructura de recarga.

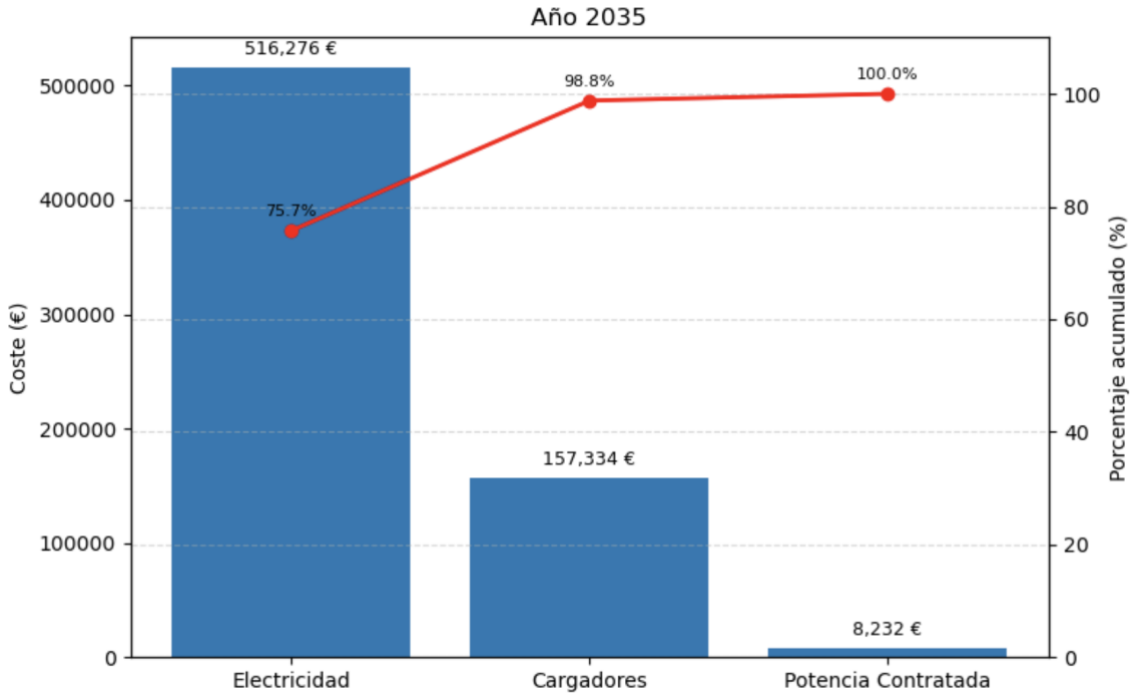


Figura 37. Escenario 3: gráfico de Pareto con análisis de costes año 2035 (Caso 1)

En términos generales, este escenario demuestra que un reparto equitativo del consumo energético no solo permite cubrir la demanda con un alto grado de eficiencia operativa (98 %), sino que también resulta en una configuración económicamente sólida. Esta opción puede servir como alternativa equilibrada en casos en los que no se disponga de una preferencia clara entre las dos tecnologías de carga, o bien cuando se busque mantener una infraestructura versátil y adaptable a distintos tipos de vehículos eléctricos.

5.4.3.2 Caso 2: predominio del cargador de 350 kW (75-25)

En este segundo caso del análisis económico se evalúa el escenario en el que el cargador de 350 kW asume un rol predominante, absorbiendo el 75 % de la energía total suministrada, frente al 25 % asignado al cargador MCS. Esta estrategia busca aprovechar la mayor potencia y capacidad de carga del cargador de 350 kW, lo que podría traducirse en una mayor eficiencia operativa. Sin embargo, este enfoque también implica distintas implicaciones económicas que se detallan a continuación.

Durante el periodo de análisis (2025-2040), el sistema genera un beneficio total de 8.131.130 €, lo que representa una reducción significativa en comparación con el caso de reparto equitativo. Este resultado se deriva de unos ingresos totales por recargas de 17.488.463 €, frente a unos costes de operación que ascienden a 9.257.625 €.

La composición de los costes totales se distribuye de la siguiente manera:

- Costes de los cargadores: 2.891.433 €, cifra inferior al caso 50-50 debido a la menor proporción de cargadores MCS, que presentan un coste unitario más elevado.
- Costes de electricidad: 6.266.483 €, que siguen representando el mayor componente del gasto.
- Costes de potencia contratada: 99.709 €, sin variación respecto al caso anterior.

La gráfica de Pareto correspondiente al año 2035, incluida en este análisis, ofrece una visión clara de la distribución del coste anual en ese punto del horizonte temporal. El coste de electricidad se sitúa en 524.565 €, lo que representa el 71,5 % del coste total anual. Le sigue el gasto en cargadores con 200.381 € (27,3 %), y finalmente el coste de potencia contratada, que permanece en 8.232 € (1,1 %). La visualización confirma que más del 98 % de los costes se concentran en los dos principales componentes, como ya se observó en el caso anterior.

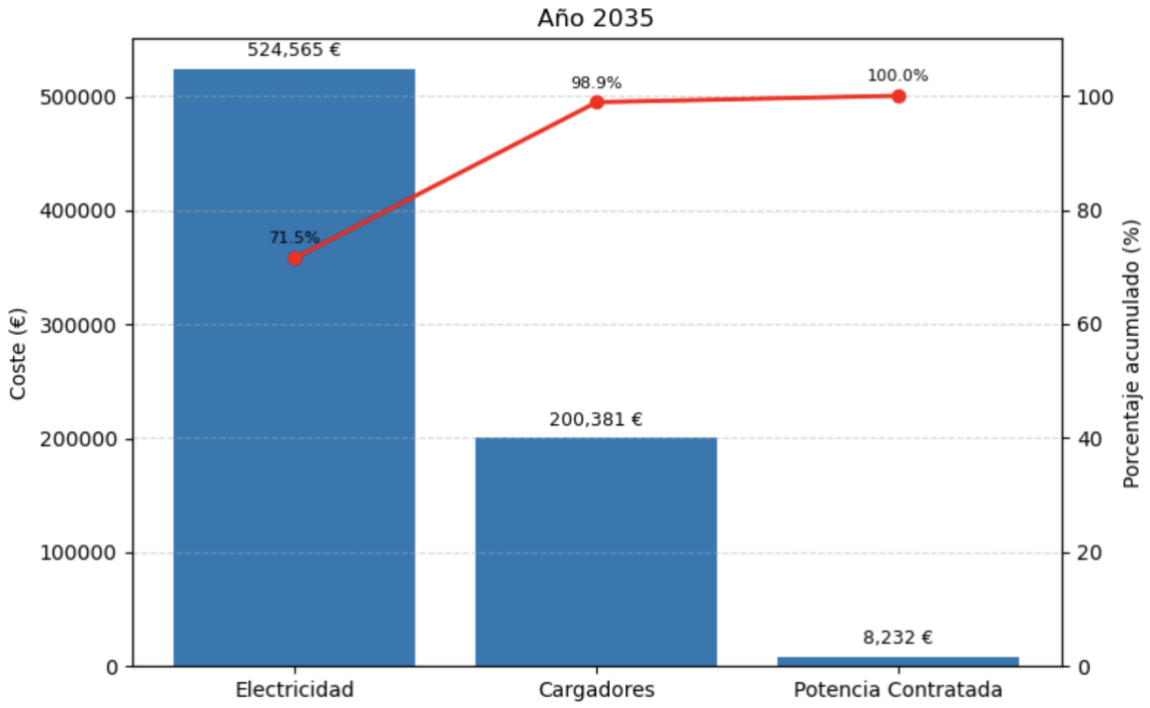


Figura 38. Escenario 3: gráfico de Pareto con análisis de costes año 2035 (Caso 2)

Estos resultados permiten extraer conclusiones clave. Aunque el predominio del cargador de 350 kW favorece una alta cobertura de la demanda energética (99 %), el sistema experimenta una caída significativa en los beneficios económicos totales, en comparación con el reparto equitativo. Esto sugiere que, a pesar de su mayor potencia, este tipo de cargador no optimiza el balance entre costes e ingresos en el largo plazo. En consecuencia, esta configuración podría resultar menos atractiva para operadores que prioricen la rentabilidad económica sobre otros factores como la velocidad de carga.

5.4.3.3 Caso 3: predominio del cargador MCS (75-25)

Este tercer caso del análisis económico se centra en un escenario en el que el cargador MCS asume un papel predominante, gestionando el 75 % de la energía total suministrada, mientras que el cargador de 350 kW se limita al 25 %. Este reparto busca explotar las capacidades superiores del MCS en términos de potencia, aunque implica costes de inversión y operación diferenciados. A continuación, se detallan los resultados obtenidos.

Durante el horizonte de análisis (2025-2040), el sistema logra un beneficio total de 15.656.401 €, posicionándose como una de las configuraciones más rentables del conjunto de escenarios estudiados. Este beneficio proviene de unos ingresos totales por recargas de 25.174.404 €, frente a unos costes acumulados de 9.518.003 €.

La distribución de los costes se desglosa de la siguiente manera:

- Costes de los cargadores: 2.974.493 €, una cifra intermedia entre los otros casos, reflejando la mayor proporción de cargadores MCS, cuyo coste unitario es más elevado que el del cargador de 350 kW.
- Costes de electricidad: 6.344.093 €, que continúan siendo el componente de gasto más relevante del sistema.
- Costes de potencia contratada: 99.709 €, constantes en todos los casos.

El gráfico de Pareto correspondiente al año 2035, incluido en este subapartado, refuerza visualmente la predominancia del coste energético. En ese año, el coste de electricidad asciende a 526.565 €, lo que representa un 76,1 % del gasto anual total. Le sigue el coste asociado a los cargadores con 157.334 € (22,7 %), y en último lugar, el coste de potencia contratada, que se mantiene en 8.232 € (1,2 %). El gráfico confirma, al igual que en los escenarios anteriores, que los dos primeros componentes absorben la gran mayoría del presupuesto.

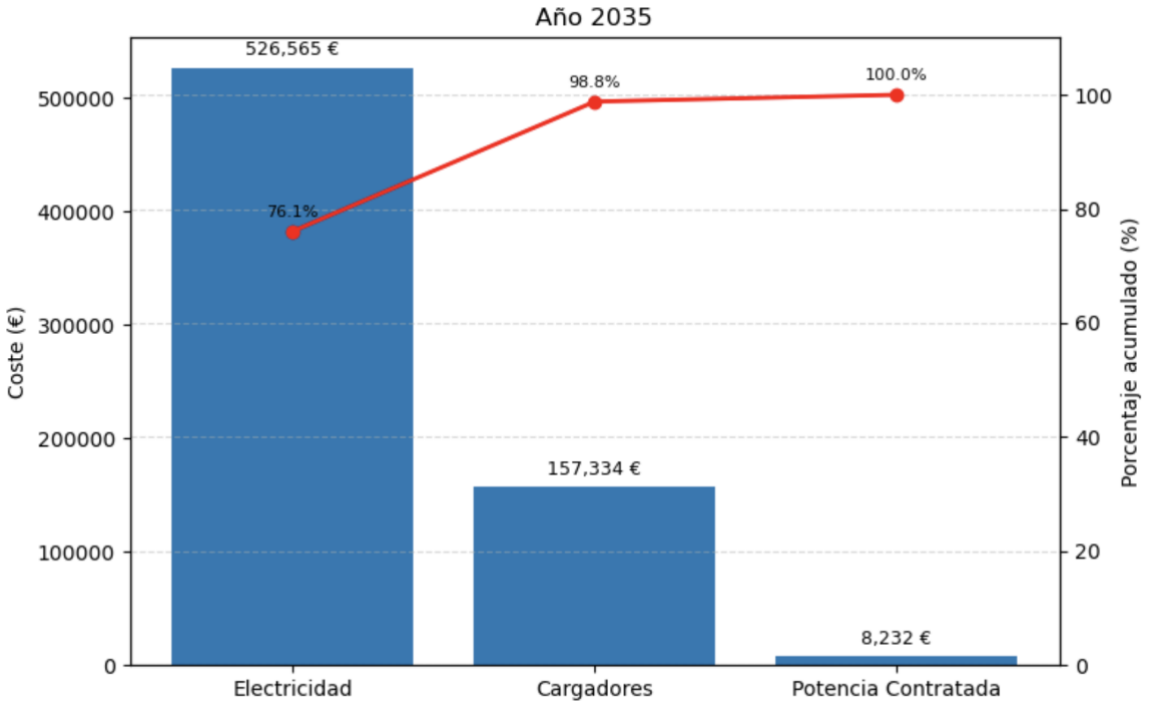


Figura 39. Escenario 3: gráfico de Pareto con análisis de costes año 2035 (Caso 3)

Desde el punto de vista económico, este escenario ofrece un equilibrio particularmente favorable entre ingresos y costes. Aunque el predominio del MCS implica una inversión algo superior en infraestructura, la alta capacidad de captación de ingresos compensa ampliamente estos costes, resultando en uno de los beneficios netos más elevados del estudio. Así, se concluye que una estrategia orientada al uso intensivo del cargador MCS podría maximizar la rentabilidad del sistema, especialmente en contextos con una alta demanda energética y usuarios dispuestos a pagar por una carga más rápida y potente.

Capítulo 6. DISCUSIÓN

6.1 INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS

En este apartado se presentan y analizan detalladamente los resultados obtenidos en el estudio de optimización de una estación de recarga para vehículos eléctricos pesados, según diferentes escenarios evaluados en el capítulo anterior. Esta interpretación tiene como objetivo proporcionar al lector una visión integral, clara y estructurada, facilitando la comprensión y evaluación crítica de los hallazgos obtenidos.

6.1.1 ESCENARIO 1: MINIMIZACIÓN DEL COSTE TOTAL

En este escenario, el objetivo prioritario ha sido reducir al máximo el coste total acumulado desde 2025 hasta 2040. Los resultados indican claramente una preferencia exclusiva por cargadores de 350 kW, con la instalación progresiva de un total de siete cargadores distribuidos de forma conservadora a lo largo del horizonte temporal estudiado. Esta elección se explica por el menor coste asociado a estos cargadores respecto a los MCS, resultando en un desembolso de aproximadamente 2,20 millones de euros en infraestructuras. No obstante, el mayor coste recae en el consumo eléctrico (6,38 millones de euros, más del 70% del total acumulado), siendo este un factor crítico en la sostenibilidad económica del sistema.

La principal implicación de estos resultados es la adopción de una estrategia de inversión extremadamente cautelosa. Aunque permite cubrir la demanda prevista, esta estrategia limita considerablemente la capacidad para enfrentar incrementos imprevistos o picos elevados de demanda futura, reduciendo la flexibilidad operativa. Al no haber ningún cargador MCS, no es posible cargar el vehículo en 45 minutos únicamente con cargadores de 350 kW, lo cual resulta un riesgo si la demanda prefiere cargadores MCS.

6.1.2 ESCENARIO 2: MAXIMIZACIÓN DEL BENEFICIO ECONÓMICO

En este segundo enfoque, se estudió cómo influye la política tarifaria sobre la rentabilidad del sistema bajo tres casos diferenciados por el precio del servicio MCS:

- Caso 1 (tarifa similar para ambas tecnologías): Apenas se instala un cargador MCS en todo el horizonte temporal, alcanzando un beneficio marginal (0,14 millones de euros). Esto sugiere que una diferencia tarifaria escasa no justifica la inversión adicional en cargadores ultra-rápidos.
- Caso 2 (tarifa doble para MCS): Con una tarifa sustancialmente mayor para el servicio rápido, aumenta la rentabilidad notablemente hasta alcanzar 5,75 millones de euros, incentivando la implantación moderada de tecnología MCS. Aunque la electricidad sigue siendo el mayor coste, la rentabilidad mejora considerablemente al capturar más valor por tiempos de recarga reducidos.
- Caso 3 (tarifa triple para MCS): Con un precio premium muy significativo por la rapidez, el modelo muestra una clara preferencia por la tecnología MCS (4 unidades instaladas), generando un beneficio total sobresaliente de 16,21 millones de euros. En este caso, aunque los costes de infraestructura aumentan, el ingreso adicional generado compensa ampliamente dicho incremento.

Estos resultados destacan claramente la importancia de establecer políticas tarifarias diferenciadas, capaces de captar el valor añadido que los transportistas otorgan al ahorro de tiempo en recarga.

6.1.3 ESCENARIO 3: MAXIMIZACIÓN DEL BENEFICIO CON RESTRICCIÓN DE REPARTO ENERGÉTICO

En este último escenario se analiza la influencia del reparto energético obligado entre tecnologías sobre la rentabilidad y cobertura de la demanda. Se exploraron tres combinaciones diferentes:

- 50%-50% (equilibrado): Una distribución equilibrada entre ambas tecnologías (3 cargadores de cada tipo) genera una rentabilidad sólida de 13,83 millones

de euros, alcanzando una cobertura energética del 98%. Este caso equilibra adecuadamente la inversión, diversifica el riesgo y asegura buena calidad del servicio.

- 75% (350 kW)-25% (MCS): La preferencia por tecnología estándar limita los ingresos adicionales, resultando en un beneficio moderado (8,13 millones de euros), aunque ofrece una alta cobertura (99%).
- 25% (350 kW)-75% (MCS): Este enfoque orientado a cargadores ultra-rápidos consigue la mayor rentabilidad del escenario (15,66 millones de euros), demostrando que la estación puede absorber con éxito una alta cuota de potencia rápida manteniendo una elevada cobertura (99%).

Estos resultados subrayan la eficacia económica de enfatizar la recarga rápida, aunque a costa de mayores inversiones iniciales.

6.1.4 ANÁLISIS TRANSVERSAL Y CONCLUSIONES OPERATIVAS

De forma transversal, destacan las siguientes conclusiones clave del estudio:

- El coste eléctrico domina siempre los gastos operativos (65-76%). Por ello, la gestión eficiente y estabilización del coste de energía (por ejemplo, mediante energías renovables propias o acuerdos específicos con proveedores energéticos) resulta esencial.
- El papel de la potencia contratada es marginal en términos de coste global, representando alrededor del 1% del gasto total, por lo que no es crítico respecto a otras variables económicas.
- La elasticidad y flexibilidad del servicio son determinantes en la rentabilidad económica; aceptar ciertos niveles puntuales de demanda no atendida puede mejorar significativamente los resultados al evitar costes excesivos en horas punta.
- La tecnología MCS cobra relevancia a medida que se introduce una política tarifaria que capta eficazmente el valor adicional del servicio rápido, siendo

especialmente beneficioso cuando se combina con restricciones específicas de reparto energético.

Los resultados obtenidos proporcionan información crucial para planificar estratégicamente las inversiones y políticas tarifarias, priorizando tanto la rentabilidad económica como la capacidad de adaptación frente a la incertidumbre de la demanda futura y los costes energéticos asociados. Estas conclusiones son fundamentales para orientar la toma de decisiones respecto al desarrollo de infraestructuras de carga eléctrica para vehículos pesados de manera sostenible y eficiente.

6.2 LIMITACIONES DEL MODELO

El modelo desarrollado en este trabajo ha proporcionado resultados útiles y esclarecedores sobre la optimización de una estación de recarga para vehículos eléctricos pesados. Sin embargo, es necesario tener en cuenta diversas limitaciones y simplificaciones que podrían afectar la interpretación y validez general de los resultados obtenidos. A continuación, se presentan estas limitaciones organizadas en diferentes ámbitos:

- Limitaciones en la operación y nivel de servicio: El modelo no incluye un análisis detallado de colas ni tiempos de espera reales para los usuarios, asumiendo una atención instantánea siempre que exista capacidad disponible. Además, solo se penaliza la demanda no atendida, sin considerar el impacto negativo de tiempos elevados de espera sobre la satisfacción del cliente. Como resultado, el nivel real de servicio podría ser menor al estimado.
- Limitaciones en el precio de la energía: El modelo emplea tarifas eléctricas estáticas y conocidas durante todo el horizonte temporal estudiado (2025-2040). No se consideran fluctuaciones de precios de mercado, cambios regulatorios o condiciones volátiles en el mercado energético. Esto podría derivar en estimaciones optimistas de los costes y afectar significativamente la rentabilidad prevista, especialmente si ocurren aumentos inesperados en los precios.

- Limitaciones en la red eléctrica y potencia contratada: Se ha asumido una disponibilidad ilimitada y continua de potencia desde la red eléctrica, sin restricciones operativas ni costes adicionales por reforzar la infraestructura eléctrica. Esta simplificación omite posibles costes adicionales significativos en ubicaciones reales con limitaciones en la capacidad de la red, lo que podría elevar considerablemente las inversiones iniciales requeridas.
- Limitaciones en degradación y mantenimiento: Se considera una depreciación lineal constante y no se incluyen fallos aleatorios, paradas imprevistas ni costes específicos de mantenimiento correctivo. Esta simplificación podría subestimar los gastos operativos reales necesarios durante la vida útil de los equipos, aumentando potencialmente los costes totales del proyecto.
- Limitaciones ambientales y sostenibilidad: El análisis realizado no internaliza externalidades ambientales como las emisiones de carbono ni incluye estrategias de sostenibilidad energética como el autoconsumo mediante fuentes renovables o almacenamiento energético. Esto limita la capacidad del modelo para evaluar plenamente estrategias sostenibles que podrían mitigar riesgos económicos derivados de la volatilidad del precio de la energía.
- Limitaciones del horizonte temporal: El análisis tiene un horizonte cerrado y fijo (2025-2040) sin considerar el valor residual al finalizar dicho periodo ni plantear una planificación dinámica. La ausencia de estos factores limita la adaptabilidad del modelo frente a situaciones reales cambiantes y extensiones más allá del horizonte considerado.

Todas estas limitaciones implican que los resultados obtenidos deben interpretarse cuidadosamente y considerarse como una base inicial sólida más que como soluciones definitivas. La inclusión de métodos avanzados, como análisis estocásticos, modelado detallado de colas, estrategias energéticas renovables o ampliaciones tecnológicas, son pasos esenciales para mejorar la robustez y realismo del modelo, garantizando así decisiones de inversión más informadas y efectivas en futuros desarrollos.

Capítulo 7. CONCLUSIONES

7.1 PRINCIPALES APORTACIONES Y CONCLUSIONES DEL TFM

El presente Trabajo Fin de Máster (TFM) ha entregado una doble contribución: por un lado, nuevos conocimientos y herramientas para la comunidad técnico-científica; por otro, evidencias cuantitativas y recomendaciones operativas de utilidad inmediata para los agentes que planean infraestructuras de recarga rápida para vehículo eléctrico pesado (VEP). A continuación, se sintetizan ambas dimensiones de forma integrada.

7.1.1 APORTACIONES DESTACADAS

- Modelo integrado de planificación y operación: Se ha desarrollado un modelo matemático en Pyomo capaz de optimizar, de forma simultánea, las decisiones de inversión (número y tipo de cargadores, potencia contratada) y las de operación diaria a lo largo de 2025-2040. El enfoque unifica la perspectiva estratégica y la táctica, algo poco explorado en la literatura.
- Comparación rigurosa de tecnologías de alta potencia: El estudio contrasta de manera homogénea cargadores de 350 kW y sistemas Megawatt Charging System (MCS), incorporando gráficas de instalación y costes. Ello permite valorar no solo la viabilidad económica, sino también la pertinencia temporal de cada opción.
- Análisis multi-escenario como herramienta de decisión: La formulación se prueba en tres marcos distintos (coste mínimo, beneficio máximo sin restricciones y beneficio máximo con reparto energético). Esta diversidad de óptimos ofrece al operador una "matriz de compromiso" entre desembolso inicial, rentabilidad y calidad de servicio.
- Marco cuantitativo para políticas tarifarias: El modelo demuestra cómo variaciones modestas en el precio de recarga —especialmente en el segmento MCS— alteran de forma drástica la composición óptima de la estación y los

flujos de caja, proporcionando argumentos objetivos para diseñar precios diferenciados por velocidad de carga .

- Identificación de palancas de coste y métricas clave: Se evidencian, con datos, cuáles son los grandes impulsores económicos: el coste energético supone entre el 65 % y el 76 % del gasto operativo, mientras que la potencia contratada apenas ronda el 1 %. Esto justifica centrar la gestión en contratos PPA, autoconsumo o almacenamiento. Además, se genera un conjunto estable de indicadores (cobertura, demanda no atendida, beneficio acumulado) útil para comparar proyectos.
- Herramienta modular y replicable: Gracias a su estructura parametrizada, el código puede adaptarse con relativa facilidad a otros emplazamientos, perfiles de demanda o marcos regulatorios, potenciando su transferencia a la industria.

7.1.2 PRINCIPALES CONCLUSIONES DEL ESTUDIO

- Dominancia del coste energético y necesidad de su gestión activa: El precio de la electricidad es la variable crítica; estrategias de compra a largo plazo o integración renovable son decisivas para la viabilidad.
- Marginalidad de la potencia contratada: Su peso inferior al 1 % indica que no debe ser el eje principal de optimización financiera, aunque sí conviene vigilarla para evitar penalizaciones en picos de demanda.
- Valor económico de la flexibilidad operativa: Aceptar un pequeño porcentaje de demanda no atendida —en lugar de sobredimensionar la estación— mejora los resultados globales, pues evita invertir en equipos infrautilizados en horas valle.
- Importancia estratégica de la tecnología MCS: Cuando el precio de recarga refleja el ahorro de tiempo del usuario, la solución óptima se desplaza hacia una mayor penetración de MCS y eleva sensiblemente el beneficio neto (hasta 16 M€ en el escenario más agresivo).
- Sensibilidad a la política tarifaria: Tres escalones de precio analizados muestran que un recargo “moderado” sobre MCS ya duplica los márgenes

respecto a un precio plano, mientras que un recargo "premium" triplica la rentabilidad y acelera la adopción de cargadores de 1 MW.

- Robustez del modelo ante incertidumbre de demanda: La herramienta mantiene beneficios atractivos incluso bajo distribuciones de consumo que favorecen la tecnología de 350 kW, garantizando coberturas superiores al 98 %.
- Necesidad de integrar renovables y almacenamiento: Aunque fuera del alcance de esta primera versión, los resultados señalan que mitigar la volatilidad del coste energético mediante generación propia o baterías será el siguiente paso natural para reforzar la competitividad de la estación.

El estudio no solo aporta un método sólido para dimensionar y explotar estaciones de recarga rápida, sino que concluye, con datos, que la rentabilidad futura de la infraestructura vendrá determinada por la correcta gestión del coste energético y por la capacidad de capturar el valor añadido de la recarga ultra-rápida. Estas evidencias constituyen una guía práctica tanto para inversores privados como para entidades públicas comprometidas con la electrificación del transporte pesado.

7.2 LÍNEAS DE TRABAJO FUTURAS

Este trabajo proporciona una base sólida para el análisis y planificación de infraestructuras de recarga destinadas a vehículos eléctricos pesados. No obstante, existen varias áreas en las que el modelo y la investigación pueden ampliarse y mejorarse significativamente. A continuación, se presentan de forma estructurada y clara las principales líneas de trabajo futuras identificadas:

- Integración con energías renovables y almacenamiento: Una extensión clave del modelo sería la inclusión de fuentes renovables, especialmente energía fotovoltaica, junto con sistemas de almacenamiento energético (BESS). Esto permitiría reducir la dependencia de la red eléctrica, gestionar mejor la demanda y aprovechar precios más bajos en determinados periodos, aumentando así la sostenibilidad y eficiencia económica del sistema.

- Optimización bajo condiciones de incertidumbre: La incorporación de técnicas avanzadas como la optimización estocástica o robusta permitiría considerar explícitamente las incertidumbres inherentes al mercado energético y a la demanda. Estos enfoques mejorarían la resiliencia y robustez del modelo frente a variaciones impredecibles en los precios de la energía y patrones de consumo.
- Modelado detallado de colas y calidad del servicio: Incluir modelos específicos de teoría de colas o simulación de eventos discretos permitiría evaluar con mayor precisión los tiempos de espera reales y la calidad del servicio ofrecido a los usuarios. Esto proporcionaría una visión más realista del desempeño operativo y permitiría definir niveles de servicio (LoS) óptimos.
- Ampliación de tecnologías analizadas: Una futura línea de investigación podría ampliar el rango de tecnologías de recarga consideradas, incluyendo cargadores con potencias intermedias (150-250 kW) o cargadores bidireccionales con capacidad *vehicle-to-grid* (V2G). Esta ampliación permitiría tomar decisiones más flexibles y adaptadas a futuras necesidades tecnológicas.
- Optimización multiestación: Extender el modelo para considerar redes de estaciones múltiples permitiría identificar la localización óptima y coordinar decisiones operativas y de inversión a nivel regional o nacional. Esto contribuiría a una planificación estratégica más integrada y eficiente.
- Evaluación de factores exógenos no modelados: analizar explícitamente costes de adquisición o alquiler de terrenos, gastos de conexión y refuerzo de la red, así como la competencia con otras estaciones cercanas. Estos elementos —actualmente fuera del alcance del modelo— pueden alterar de forma sustancial la viabilidad económico-técnica y deben incorporarse en futuras versiones para obtener resultados más realistas.

Estas líneas futuras de trabajo contribuirán a mejorar significativamente la aplicabilidad, precisión y sostenibilidad del modelo propuesto, posicionando esta

investigación como una referencia para futuras planificaciones en el ámbito del transporte pesado eléctrico.

Capítulo 8. BIBLIOGRAFÍA

[1] J. R. P. B. A. S. H. Tim Unterluggauer, «Electric vehicle charging infrastructure planning for integrated transportation and power distribution networks: A review,» *Elsevier,* 2022.

[2] S. Z.-B. a. H. A. Antonia Golab, «Minimum-Cost Fast-Charging Infrastructure Planning for Electric Vehicles along the Austrian High-Level Road Network,» *Energies,* 2022.

[3] P. P. ,. S. F. a. E. V. Daniel Speth, «Public fast charging infrastructure for battery electric trucks—a model-based network for Germany,» *IOP Publishing,* 2022.

[4] «Nuestras tarifas - Energética Coop,» [En línea]. Available: https://www.energetica.coop/tarifas/.

[5] «Comisión Nacional de los Mercados y la Competencia,» 24 Enero 2020. [En línea]. Available: https://www.cnmc.es/sites/default/files/2875531_13.pdf.

[6] A. T. H. C. a. P.-L. R. Marie Rajon Bernard, «Charging Solutions for Battery-Electric Trucks,» *The International Council on Clean Transportation,* 2022.

[7] «Documento BOE-A-2024-26218,» 16 Diciembre 2024. [En línea]. Available: https://www.boe.es/diario_boe/txt.php?id=BOE-A-2024-26218.

[8] «OMIP,» [En línea]. Available: https://www.omip.pt/es.

[9] «Mapa de Tráfico 2022 del Ministerio de Transportes, Movilidad y Agenda Urbana,» [En línea]. Available: https://mapatrafico.transportes.gob.es/2022/.

[10] «The Bumpy Road to Zero-Emission Trucks,» *McKinsey & Company,* 2024.

[11] «Documento BOE-A-2024-27289,» 28 Diciembre 2024. [En línea]. Available: https://www.boe.es/diario_boe/txt.php?id=BOE-A-2024-27289.

MÁSTER EN MOTORSPORT, MOVILIDAD Y SEGURIDAD (M2S)

TRABAJO FIN DE MÁSTER

MODELADO DE LA INSTALACIÓN Y OPERACIÓN DE PUNTOS DE RECARGA RÁPIDA PÚBLICOS

ANEXO II: IMPLEMENTACIÓN EN PYTHON

Autor: Ignacio Domingo Górriz

Director: Miguel Martínez Velázquez

Codirector: Carlos Mateo Domingo

Madrid

Índice anexo II

Capítulo 1. Herramientas y librerías empleadas 3

1.1 Lenguaje de programación: Python 3

1.2 Librerías empleadas 3

1.3 Herramientas adicionales 4

1.4 Entorno de desarrollo 4

Capítulo 2. Estructura del código y buenas prácticas 5

2.1 Estructura general del código 5

2.2 Buenas prácticas de programación 6

2.3 Comentarios finales 7

Capítulo 3. Carga y gestión de datos 8

3.1 Fuentes de datos 8

3.2 Proceso de carga de datos 8

3.3 Extracción y conversión de datos 9

3.4 Verificación y trazabilidad 10

3.5 Organización y escalabilidad 10

Capítulo 4. Resolución del modelo: solver 11

4.1 Selección del solver 11

4.2 Configuración del solver en Pyomo 11

4.3 Requisitos y compatibilidad 12

4.4 Interpretación de resultados 12

4.5 Consideraciones adicionales 12

Índice de figuras

Figura 1. Proceso de carga de datos 9
Figura 2. Ejemplo de conversión a diccionario para Pyomo 10
Figura 3. Resolución del modelo mediante el solver Gurobi 11

Capítulo 1. HERRAMIENTAS Y LIBRERÍAS EMPLEADAS

En este capítulo se describen las herramientas y librerías utilizadas para el desarrollo del modelo de optimización orientado a la gestión óptima de una estación de recarga de vehículos eléctricos pesados. Se especifican las librerías empleadas, sus versiones, y se detalla la función que desempeña cada una dentro del contexto del trabajo realizado.

1.1 LENGUAJE DE PROGRAMACIÓN: PYTHON

El lenguaje empleado para la implementación del modelo ha sido Python, por sus características ampliamente reconocidas en desarrollo científico y optimización matemática, además de ser de fácil aprendizaje, altamente legible y versátil.

1.2 LIBRERÍAS EMPLEADAS

Las librerías utilizadas, junto con sus versiones específicas, se indican a continuación:

- Pandas (v2.2.3): Utilizada para la manipulación, carga y gestión de datos provenientes de archivos CSV. Facilita la organización de la información en estructuras tipo DataFrame, ideales para trabajar con grandes conjuntos de datos.
- Matplotlib (v3.10.0): Herramienta para la visualización gráfica de resultados. Se ha empleado específicamente para generar gráficas que permiten la interpretación visual de los resultados obtenidos por el modelo.
- Pyomo (v6.9.1): Librería principal utilizada para el modelado y resolución del problema de optimización planteado. Pyomo proporciona un entorno de

modelado algebraico que permite definir variables, parámetros, restricciones y funciones objetivo de forma clara y estructurada.

- NumPy (v2.2.4): Librería destinada al cálculo numérico y manejo eficiente de datos numéricos. En este trabajo, facilita operaciones matemáticas necesarias durante el preprocesado de datos y en cálculos intermedios previos a la optimización.

1.3 HERRAMIENTAS ADICIONALES

Además de las librerías mencionadas, se utilizaron otras herramientas y componentes específicos del entorno de Python que complementan el desarrollo:

- Jupyter Lab: Herramienta interactiva utilizada para la escritura, ejecución y documentación del código desarrollado. Ofrece una interfaz amigable que facilita la visualización de resultados parciales y finales, lo que favorece un análisis paso a paso durante la elaboración del modelo.
- CSV (Comma-Separated Values): Formato utilizado para almacenar y gestionar la información de entrada requerida por el modelo, lo que permite una carga sencilla y estructurada en Pandas.

1.4 ENTORNO DE DESARROLLO

Todo el desarrollo se ha llevado a cabo en un entorno virtualizado mediante Anaconda, asegurando la compatibilidad de las versiones de las librerías empleadas y facilitando la reproducibilidad del trabajo realizado por otros usuarios interesados en continuar o replicar este estudio.

Este conjunto de herramientas y librerías garantiza un entorno robusto, flexible y eficiente para la implementación y evaluación del modelo propuesto en este trabajo.

Capítulo 2. ESTRUCTURA DEL CÓDIGO Y BUENAS PRÁCTICAS

En este capítulo se describe la organización estructural del código fuente desarrollado para implementar el modelo de optimización, así como las buenas prácticas de programación seguidas a lo largo del proyecto. Esta información tiene como finalidad facilitar la comprensión del modelo y promover su reutilización y mantenimiento.

2.1 ESTRUCTURA GENERAL DEL CÓDIGO

El código se encuentra desarrollado en un único archivo Jupyter Lab, estructurado en secciones bien diferenciadas y encabezadas mediante títulos y subtítulos en formato Markdown. Esta segmentación facilita la navegación dentro del cuaderno y permite una clara separación entre las distintas fases del modelo. Las secciones principales del código son las siguientes:

1. Importación de librerías: Se cargan todas las librerías necesarias al inicio del notebook, facilitando su identificación y gestión.
2. Carga de datos: Se define una lista de archivos CSV de entrada y se utiliza un bucle para cargarlos dinámicamente en estructuras tipo DataFrame, almacenándolos en un diccionario.
3. Definición del modelo: Se crea una instancia del modelo mediante *ConcreteModel()* de Pyomo.
4. Declaración de conjuntos: Se extraen conjuntos desde los datos cargados y se declaran componentes del modelo.
5. Declaración de parámetros: Se definen todos los parámetros necesarios para la formulación del problema.

6. Variables de decisión: Se incluyen todas las variables que el modelo optimizará.
7. Restricciones: Se implementan las restricciones que reflejan las condiciones físicas, técnicas o económicas del sistema modelado.
8. Función objetivo: Se formula el objetivo del modelo, normalmente asociado a la minimización del coste total.
9. Resolución del modelo: Se configura el solucionador (*solver*) y se ejecuta la optimización.
10. Postprocesado y visualización de resultados: Se extraen los resultados relevantes y se presentan mediante tablas o gráficos.

2.2 BUENAS PRÁCTICAS DE PROGRAMACIÓN

A lo largo del desarrollo del código, se han seguido una serie de buenas prácticas de programación que permiten mejorar su legibilidad, mantenibilidad y escalabilidad:

- Claridad en los nombres: Se han utilizado nombres descriptivos para variables, parámetros, conjuntos y funciones, lo que permite entender su propósito sin necesidad de comentarios adicionales.
- Uso de comentarios y celdas Markdown: Se incluyen comentarios explicativos dentro del código y celdas de texto que documentan cada sección del modelo.
- Estructura modular: Aunque se trabaja en un único notebook, el código está segmentado en bloques lógicos que podrían ser modularizados fácilmente en funciones o scripts separados.
- Carga automática de datos: Se implementa un sistema dinámico de carga de archivos de entrada mediante listas y bucles, evitando la repetición de código y facilitando la actualización de datos.
- Uso de diccionarios para manejo de datos: Los datos cargados se almacenan en un diccionario, lo que mejora su accesibilidad y gestión dentro del modelo.

- Validación de entradas: En varias secciones del código se muestran los datos cargados o las estructuras generadas, permitiendo verificar visualmente la correcta ejecución de cada paso.
- Separación entre datos, modelo y resultados: La lógica del modelo se mantiene separada de los datos de entrada y del análisis de resultados, siguiendo un enfoque estructurado y coherente.

2.3 COMENTARIOS FINALES

La organización y buenas prácticas adoptadas permiten que el notebook sea comprensible no solo para el autor, sino también para futuros investigadores o profesionales interesados en replicar o adaptar el modelo a otros contextos. Esta claridad estructural también facilita la depuración de errores, la incorporación de nuevas funcionalidades o la actualización de datos.

Capítulo 3. CARGA Y GESTIÓN DE DATOS

Este capítulo describe cómo se ha realizado la carga y gestión de los datos necesarios para la formulación y resolución del modelo de optimización. Se presentan las estrategias empleadas para importar los datos desde archivos externos, su estructuración mediante estructuras de datos adecuadas, y su posterior conversión a parámetros del modelo.

3.1 FUENTES DE DATOS

Todos los datos requeridos por el modelo han sido organizados en archivos CSV (Comma-Separated Values), lo que permite una lectura estructurada y compatible con herramientas comunes de procesamiento de datos. En total, se emplean 16 archivos CSV, cada uno conteniendo información específica sobre:

- Tipos de cargadores
- Periodos tarifarios
- Horas del día
- Años del horizonte de planificación
- Potencia, eficiencia y consumo de los cargadores
- Costes: inversión, operación, electricidad, potencia contratada
- Demanda energética esperada
- Parámetros adicionales: número de días por periodo, duración de los intervalos horarios, año para MCS, precio de recarga

3.2 PROCESO DE CARGA DE DATOS

Para optimizar el proceso de lectura, se ha definido una lista con todos los nombres de archivos y un bucle que itera sobre dicha lista para cargar automáticamente cada archivo mediante la librería *pandas*. Cada archivo es almacenado en un diccionario llamado

dataframes, utilizando como clave el nombre del archivo sin la extensión *.csv*. Esto permite acceder fácilmente a cada conjunto de datos mediante *dataframes['nombre']*.

```python
# Lista de archivos CSV
archivos_csv = [
    'tipos_cargadores.csv', 'periodos.csv', 'horas.csv', 'años.csv',
    'potencia_cargadores.csv', 'eficiencia.csv', 'coste_cargador.csv',
    'coste_electricidad.csv', 'coste_om_cargadores.csv', 'coste_potencia_contratada.csv',
    'demanda.csv', 'año_mcss.csv', 'n_días_por_periodo.csv', 'delta_t.csv',
    'precio_recarga.csv', 'consumo_cargadores.csv'
]

# Diccionario para almacenar los DataFrames cargados
dataframes = {}

# Cargar los archivos CSV
for archivo in archivos_csv:
    # Llamar a la función cargar_csv para cada archivo y guardar el resultado en el diccionario
    df = pd.read_csv(archivo)

    # Almacenamos el archivo en el diccionario usando el nombre del archivo (sin la extensión .csv) como clave
    clave = archivo.split('.')[0]
    dataframes[clave] = df
```

Figura 1. Proceso de carga de datos

3.3 *EXTRACCIÓN Y CONVERSIÓN DE DATOS*

Una vez cargados los datos en memoria, se procede a extraer la información relevante de cada DataFrame y convertirla al formato requerido por Pyomo. Dependiendo del tipo de parámetro, se emplean estructuras como listas (para conjuntos) o diccionarios indexados (para parámetros).

Ejemplos comunes de esta conversión son:

- Conjuntos: se extraen listas únicas de identificadores para declarar los conjuntos del modelo (e.g. años, periodos, horas, tipos de cargadores).
- Parámetros escalares: se extraen directamente del DataFrame utilizando *.iloc[0, 0]*.
- Parámetros multidimensionales: se construyen diccionarios indexados a partir de iteraciones sobre cada fila del DataFrame, mapeando tuplas de índices a valores numéricos.

Posteriormente, los parámetros son declarados en Pyomo utilizando la estructura *model.Param*, especificando el conjunto de índices y el tipo de dato (*NonNegativeReals*, *Integers*, etc.).

```
# Convertir el DataFrame de potencia de los cargadores a un diccionario con índices (tipo de cargador)
potencia_cargadores_df = dataframes['potencia_cargadores']
potencia_cargadores_dict = {
    (row['i']): row['P_cargador']
    for _, row in potencia_cargadores_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro PotenciaCargadores
model.PotenciaCargadores = Param(
    model.TIPOS_CARGADORES,
    initialize=potencia_cargadores_dict,
    within=NonNegativeIntegers
)
```

Figura 2. Ejemplo de conversión a diccionario para Pyomo

3.4 VERIFICACIÓN Y TRAZABILIDAD

Durante la fase de carga, se incluyen impresiones de verificación (*print*) que muestran ejemplos de los valores cargados. Esto facilita la detección de posibles errores en la importación o interpretación de los datos, y aporta trazabilidad al proceso.

3.5 ORGANIZACIÓN Y ESCALABILIDAD

El enfoque utilizado permite una organización clara y flexible del código. Gracias al uso del diccionario *dataframes* y de bucles iterativos, es sencillo:

- Añadir nuevos archivos de entrada
- Sustituir datos por otros escenarios
- Reutilizar la lógica de conversión para nuevos parámetros

En conjunto, estas prácticas aseguran que la carga y gestión de datos sea eficiente, fiable y fácilmente mantenible en futuras extensiones del modelo.

Capítulo 4. RESOLUCIÓN DEL MODELO: SOLVER

Este capítulo describe el procedimiento seguido para la resolución del modelo de optimización utilizando un solver específico. Se detalla el método empleado para la llamada al solver, su configuración y el tipo de resultados obtenidos.

4.1 SELECCIÓN DEL SOLVER

El modelo de optimización ha sido resuelto utilizando Gurobi, un solver de optimización matemática ampliamente reconocido por su alto rendimiento y capacidad para manejar problemas de programación lineal (LP), entera mixta (MILP), cuadrática (QP) y no lineal (NLP). Su elección se fundamenta en su robustez, eficiencia y compatibilidad con Pyomo, el entorno de modelado utilizado en este trabajo.

4.2 CONFIGURACIÓN DEL SOLVER EN PYOMO

La resolución del modelo se ha implementado mediante la herramienta *SolverFactory* de Pyomo, que permite la integración con diferentes solvers externos. En este caso, se especifica explícitamente Gurobi como el solver deseado:

```
# Resolver con Gurobi
solver = SolverFactory('gurobi')
result = solver.solve(model, tee=True)
```

Figura 3. Resolución del modelo mediante el solver Gurobi

- *SolverFactory('gurobi')*: crea una instancia del solver Gurobi.
- *solver.solve(...)*: ejecuta la resolución del modelo.

- *tee=True*: permite visualizar en consola la salida del solver en tiempo real, lo cual es útil para monitorear el progreso, posibles advertencias o errores durante la ejecución.

4.3 REQUISITOS Y COMPATIBILIDAD

Para utilizar Gurobi, es necesario tener una instalación válida del software y una licencia activa. Gurobi proporciona licencias académicas gratuitas, lo que ha permitido su uso en este proyecto de investigación.

Asimismo, Pyomo debe estar correctamente configurado para detectar Gurobi como solver externo. Esto se logra asegurando que la variable de entorno correspondiente esté definida y que el ejecutable de Gurobi esté accesible desde el entorno de Python.

4.4 INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS

El objeto *result* generado por el solver contiene información detallada sobre la ejecución:

- Estado de la optimización (óptimo, infactible, no acotado, etc.)
- Tiempo de resolución
- Número de variables y restricciones
- Valor de la función objetivo

Estos resultados son posteriormente utilizados en el postprocesado para generar visualizaciones, verificar el cumplimiento de restricciones y evaluar el desempeño del modelo bajo diferentes condiciones.

4.5 CONSIDERACIONES ADICIONALES

En caso de que Gurobi no estuviese disponible, Pyomo permite cambiar fácilmente a otros solvers compatibles, como CBC, GLPK o CPLEX, modificando simplemente el

argumento de *SolverFactory*. No obstante, Gurobi ha sido el más adecuado para el tipo de problema tratado en este proyecto debido a su capacidad para resolver grandes instancias de MILP de manera eficiente.

La elección y uso de Gurobi como solver ha proporcionado un entorno potente y confiable para la resolución del modelo de optimización planteado.

COMILLAS
UNIVERSIDAD PONTIFICIA
ICAI

MÁSTER EN MOTORSPORT, MOVILIDAD Y SEGURIDAD (M2S)

TRABAJO FIN DE MÁSTER

MODELADO DE LA INSTALACIÓN Y OPERACIÓN DE PUNTOS DE RECARGA RÁPIDA PÚBLICOS

ANEXO III: CÓDIGO COMPLETO

Autor: Ignacio Domingo Górriz

Director: Miguel Martínez Velázquez

Codirector: Carlos Mateo Domingo

Madrid

OPTIMIZACIÓN DE INSTALACIÓN DE PUNTOS DE RECARGA

Autor: Ignacio Domingo Górriz

Julio 2025

Escenario 1: Minimización del coste total del sistema

Importación de paquetes y módulos

Librerías y versiones utilizadas:

- Pandas: Versión 2.2.3
- Matplotlib: Versión 3.10.0
- Pyomo: Versión 6.9.1
- NumPy: Versión 2.2.4

In [ ]:
```
import pandas as pd
from pyomo.environ import *
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
from matplotlib.ticker import FuncFormatter, FixedLocator, FixedFormatter, MultipleLocator
```

Carga de datos

In [ ]:
```
# Lista de archivos CSV
archivos_csv = [
    'tipos_cargadores.csv', 'periodos.csv', 'horas.csv', 'años.csv',
    'potencia_cargadores.csv', 'eficiencia.csv', 'coste_cargador.csv',
    'coste_electricidad.csv', 'coste_om_cargadores.csv', 'coste_potencia_contratada.csv',
    'demanda.csv', 'año_mcss.csv', 'n_días_por_periodo.csv', 'delta_t.csv'
]

# Diccionario para almacenar los DataFrames cargados
dataframes = {}

# Cargar los archivos CSV
for archivo in archivos_csv:
    # Llamar a la función cargar_csv para cada archivo y guardar el resultado en el diccionario
    df = pd.read_csv(archivo)

    # Almacenamos el archivo en el diccionario usando el nombre del archivo (sin la extensión .csv) como clave
    clave = archivo.split('.')[0]
    dataframes[clave] = df
```

Modelo de optimización

In [ ]:
```
# Crear el modelo
model = ConcreteModel()
```

Conjuntos

In [ ]:
```
# Extraer los conjuntos desde los DataFrames
tipos_cargadores = dataframes['tipos_cargadores'].iloc[:, 0].unique().tolist()
periodos = dataframes['periodos'].iloc[:, 0].unique().tolist()
horas = dataframes['horas'].iloc[:, 0].unique().tolist()
años = dataframes['años'].iloc[:, 0].unique().tolist()

# Declarar los conjuntos
model.TIPOS_CARGADORES = Set(initialize=tipos_cargadores)
model.PERIODOS = Set(initialize=periodos)
model.HORAS = Set(initialize=horas)
model.AÑOS = Set(initialize=años)

# Verificar que los conjuntos están declarados correctamente
print("TIPOS_CARGADORES:", list(model.TIPOS_CARGADORES))
print("PERIODOS:", list(model.PERIODOS))
print("HORAS:", list(model.HORAS))
print("AÑOS:", list(model.AÑOS))
```

Parámetros

Potencia de los cargadores [kW]

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de potencia de los cargadores a un diccionario con índices (tipo de cargador)
potencia_cargadores_df = dataframes['potencia_cargadores']
potencia_cargadores_dict = {
    (row['i']): row['P_cargador']
    for _, row in potencia_cargadores_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro PotenciaCargadores
model.PotenciaCargadores = Param(
    model.TIPOS_CARGADORES,
    initialize=potencia_cargadores_dict,
    within=NonNegativeIntegers
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("PotenciaCargadores ejemplo (cargador de 350 kW):",
      model.PotenciaCargadores[next(iter(model.TIPOS_CARGADORES))], "kW")
```

Eficiencia del proceso de recarga

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de eficiencia del proceso de recarga a un diccionario con índices (tipo de cargador)
eficiencia_df = dataframes['eficiencia']
eficiencia_dict = {
    (row['i']): row['eff_cargador']
    for _, row in eficiencia_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro Eficiencia
model.Eficiencia = Param(
    model.TIPOS_CARGADORES,
    initialize=eficiencia_dict,
    within=NonNegativeReals
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("Eficiencia ejemplo (cargador de 350 kW):",
      model.Eficiencia[next(iter(model.TIPOS_CARGADORES))])
```

Coste (anualidad) de los cargadores [€/año]

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de coste de los cargadores a un diccionario con índices (tipo de cargador)
coste_cargador_df = dataframes['coste_cargador']
coste_cargador_dict = {
    (row['i']): row['c_cargador']
    for _, row in coste_cargador_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro CosteCargador
model.CosteCargador = Param(
    model.TIPOS_CARGADORES,
    initialize=coste_cargador_dict,
    within=NonNegativeReals
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("CosteCargador ejemplo (cargador de 350 kW):",
      model.CosteCargador[next(iter(model.TIPOS_CARGADORES))], "€/año")
```

Coste de la electricidad [€/kWh]

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de coste de electricidad a un diccionario con índices (periodo, hora)
coste_electricidad_df = dataframes['coste_electricidad']
coste_electricidad_dict = {
    (row['t'], row['h']): row['c_e']
    for _, row in coste_electricidad_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro CosteElectricidad
model.CosteElectricidad = Param(
    model.PERIODOS, model.HORAS,
    initialize=coste_electricidad_dict,
    within=NonNegativeReals
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("CosteElectricidad ejemplo (primer periodo y hora):",
      model.CosteElectricidad[next(iter(model.PERIODOS)), next(iter(model.HORAS))], "€/kWh")
```

Coste de operación y mantenimiento de los cargadores [€/año]

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de coste de operación y mantenimiento de los cargadores a un diccionario con índices (tipo de ca
coste_om_cargadores_df = dataframes['coste_om_cargadores']
coste_om_cargadores_dict = {
    (row['i']): row['c_om']
    for _, row in coste_om_cargadores_df.iterrows()
}
```

```
# Declarar el parámetro CosteOMCargadores
model.CosteOMCargadores = Param(
    model.TIPOS_CARGADORES,
    initialize=coste_om_cargadores_dict,
    within=NonNegativeIntegers
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("CosteOMCargadores ejemplo (cargador de 350 kW):",
      model.CosteOMCargadores[next(iter(model.TIPOS_CARGADORES))], "€/año")
```

Coste de la potencia contratada [€/kWh]

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de coste de la potencia contratada a un diccionario con índices (periodo, hora)
coste_potencia_contratada_df = dataframes['coste_potencia_contratada']
coste_potencia_contratada_dict = {
    (row['t'], row['h']): row['c_p']
    for _, row in coste_potencia_contratada_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro CostePotenciaContratada
model.CostePotenciaContratada = Param(
    model.PERIODOS, model.HORAS,
    initialize=coste_potencia_contratada_dict,
    within=NonNegativeReals
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("CostePotenciaContratada ejemplo (primer periodo y hora):",
      model.CostePotenciaContratada[next(iter(model.PERIODOS)), next(iter(model.HORAS))], "€/kWh")
```

Demanda [kWh]

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de la demanda a un diccionario con índices (año, periodo, hora)
demanda_df = dataframes['demanda']
demanda_dict = {
    (row['y'], row['t'], row['h']): row['D']
    for _, row in demanda_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro Demanda
model.Demanda = Param(
    model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS,
    initialize=demanda_dict,
    within=NonNegativeReals
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("Demanda ejemplo (primer año, periodo y hora):",
      model.Demanda[next(iter(model.AÑOS)), next(iter(model.PERIODOS)), next(iter(model.HORAS))], "kWh")
```

Año a partir del cual se instalan cargadores MCS (1000 kW)

In [ ]:
```
# Extraer valor del DataFrame
año_mcss = dataframes['año_mcss'].iloc[0, 0]

# Declarar parámetro AñoMCSs
model.AñoMCSs = Param(
    initialize=año_mcss,
    within=NonNegativeIntegers
)

# Verificar
print("AñoMCSs:", value(model.AñoMCSs))
```

Número de días que tiene cada periodo

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de número de días por periodo a un diccionario con índices (periodo)
dias_periodo_df = dataframes['n_días_por_periodo']
dias_periodo_dict = {
    (row['t']): row['d_t']
    for _, row in dias_periodo_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro DiasPeriodo
model.DiasPeriodo = Param(
    model.PERIODOS,
    initialize=dias_periodo_dict,
    within=NonNegativeIntegers
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("DiasPeriodo ejemplo (primer periodo):",
      model.DiasPeriodo[next(iter(model.PERIODOS))], "días")
```

Factor multiplicador de la potencia contratada

In [ ]:
```
# Extraer valor del DataFrame
delta_t = dataframes['delta_t'].iloc[0, 0]

# Declarar parámetro DeltaT
model.DeltaT = Param(
    initialize=delta_t,
    within=NonNegativeIntegers
)

# Verificar
print("DeltaT:", value(model.DeltaT), "h")
```

Variables

In [ ]:
```
# Declarar las variables
model.cargadores_instalados = Var(model.TIPOS_CARGADORES, model.AÑOS, within=NonNegativeIntegers)
model.cargadores_acumulados = Var(model.TIPOS_CARGADORES, model.AÑOS, within=NonNegativeIntegers)
model.energia_consumida = Var(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS, within=NonNegativeReals)
model.potencia_contratada = Var(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS, within=NonNegativeReals)

# Verificar que las variables están bien indexadas
print(model.cargadores_instalados.index_set())
print(model.cargadores_acumulados.index_set())
print(model.energia_consumida.index_set())
print(model.potencia_contratada.index_set())
```

Función objetivo

In [ ]:
```
def objetivo_regla(model):
    return (
        # Coste de inversión (anualidad) y O&M de los cargadores
        sum(
            model.cargadores_acumulados[i, y] *
            (model.CosteCargador[i] + model.CosteOMCargadores[i])
            for i in model.TIPOS_CARGADORES
            for y in model.AÑOS
        )
        +
        # Costes operativos: electricidad y potencia contratada
        sum(
            model.DiasPeriodo[t] * (
                model.CosteElectricidad[t, h] * model.energia_consumida[y, t, h] +
                model.CostePotenciaContratada[t, h] * model.potencia_contratada[y, t, h] * model.DeltaT
            )
            for y in model.AÑOS
            for t in model.PERIODOS
            for h in model.HORAS
        )
    )

model.objetivo = Objective(rule=objetivo_regla, sense=minimize)
```

Restricciones

Cobertura de la demanda

La instalación de cargadores debe cubrir la demanda en todo momento.

In [ ]:
```
def cobertura_demanda_regla(model, y, t, h):
    return sum(
        model.Eficiencia[i] *
        model.cargadores_acumulados[i, y] *
        model.PotenciaCargadores[i]
        for i in model.TIPOS_CARGADORES
    ) >= model.Demanda[y, t, h]

model.cobertura_demanda = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS, rule=cobertura_demanda_regla)
```

Instalación de cargadores de tipo MCS (1000 kW)

La instalación de cargadores de tipo MCS debe ser a partir de un año determinado.

In [ ]:
```
def disponibilidad_mcs_regla(model, y):
    if y < model.AñoMCSs:
        return model.cargadores_instalados['MCS', y] == 0
    else:
        return Constraint.Skip # No se impone restricción para y >= T_MCS

model.disponibilidad_mcs = Constraint(model.AÑOS, rule=disponibilidad_mcs_regla)
```

Cobertura de potencia instalada por la potencia contratada

La potencia contratada debe cubrir la potencia instalada de los cargadores en todo momento.

In [ ]:
```
def cobertura_potencia_regla(model, y, t, h):
    return sum(
        model.PotenciaCargadores[i] *
        model.cargadores_acumulados[i, y]
        for i in model.TIPOS_CARGADORES
    ) >= model.potencia_contratada[y, t, h]

model.cobertura_potencia = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS, rule=cobertura_potencia_regla)
```

Crecimiento monótono en la instalación de cargadores

El número de cargadores de tipo *i* instalados en un determinado año *y* debe ser igual o mayor a los instalados en el año anterior.

In [ ]:
```
def crecimiento_cargadores_regla(model, i, y):
    if y > min(model.AÑOS):  # Asegurarse de que el año no sea el primero (no haya año anterior)
        return model.cargadores_acumulados[i, y] == model.cargadores_acumulados[i, y - 1] + model.cargadores_instalados[i
    else:
        return model.cargadores_acumulados[i, y] == model.cargadores_instalados[i, y]

model.crecimiento_cargadores = Constraint(model.TIPOS_CARGADORES, model.AÑOS, rule=crecimiento_cargadores_regla)
```

Balance instantáneo de energía

La energía consumida debe ser igual a la demanda en todo momento.

In [ ]:
```
def balance_energia_regla(model, y, t, h):
    return model.energia_consumida[y, t, h] == model.Demanda[y, t, h]

model.balance_energia = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS, rule=balance_energia_regla)
```

Potencia mínima requerida

La potencia contratada debe cubrir al menos la demanda en esa hora.

In [ ]:
```
def potencia_minima_regla(model, y, t, h):
    return model.potencia_contratada[y, t, h] * model.DeltaT >= model.Demanda[y, t, h]

model.potencia_minima = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS, rule=potencia_minima_regla)
```

Potencia constante I

Horas que deben tener la misma potencia contratada.

In [ ]:
```
horas_i = [0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7]
hora_base_i = 0

model.HORAS_I = Set(initialize=horas_i)

def potencia_cte_i_regla(model, y, t, h):
    if h != hora_base_i:
        return model.potencia_contratada[y, t, h] == model.potencia_contratada[y, t, hora_base_i]
    else:
        return Constraint.Skip

model.potencia_cte_i = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS_I, rule=potencia_cte_i_regla)
```

Potencia constante II

Horas que deben tener la misma potencia contratada.

In [ ]:
```
horas_ii = [8, 14, 15, 16, 17, 22, 23]
hora_base_ii = 8

model.HORAS_II = Set(initialize=horas_ii)

def potencia_cte_ii_regla(model, y, t, h):
    if h != hora_base_ii:
        return model.potencia_contratada[y, t, h] == model.potencia_contratada[y, t, hora_base_ii]
    else:
        return Constraint.Skip

model.potencia_cte_ii = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS_II, rule=potencia_cte_ii_regla)
```

Potencia constante III

Horas que deben tener la misma potencia contratada.

In [ ]:
```
horas_iii = [9, 10, 11, 12, 13, 18, 19, 20]
hora_base_iii = 9

model.HORAS_III = Set(initialize=horas_iii)
```

```
def potencia_cte_iii_regla(model, y, t, h):
    if h != hora_base_iii:
        return model.potencia_contratada[y, t, h] == model.potencia_contratada[y, t, hora_base_iii]
    else:
        return Constraint.Skip

model.potencia_cte_iii = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS_III, rule=potencia_cte_iii_regla)
```

Restricción de instalación

El número de cargadores instalados de tipo *i* en el año *y* deben ser mayor o igual a 0.

In [ ]:
```
def restriccion_instalacion_regla(model, i, y):
    return model.cargadores_instalados[i, y] >= 0

model.restriccion_instalacion = Constraint(model.TIPOS_CARGADORES, model.AÑOS, rule=restriccion_instalacion_regla)
```

Cargadores mínimos

El número acumulado de cargadores instalados de tipo *i* en el año *y* deben ser mayor que 0. El número acumulado de cargadores instalados de tipo *i* en el año 2024 debe ser igual a 0.

In [ ]:
```
def cargadores_minimos_regla(model, i, y):
    if y != 2024:
        return model.cargadores_acumulados[i, y] >= 0
    else:
        return model.cargadores_acumulados[i, y] == 0

model.cargadores_minimos = Constraint(model.TIPOS_CARGADORES, model.AÑOS, rule=cargadores_minimos_regla)
```

Resolución del modelo

In [ ]:
```
# Resolver con Gurobi
solver = SolverFactory('gurobi')
result = solver.solve(model, tee=True)
```

OPTIMIZACIÓN DE INSTALACIÓN DE PUNTOS DE RECARGA

Autor: Ignacio Domingo Górriz

Julio 2025

Escenario 2: Maximización del beneficio total del sistema

Importación de paquetes y módulos

Librerías y versiones utilizadas:

- Pandas: Versión 2.2.3
- Matplotlib: Versión 3.10.0
- Pyomo: Versión 6.9.1
- NumPy: Versión 2.2.4

In [ ]:
```
import pandas as pd
from pyomo.environ import *
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
from matplotlib.ticker import FuncFormatter, FixedLocator, FixedFormatter, MultipleLocator
```

Carga de datos

In [ ]:
```
# Lista de archivos CSV
archivos_csv = [
    'tipos_cargadores.csv', 'periodos.csv', 'horas.csv', 'años.csv',
    'potencia_cargadores.csv', 'eficiencia.csv', 'coste_cargador.csv',
    'coste_electricidad.csv', 'coste_om_cargadores.csv', 'coste_potencia_contratada.csv',
    'demanda.csv', 'año_mcss.csv', 'n_días_por_periodo.csv', 'delta_t.csv', 'precio_recarga.csv'
]

# Diccionario para almacenar los DataFrames cargados
dataframes = {}

# Cargar los archivos CSV
for archivo in archivos_csv:
    # Llamar a la función cargar_csv para cada archivo y guardar el resultado en el diccionario
    df = pd.read_csv(archivo)

    # Almacenamos el archivo en el diccionario usando el nombre del archivo (sin la extensión .csv) como clave
    clave = archivo.split('.')[0]
    dataframes[clave] = df
```

Modelo de optimización

In [ ]:
```
# Crear el modelo
model = ConcreteModel()
```

Conjuntos

In [ ]:
```
# Extraer los conjuntos desde los DataFrames
tipos_cargadores = dataframes['tipos_cargadores'].iloc[:, 0].unique().tolist()
periodos = dataframes['periodos'].iloc[:, 0].unique().tolist()
horas = dataframes['horas'].iloc[:, 0].unique().tolist()
años = dataframes['años'].iloc[:, 0].unique().tolist()

# Declarar los conjuntos
model.TIPOS_CARGADORES = Set(initialize=tipos_cargadores)
model.PERIODOS = Set(initialize=periodos)
model.HORAS = Set(initialize=horas)
model.AÑOS = Set(initialize=años)

# Verificar que los conjuntos están declarados correctamente
print("TIPOS_CARGADORES:", list(model.TIPOS_CARGADORES))
print("PERIODOS:", list(model.PERIODOS))
print("HORAS:", list(model.HORAS))
print("AÑOS:", list(model.AÑOS))
```

Parámetros

Potencia de los cargadores [kW]

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de potencia de los cargadores a un diccionario con índices (tipo de cargador)
potencia_cargadores_df = dataframes['potencia_cargadores']
potencia_cargadores_dict = {
    (row['i']): row['P_cargador']
    for _, row in potencia_cargadores_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro PotenciaCargadores
model.PotenciaCargadores = Param(
    model.TIPOS_CARGADORES,
    initialize=potencia_cargadores_dict,
    within=NonNegativeIntegers
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("PotenciaCargadores ejemplo (cargador de 350 kW):",
      model.PotenciaCargadores[next(iter(model.TIPOS_CARGADORES))], "kW")
```

Eficiencia del proceso de recarga

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de eficiencia del proceso de recarga a un diccionario con índices (tipo de cargador)
eficiencia_df = dataframes['eficiencia']
eficiencia_dict = {
    (row['i']): row['eff_cargador']
    for _, row in eficiencia_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro Eficiencia
model.Eficiencia = Param(
    model.TIPOS_CARGADORES,
    initialize=eficiencia_dict,
    within=NonNegativeReals
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("Eficiencia ejemplo (cargador de 350 kW):",
      model.Eficiencia[next(iter(model.TIPOS_CARGADORES))])
```

Coste (anualidad) de los cargadores [€/año]

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de coste de los cargadores a un diccionario con índices (tipo de cargador)
coste_cargador_df = dataframes['coste_cargador']
coste_cargador_dict = {
    (row['i']): row['c_cargador']
    for _, row in coste_cargador_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro CosteCargador
model.CosteCargador = Param(
    model.TIPOS_CARGADORES,
    initialize=coste_cargador_dict,
    within=NonNegativeReals
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("CosteCargador ejemplo (cargador de 350 kW):",
      model.CosteCargador[next(iter(model.TIPOS_CARGADORES))], "€/año")
```

Coste de la electricidad [€/kWh]

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de coste de electricidad a un diccionario con índices (periodo, hora)
coste_electricidad_df = dataframes['coste_electricidad']
coste_electricidad_dict = {
    (row['t'], row['h']): row['c_e']
    for _, row in coste_electricidad_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro CosteElectricidad
model.CosteElectricidad = Param(
    model.PERIODOS, model.HORAS,
    initialize=coste_electricidad_dict,
    within=NonNegativeReals
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("CosteElectricidad ejemplo (primer periodo y hora):",
      model.CosteElectricidad[next(iter(model.PERIODOS)), next(iter(model.HORAS))], "€/kWh")
```

Coste de operación y mantenimiento de los cargadores [€/año]

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de coste de operación y mantenimiento de los cargadores a un diccionario con índices (tipo de ca
coste_om_cargadores_df = dataframes['coste_om_cargadores']
coste_om_cargadores_dict = {
    (row['i']): row['c_om']
    for _, row in coste_om_cargadores_df.iterrows()
}
```

```
# Declarar el parámetro CosteOMCargadores
model.CosteOMCargadores = Param(
    model.TIPOS_CARGADORES,
    initialize=coste_om_cargadores_dict,
    within=NonNegativeIntegers
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("CosteOMCargadores ejemplo (cargador de 350 kW):",
      model.CosteOMCargadores[next(iter(model.TIPOS_CARGADORES))], "€/año")
```

Coste de la potencia contratada [€/kWh]

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de coste de la potencia contratada a un diccionario con índices (periodo, hora)
coste_potencia_contratada_df = dataframes['coste_potencia_contratada']
coste_potencia_contratada_dict = {
    (row['t'], row['h']): row['c_p']
    for _, row in coste_potencia_contratada_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro CostePotenciaContratada
model.CostePotenciaContratada = Param(
    model.PERIODOS, model.HORAS,
    initialize=coste_potencia_contratada_dict,
    within=NonNegativeReals
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("CostePotenciaContratada ejemplo (primer periodo y hora):",
      model.CostePotenciaContratada[next(iter(model.PERIODOS)), next(iter(model.HORAS))], "€/kWh")
```

Demanda [kWh]

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de la demanda a un diccionario con índices (año, periodo, hora)
demanda_df = dataframes['demanda']
demanda_dict = {
    (row['y'], row['t'], row['h']): row['D']
    for _, row in demanda_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro Demanda
model.Demanda = Param(
    model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS,
    initialize=demanda_dict,
    within=NonNegativeReals
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("Demanda ejemplo (primer año, periodo y hora):",
      model.Demanda[next(iter(model.AÑOS)), next(iter(model.PERIODOS)), next(iter(model.HORAS))], "kWh")
```

Año a partir del cual se instalan cargadores MCS (1000 kW)

In [ ]:
```
# Extraer valor del DataFrame
año_mcss = dataframes['año_mcss'].iloc[0, 0]

# Declarar parámetro AñoMCSs
model.AñoMCSs = Param(
    initialize=año_mcss,
    within=NonNegativeIntegers
)

# Verificar
print("AñoMCSs:", value(model.AñoMCSs))
```

Número de días que tiene cada periodo

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de número de días por periodo a un diccionario con índices (periodo)
dias_periodo_df = dataframes['n_días_por_periodo']
dias_periodo_dict = {
    (row['t']): row['d_t']
    for _, row in dias_periodo_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro DiasPeriodo
model.DiasPeriodo = Param(
    model.PERIODOS,
    initialize=dias_periodo_dict,
    within=NonNegativeIntegers
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("DiasPeriodo ejemplo (primer periodo):",
      model.DiasPeriodo[next(iter(model.PERIODOS))], "días")
```

Factor multiplicador de la potencia contratada

In [ ]:
```
# Extraer valor del DataFrame
delta_t = dataframes['delta_t'].iloc[0, 0]

# Declarar parámetro DeltaT
model.DeltaT = Param(
    initialize=delta_t,
    within=NonNegativeIntegers
)

# Verificar
print("DeltaT:", value(model.DeltaT), "h")
```

Precio de recarga [€/kWh]

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de precio de recarga a un diccionario con índices (tipo de cargador)
precio_recarga_df = dataframes['precio_recarga']
precio_recarga_dict = {
    (row['i']): row['p_recarga']
    for _, row in precio_recarga_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro PrecioRecarga
model.PrecioRecarga = Param(
    model.TIPOS_CARGADORES,
    initialize=precio_recarga_dict,
    within=NonNegativeReals
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("PrecioRecarga ejemplo (cargador de 350 kW):",
      model.PrecioRecarga[next(iter(model.TIPOS_CARGADORES))], "€/kWh")
```

Variables

In [ ]:
```
# Declarar las variables
model.cargadores_instalados = Var(model.TIPOS_CARGADORES, model.AÑOS, within=NonNegativeIntegers)
model.cargadores_acumulados = Var(model.TIPOS_CARGADORES, model.AÑOS, within=NonNegativeIntegers)
model.energia_consumida = Var(model.TIPOS_CARGADORES, model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS, within=NonNegativeReals)
model.potencia_contratada = Var(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS, within=NonNegativeReals)

# Verificar que las variables están bien indexadas
print(model.cargadores_instalados.index_set())
print(model.cargadores_acumulados.index_set())
print(model.energia_consumida.index_set())
print(model.potencia_contratada.index_set())
```

Función objetivo

In [ ]:
```
def objetivo_regla(model):
    return (
        # Ingreso por recargas
        sum(
            model.DiasPeriodo[t] * (model.PrecioRecarga[i] * model.energia_consumida[i, y, t, h])
            for i in model.TIPOS_CARGADORES
            for y in model.AÑOS
            for t in model.PERIODOS
            for h in model.HORAS
        )
        -
        # Coste de inversión (anualidad) y O&M de los cargadores
        sum(
            model.cargadores_acumulados[i, y] *
            (model.CosteCargador[i] + model.CosteOMCargadores[i])
            for i in model.TIPOS_CARGADORES
            for y in model.AÑOS
        )
        -
        # Costes operativos: electricidad y potencia contratada
        sum(
            model.DiasPeriodo[t] * (
                model.CosteElectricidad[t, h] * model.energia_consumida[i, y, t, h] +
                model.CostePotenciaContratada[t, h] * model.potencia_contratada[y, t, h] * model.DeltaT
            )
            for i in model.TIPOS_CARGADORES
            for y in model.AÑOS
            for t in model.PERIODOS
            for h in model.HORAS
        )
    )

model.objetivo = Objective(rule=objetivo_regla, sense=maximize)
```

Restricciones

Cobertura de la demanda

La instalación de cargadores debe cubrir la demanda en todo momento.

In [ ]:
```
def cobertura_demanda_regla(model, y, t, h):
    return sum(
        model.Eficiencia[i] *
        model.cargadores_acumulados[i, y] *
        model.PotenciaCargadores[i] *
        model.DeltaT
        for i in model.TIPOS_CARGADORES
    ) >= model.Demanda[y, t, h]

model.cobertura_demanda = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS, rule=cobertura_demanda_regla)
```

Instalación de cargadores de tipo MCS (1000 kW)

La instalación de cargadores de tipo MCS debe ser a partir de un año determinado.

In [ ]:
```
def disponibilidad_mcs_regla(model, y):
    if y < model.AñoMCSs:
        return model.cargadores_instalados['MCS', y] == 0
    else:
        return Constraint.Skip # No se impone restricción para y >= T_MCS

model.disponibilidad_mcs = Constraint(model.AÑOS, rule=disponibilidad_mcs_regla)
```

Cobertura de potencia instalada por la potencia contratada

La potencia contratada debe cubrir la potencia instalada de los cargadores en todo momento.

In [ ]:
```
def cobertura_potencia_regla(model, y, t, h):
    return sum(
        model.PotenciaCargadores[i] *
        model.cargadores_acumulados[i, y]
        for i in model.TIPOS_CARGADORES
    ) >= model.potencia_contratada[y, t, h]

model.cobertura_potencia = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS, rule=cobertura_potencia_regla)
```

Crecimiento monótono en la instalación de cargadores

El número de cargadores de tipo *i* instalados en un determinado año *y* debe ser igual o mayor a los instalados en el año anterior.

In [ ]:
```
def crecimiento_cargadores_regla(model, i, y):
    if y > min(model.AÑOS):  # Asegurarse de que el año no sea el primero (no haya año anterior)
        return model.cargadores_acumulados[i, y] == model.cargadores_acumulados[i, y - 1] + model.cargadores_instalados[i
    else:
        return model.cargadores_acumulados[i, y] == model.cargadores_instalados[i, y]

model.crecimiento_cargadores = Constraint(model.TIPOS_CARGADORES, model.AÑOS, rule=crecimiento_cargadores_regla)
```

Balance energético constante

La energía consumida debe ser menor o igual a la demanda en todo momento.

In [ ]:
```
def balance_energetico_regla(model, y, t, h):
    return sum(
        model.energia_consumida[i, y, t, h]
        for i in model.TIPOS_CARGADORES
    ) <= model.Demanda[y, t, h]

model.balance_energetico = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS, rule=balance_energetico_regla)
```

Límite de consumo energético

La energía consumida debe ser menor o igual a la potencia instalada en todo momento.

In [ ]:
```
def limite_consumo_energetico_regla(model, i, y, t, h):
    return (model.Eficiencia[i] * model.cargadores_acumulados[i, y] * model.PotenciaCargadores[i] * model.DeltaT) >= mode

model.limite_consumo_energetico = Constraint(model.TIPOS_CARGADORES, model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS, rule=limite
```

Potencia mínima requerida

La potencia contratada debe cubrir al menos la demanda en esa hora.

In [ ]:
```
def potencia_minima_regla(model, y, t, h):
    return model.potencia_contratada[y, t, h] * model.DeltaT >= model.Demanda[y, t, h]

model.potencia_minima = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS, rule=potencia_minima_regla)
```

Potencia constante I

Horas que deben tener la misma potencia contratada.

In [ ]:
```
horas_i = [0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7]
hora_base_i = 0

model.HORAS_I = Set(initialize=horas_i)

def potencia_cte_i_regla(model, y, t, h):
    if h != hora_base_i:
        return model.potencia_contratada[y, t, h] == model.potencia_contratada[y, t, hora_base_i]
    else:
        return Constraint.Skip

model.potencia_cte_i = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS_I, rule=potencia_cte_i_regla)
```

Potencia constante II

Horas que deben tener la misma potencia contratada.

In [ ]:
```
horas_ii = [8, 14, 15, 16, 17, 22, 23]
hora_base_ii = 8

model.HORAS_II = Set(initialize=horas_ii)

def potencia_cte_ii_regla(model, y, t, h):
    if h != hora_base_ii:
        return model.potencia_contratada[y, t, h] == model.potencia_contratada[y, t, hora_base_ii]
    else:
        return Constraint.Skip

model.potencia_cte_ii = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS_II, rule=potencia_cte_ii_regla)
```

Potencia constante III

Horas que deben tener la misma potencia contratada.

In [ ]:
```
horas_iii = [9, 10, 11, 12, 13, 18, 19, 20]
hora_base_iii = 9

model.HORAS_III = Set(initialize=horas_iii)

def potencia_cte_iii_regla(model, y, t, h):
    if h != hora_base_iii:
        return model.potencia_contratada[y, t, h] == model.potencia_contratada[y, t, hora_base_iii]
    else:
        return Constraint.Skip

model.potencia_cte_iii = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS_III, rule=potencia_cte_iii_regla)
```

Incremento potencia contratada

Las potencias contratadas en los diferentes periodos serán tales que la potencia contratada en un periodo Pn+1 sea siempre mayor o igual que la potencia contratada en el periodo anterior Pn (circular CNMC).

In [ ]:
```
def incremento_potencia_contratada_i_regla(model, y, t):
    return model.potencia_contratada[y, t, 0] >= model.potencia_contratada[y, t, 8]

model.incremento_potencia_contratada_i = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, rule=incremento_potencia_contratada_i_reg
```

In [ ]:
```
def incremento_potencia_contratada_ii_regla(model, y, t):
    return model.potencia_contratada[y, t, 8] >= model.potencia_contratada[y, t, 9]

model.incremento_potencia_contratada_ii = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, rule=incremento_potencia_contratada_ii_r
```

Restricción de instalación

El número de cargadores instalados de tipo *i* en el año *y* deben ser mayor o igual a 0.

In [ ]:
```
def restriccion_instalacion_regla(model, i, y):
    return model.cargadores_instalados[i, y] >= 0

model.restriccion_instalacion = Constraint(model.TIPOS_CARGADORES, model.AÑOS, rule=restriccion_instalacion_regla)
```

Cargadores mínimos

El número acumulado de cargadores instalados de tipo *i* en el año *y* deben ser mayor que 0. El número acumulado de cargadores instalados de tipo *i* en el año 2024 debe ser igual a 0.

In [ ]:
```
def cargadores_minimos_regla(model, i, y):
    if y != 2024:
```

```
        return model.cargadores_acumulados[i, y] >= 0
    else:
        return model.cargadores_acumulados[i, y] == 0

model.cargadores_minimos = Constraint(model.TIPOS_CARGADORES, model.AÑOS, rule=cargadores_minimos_regla)
```

Resolución del modelo

In [ ]:
```
# Resolver con Gurobi
solver = SolverFactory('gurobi')
result = solver.solve(model, tee=True)
```

OPTIMIZACIÓN DE INSTALACIÓN DE PUNTOS DE RECARGA

Autor: Ignacio Domingo Górriz

Julio 2025

Escenario 3: Maximización del beneficio total del sistema regulando la energía consumida por tipo de cargador

Importación de paquetes y módulos

Librerías y versiones utilizadas:

- Pandas: Versión 2.2.3
- Matplotlib: Versión 3.10.0
- Pyomo: Versión 6.9.1
- NumPy: Versión 2.2.4

In [ ]:
```
import pandas as pd
from pyomo.environ import *
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
from matplotlib.ticker import FuncFormatter, FixedLocator, FixedFormatter, MultipleLocator
```

Carga de datos

In [ ]:
```
# Lista de archivos CSV
archivos_csv = [
    'tipos_cargadores.csv', 'periodos.csv', 'horas.csv', 'años.csv',
    'potencia_cargadores.csv', 'eficiencia.csv', 'coste_cargador.csv',
    'coste_electricidad.csv', 'coste_om_cargadores.csv', 'coste_potencia_contratada.csv',
    'demanda.csv', 'año_mcss.csv', 'n_días_por_periodo.csv', 'delta_t.csv',
    'precio_recarga.csv', 'consumo_cargadores.csv'
]

# Diccionario para almacenar los DataFrames cargados
dataframes = {}

# Cargar los archivos CSV
for archivo in archivos_csv:
    # Llamar a la función cargar_csv para cada archivo y guardar el resultado en el diccionario
    df = pd.read_csv(archivo)

    # Almacenamos el archivo en el diccionario usando el nombre del archivo (sin la extensión .csv) como clave
    clave = archivo.split('.')[0]
    dataframes[clave] = df
```

Modelo de optimización

In [ ]:
```
# Crear el modelo
model = ConcreteModel()
```

Conjuntos

In [ ]:
```
# Extraer los conjuntos desde los DataFrames
tipos_cargadores = dataframes['tipos_cargadores'].iloc[:, 0].unique().tolist()
periodos = dataframes['periodos'].iloc[:, 0].unique().tolist()
horas = dataframes['horas'].iloc[:, 0].unique().tolist()
años = dataframes['años'].iloc[:, 0].unique().tolist()

# Declarar los conjuntos
model.TIPOS_CARGADORES = Set(initialize=tipos_cargadores)
model.PERIODOS = Set(initialize=periodos)
model.HORAS = Set(initialize=horas)
model.AÑOS = Set(initialize=años)

# Verificar que los conjuntos están declarados correctamente
print("TIPOS_CARGADORES:", list(model.TIPOS_CARGADORES))
print("PERIODOS:", list(model.PERIODOS))
print("HORAS:", list(model.HORAS))
print("AÑOS:", list(model.AÑOS))
```

Parámetros

Potencia de los cargadores [kW]

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de potencia de los cargadores a un diccionario con índices (tipo de cargador)
potencia_cargadores_df = dataframes['potencia_cargadores']
potencia_cargadores_dict = {
    (row['i']): row['P_cargador']
    for _, row in potencia_cargadores_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro PotenciaCargadores
model.PotenciaCargadores = Param(
    model.TIPOS_CARGADORES,
    initialize=potencia_cargadores_dict,
    within=NonNegativeIntegers
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("PotenciaCargadores ejemplo (cargador de 350 kW):",
      model.PotenciaCargadores[next(iter(model.TIPOS_CARGADORES))], "kW")
```

Eficiencia del proceso de recarga

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de eficiencia del proceso de recarga a un diccionario con índices (tipo de cargador)
eficiencia_df = dataframes['eficiencia']
eficiencia_dict = {
    (row['i']): row['eff_cargador']
    for _, row in eficiencia_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro Eficiencia
model.Eficiencia = Param(
    model.TIPOS_CARGADORES,
    initialize=eficiencia_dict,
    within=NonNegativeReals
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("Eficiencia ejemplo (cargador de 350 kW):",
      model.Eficiencia[next(iter(model.TIPOS_CARGADORES))])
```

Coste (anualidad) de los cargadores [€/año]

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de coste de los cargadores a un diccionario con índices (tipo de cargador)
coste_cargador_df = dataframes['coste_cargador']
coste_cargador_dict = {
    (row['i']): row['c_cargador']
    for _, row in coste_cargador_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro CosteCargador
model.CosteCargador = Param(
    model.TIPOS_CARGADORES,
    initialize=coste_cargador_dict,
    within=NonNegativeReals
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("CosteCargador ejemplo (cargador de 350 kW):",
      model.CosteCargador[next(iter(model.TIPOS_CARGADORES))], "€/año")
```

Coste de la electricidad [€/kWh]

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de coste de electricidad a un diccionario con índices (periodo, hora)
coste_electricidad_df = dataframes['coste_electricidad']
coste_electricidad_dict = {
    (row['t'], row['h']): row['c_e']
    for _, row in coste_electricidad_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro CosteElectricidad
model.CosteElectricidad = Param(
    model.PERIODOS, model.HORAS,
    initialize=coste_electricidad_dict,
    within=NonNegativeReals
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("CosteElectricidad ejemplo (primer periodo y hora):",
      model.CosteElectricidad[next(iter(model.PERIODOS)), next(iter(model.HORAS))], "€/kWh")
```

Coste de operación y mantenimiento de los cargadores [€/año]

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de coste de operación y mantenimiento de los cargadores a un diccionario con índices (tipo de ca
coste_om_cargadores_df = dataframes['coste_om_cargadores']
coste_om_cargadores_dict = {
    (row['i']): row['c_om']
    for _, row in coste_om_cargadores_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro CosteOMCargadores
model.CosteOMCargadores = Param(
    model.TIPOS_CARGADORES,
    initialize=coste_om_cargadores_dict,
    within=NonNegativeIntegers
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("CosteOMCargadores ejemplo (cargador de 350 kW):",
      model.CosteOMCargadores[next(iter(model.TIPOS_CARGADORES))], "€/año")
```

Coste de la potencia contratada [€/kWh]

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de coste de la potencia contratada a un diccionario con índices (periodo, hora)
coste_potencia_contratada_df = dataframes['coste_potencia_contratada']
coste_potencia_contratada_dict = {
    (row['t'], row['h']): row['c_p']
    for _, row in coste_potencia_contratada_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro CostePotenciaContratada
model.CostePotenciaContratada = Param(
    model.PERIODOS, model.HORAS,
    initialize=coste_potencia_contratada_dict,
    within=NonNegativeReals
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("CostePotenciaContratada ejemplo (primer periodo y hora):",
      model.CostePotenciaContratada[next(iter(model.PERIODOS)), next(iter(model.HORAS))], "€/kWh")
```

Demanda [kWh]

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de la demanda a un diccionario con índices (año, periodo, hora)
demanda_df = dataframes['demanda']
demanda_dict = {
    (row['y'], row['t'], row['h']): row['D']
    for _, row in demanda_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro Demanda
model.Demanda = Param(
    model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS,
    initialize=demanda_dict,
    within=NonNegativeReals
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("Demanda ejemplo (primer año, periodo y hora):",
      model.Demanda[next(iter(model.AÑOS)), next(iter(model.PERIODOS)), next(iter(model.HORAS))], "kWh")
```

Año a partir del cual se instalan cargadores MCS (1000 kW)

In [ ]:
```
# Extraer valor del DataFrame
año_mcss = dataframes['año_mcss'].iloc[0, 0]

# Declarar parámetro AñoMCSs
model.AñoMCSs = Param(
    initialize=año_mcss,
    within=NonNegativeIntegers
)

# Verificar
print("AñoMCSs:", value(model.AñoMCSs))
```

Número de días que tiene cada periodo

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de número de días por periodo a un diccionario con índices (periodo)
dias_periodo_df = dataframes['n_días_por_periodo']
dias_periodo_dict = {
    (row['t']): row['d_t']
    for _, row in dias_periodo_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro DiasPeriodo
model.DiasPeriodo = Param(
    model.PERIODOS,
    initialize=dias_periodo_dict,
    within=NonNegativeIntegers
)
```

```
# Verificar un valor de ejemplo
print("DiasPeriodo ejemplo (primer periodo):",
      model.DiasPeriodo[next(iter(model.PERIODOS))], "días")
```

Factor multiplicador de la potencia contratada

In [ ]:
```
# Extraer valor del DataFrame
delta_t = dataframes['delta_t'].iloc[0, 0]

# Declarar parámetro DeltaT
model.DeltaT = Param(
    initialize=delta_t,
    within=NonNegativeIntegers
)

# Verificar
print("DeltaT:", value(model.DeltaT), "h")
```

Precio de recarga [€/kWh]

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de precio de recarga a un diccionario con índices (tipo de cargador)
precio_recarga_df = dataframes['precio_recarga']
precio_recarga_dict = {
    (row['i']): row['p_recarga']
    for _, row in precio_recarga_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro PrecioRecarga
model.PrecioRecarga = Param(
    model.TIPOS_CARGADORES,
    initialize=precio_recarga_dict,
    within=NonNegativeReals
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("PrecioRecarga ejemplo (cargador de 350 kW):",
      model.PrecioRecarga[next(iter(model.TIPOS_CARGADORES))], "€/kWh")
```

Consumo energético cargadores [%]

In [ ]:
```
# Convertir el DataFrame de consumo de cargadores a un diccionario con índices (tipo de cargador)
consumo_cargadores_df = dataframes['consumo_cargadores']
consumo_cargadores_dict = {
    (row['i']): row['consumo_cargador']
    for _, row in consumo_cargadores_df.iterrows()
}

# Declarar el parámetro ConsumoCargadores
model.ConsumoCargadores = Param(
    model.TIPOS_CARGADORES,
    initialize=consumo_cargadores_dict,
    within=NonNegativeReals
)

# Verificar un valor de ejemplo
print("ConsumoCargadores ejemplo (cargador de 350 kW):",
      model.ConsumoCargadores[next(iter(model.TIPOS_CARGADORES))]*100, "%")
```

Variables

In [ ]:
```
# Declarar las variables
model.cargadores_instalados = Var(model.TIPOS_CARGADORES, model.AÑOS, within=NonNegativeIntegers)
model.cargadores_acumulados = Var(model.TIPOS_CARGADORES, model.AÑOS, within=NonNegativeIntegers)
model.energia_consumida = Var(model.TIPOS_CARGADORES, model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS, within=NonNegativeReals)
model.potencia_contratada = Var(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS, within=NonNegativeReals)

# Verificar que las variables están bien indexadas
print(model.cargadores_instalados.index_set())
print(model.cargadores_acumulados.index_set())
print(model.energia_consumida.index_set())
print(model.potencia_contratada.index_set())
```

Función objetivo

In [ ]:
```
def objetivo_regla(model):
    return (
        # Ingreso por recargas
        sum(
            model.DiasPeriodo[t] * (model.PrecioRecarga[i] * model.energia_consumida[i, y, t, h])
            for i in model.TIPOS_CARGADORES
            for y in model.AÑOS
            for t in model.PERIODOS
            for h in model.HORAS
        )
```

```
        -
        # Coste de inversión (anualidad) y O&M de los cargadores
        sum(
            model.cargadores_acumulados[i, y] *
            (model.CosteCargador[i] + model.CosteOMCargadores[i])
            for i in model.TIPOS_CARGADORES
            for y in model.AÑOS
        )
        -
        # Costes operativos: electricidad y potencia contratada
        sum(
            model.DiasPeriodo[t] * (
                model.CosteElectricidad[t, h] * model.energia_consumida[i, y, t, h] +
                model.CostePotenciaContratada[t, h] * model.potencia_contratada[y, t, h] * model.DeltaT
            )
            for i in model.TIPOS_CARGADORES
            for y in model.AÑOS
            for t in model.PERIODOS
            for h in model.HORAS
        )
    )

model.objetivo = Objective(rule=objetivo_regla, sense=maximize)
```

Restricciones

Cobertura de la demanda

La instalación de cargadores debe cubrir la demanda en todo momento.

In [ ]:
```
def cobertura_demanda_regla(model, y, t, h):
    return sum(
        model.Eficiencia[i] *
        model.cargadores_acumulados[i, y] *
        model.PotenciaCargadores[i] *
        model.DeltaT
        for i in model.TIPOS_CARGADORES
    ) >= model.Demanda[y, t, h]

model.cobertura_demanda = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS, rule=cobertura_demanda_regla)
```

Instalación de cargadores de tipo MCS (1000 kW)

La instalación de cargadores de tipo MCS debe ser a partir de un año determinado.

In [ ]:
```
def disponibilidad_mcs_regla(model, y):
    if y < model.AñoMCSs:
        return model.cargadores_instalados['MCS', y] == 0
    else:
        return Constraint.Skip # No se impone restricción para y >= T_MCS

model.disponibilidad_mcs = Constraint(model.AÑOS, rule=disponibilidad_mcs_regla)
```

Cobertura de potencia instalada por la potencia contratada

La potencia contratada debe cubrir la potencia instalada de los cargadores en todo momento.

In [ ]:
```
def cobertura_potencia_regla(model, y, t, h):
    return sum(
        model.PotenciaCargadores[i] *
        model.cargadores_acumulados[i, y]
        for i in model.TIPOS_CARGADORES
    ) >= model.potencia_contratada[y, t, h]

model.cobertura_potencia = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS, rule=cobertura_potencia_regla)
```

Crecimiento monótono en la instalación de cargadores

El número de cargadores de tipo *i* instalados en un determinado año *y* debe ser igual o mayor a los instalados en el año anterior.

In [ ]:
```
def crecimiento_cargadores_regla(model, i, y):
    if y > min(model.AÑOS):  # Asegurarse de que el año no sea el primero (no haya año anterior)
        return model.cargadores_acumulados[i, y] == model.cargadores_acumulados[i, y - 1] + model.cargadores_instalados[i
    else:
        return model.cargadores_acumulados[i, y] == model.cargadores_instalados[i, y]

model.crecimiento_cargadores = Constraint(model.TIPOS_CARGADORES, model.AÑOS, rule=crecimiento_cargadores_regla)
```

Balance energético constante

La energía consumida debe ser menor o igual a la demanda en todo momento.

In [ ]:
```
def balance_energetico_regla(model, y, t, h):
    return sum(
```

```
        model.energia_consumida[i, y, t, h]
        for i in model.TIPOS_CARGADORES
    ) <= model.Demanda[y, t, h]

model.balance_energetico = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS, rule=balance_energetico_regla)
```

Límite de consumo energético

La energía consumida debe ser menor o igual a la potencia instalada en todo momento.

In [ ]:
```
def limite_consumo_energetico_regla(model, i, y, t, h):
    return (model.Eficiencia[i] * model.cargadores_acumulados[i, y] * model.PotenciaCargadores[i] * model.DeltaT) >= mode

model.limite_consumo_energetico = Constraint(model.TIPOS_CARGADORES, model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS, rule=limite
```

Potencia mínima requerida

La potencia contratada debe cubrir al menos la demanda en esa hora.

In [ ]:
```
def potencia_minima_regla(model, y, t, h):
    return model.potencia_contratada[y, t, h] * model.DeltaT >= model.Demanda[y, t, h]

model.potencia_minima = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS, rule=potencia_minima_regla)
```

Potencia constante I

Horas que deben tener la misma potencia contratada.

In [ ]:
```
horas_i = [0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7]
hora_base_i = 0

model.HORAS_I = Set(initialize=horas_i)

def potencia_cte_i_regla(model, y, t, h):
    if h != hora_base_i:
        return model.potencia_contratada[y, t, h] == model.potencia_contratada[y, t, hora_base_i]
    else:
        return Constraint.Skip

model.potencia_cte_i = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS_I, rule=potencia_cte_i_regla)
```

Potencia constante II

Horas que deben tener la misma potencia contratada.

In [ ]:
```
horas_ii = [8, 14, 15, 16, 17, 22, 23]
hora_base_ii = 8

model.HORAS_II = Set(initialize=horas_ii)

def potencia_cte_ii_regla(model, y, t, h):
    if h != hora_base_ii:
        return model.potencia_contratada[y, t, h] == model.potencia_contratada[y, t, hora_base_ii]
    else:
        return Constraint.Skip

model.potencia_cte_ii = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS_II, rule=potencia_cte_ii_regla)
```

Potencia constante III

Horas que deben tener la misma potencia contratada.

In [ ]:
```
horas_iii = [9, 10, 11, 12, 13, 18, 19, 20]
hora_base_iii = 9

model.HORAS_III = Set(initialize=horas_iii)

def potencia_cte_iii_regla(model, y, t, h):
    if h != hora_base_iii:
        return model.potencia_contratada[y, t, h] == model.potencia_contratada[y, t, hora_base_iii]
    else:
        return Constraint.Skip

model.potencia_cte_iii = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, model.HORAS_III, rule=potencia_cte_iii_regla)
```

Incremento potencia contratada

Las potencias contratadas en los diferentes periodos serán tales que la potencia contratada en un periodo Pn+1 sea siempre mayor o igual que la potencia contratada en el periodo anterior Pn (circular CNMC).

In [ ]:
```
def incremento_potencia_contratada_i_regla(model, y, t):
    return model.potencia_contratada[y, t, 0] >= model.potencia_contratada[y, t, 8]
```

```
model.incremento_potencia_contratada_i = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, rule=incremento_potencia_contratada_i_reg
```

In [ ]:
```
def incremento_potencia_contratada_ii_regla(model, y, t):
    return model.potencia_contratada[y, t, 8] >= model.potencia_contratada[y, t, 9]

model.incremento_potencia_contratada_ii = Constraint(model.AÑOS, model.PERIODOS, rule=incremento_potencia_contratada_ii_r
```

Restricción de instalación

El número de cargadores instalados de tipo *i* en el año *y* deben ser mayor o igual a 0.

In [ ]:
```
def restriccion_instalacion_regla(model, i, y):
    return model.cargadores_instalados[i, y] >= 0

model.restriccion_instalacion = Constraint(model.TIPOS_CARGADORES, model.AÑOS, rule=restriccion_instalacion_regla)
```

Cargadores mínimos

El número acumulado de cargadores instalados de tipo *i* en el año *y* deben ser mayor que 0. El número acumulado de cargadores instalados de tipo *i* en el año 2024 debe ser igual a 0.

In [ ]:
```
def cargadores_minimos_regla(model, i, y):
    if y != 2024:
        return model.cargadores_acumulados[i, y] >= 0
    else:
        return model.cargadores_acumulados[i, y] == 0

model.cargadores_minimos = Constraint(model.TIPOS_CARGADORES, model.AÑOS, rule=cargadores_minimos_regla)
```

Consumo energético por tipo de cargador

La energía anual consumida por cada tipo de cargador viene determinada por el parámetro *model.ConsumoCargadores*.

In [ ]:
```
def consumo_cargador_regla(model, y):
    if y >= model.AñoMCSs:
        return (
            sum(
                model.energia_consumida['350', y, t, h]
                for t in model.PERIODOS
                for h in model.HORAS
            )
            ==
            model.ConsumoCargadores['350']
            *
            sum(
                model.energia_consumida[i, y, t, h]
                for i in model.TIPOS_CARGADORES
                for t in model.PERIODOS
                for h in model.HORAS
            )
        )
    else:
        return Constraint.Skip # No se impone restricción para y < T_MCS

model.consumo_cargador = Constraint(model.AÑOS, rule=consumo_cargador_regla)
```

Resolución del modelo

In [ ]:
```
# Resolver con Gurobi
solver = SolverFactory('gurobi')
result = solver.solve(model, tee=True)
```

COMILLAS
UNIVERSIDAD PONTIFICIA
ICAI

MÁSTER EN MOTORSPORT, MOVILIDAD Y SEGURIDAD (M2S)

TRABAJO FIN DE MÁSTER

MODELADO DE LA INSTALACIÓN Y OPERACIÓN DE PUNTOS DE RECARGA RÁPIDA PÚBLICOS

ANEXO IV: ALINEACIÓN DEL PROYECTO CON LOS OBJETIVOS DE DESARROLLO SOSTENIBLE (ODS)

Autor: Ignacio Domingo Górriz

Director: Miguel Martínez Velázquez

Codirector: Carlos Mateo Domingo

Madrid

Índice anexo IV

Capítulo 1. Alineación con los ODS 2

1.1 ODS 7: Energía asequible y no contaminante 2

1.2 ODS 9: Industria, innovación e infraestructura 3

1.3 ODS 11: Ciudades y comunidades sostenibles 3

1.4 ODS 13: Acción por el clima 3

Capítulo 1. ALINEACIÓN CON LOS ODS

El proyecto se alinea directamente con varios de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) establecidos por la Organización de las Naciones Unidas, contribuyendo de manera significativa al avance hacia un futuro más sostenible. En particular, el proyecto tiene una conexión destacada con los ODS 7, 9, 11 y 13, a los que se vincula tanto por su enfoque como por los resultados esperados.

Figura 1. Objetivos de desarrollo sostenible (ODS)

1.1 ODS 7: ENERGÍA ASEQUIBLE Y NO CONTAMINANTE

El desarrollo de una infraestructura de recarga rápida eficiente y sostenible fomenta la transición hacia fuentes de energía más limpias y accesibles para el sector transporte. Al optimizar la operación y conexión de las estaciones de recarga con la red eléctrica, el proyecto promueve el uso responsable de la energía, incentivando la integración de fuentes renovables y reduciendo las emisiones asociadas al transporte pesado.

1.2 ODS 9: INDUSTRIA, INNOVACIÓN E INFRAESTRUCTURA

La planificación estratégica de la instalación de puntos de recarga rápida representa una contribución al desarrollo de infraestructuras sostenibles e innovadoras. Este proyecto busca fortalecer la resiliencia de las estaciones de recarga y la red eléctrica mediante el uso de modelos matemáticos avanzados, posicionando la innovación como un pilar esencial para garantizar la sostenibilidad del transporte eléctrico pesado.

1.3 ODS 11: CIUDADES Y COMUNIDADES SOSTENIBLES

Al facilitar el despliegue de una infraestructura de recarga adecuada para vehículos eléctricos pesados, el proyecto ayuda a reducir la contaminación en entornos urbanos y a mejorar la calidad del aire. Esto resulta esencial para el desarrollo de ciudades más limpias y sostenibles, contribuyendo a crear comunidades con un menor impacto ambiental.

1.4 ODS 13: ACCIÓN POR EL CLIMA

El modelo desarrollado contribuye a mitigar el cambio climático al fomentar el uso de vehículos eléctricos pesados en lugar de aquellos que utilizan combustibles fósiles. La reducción de emisiones derivada del uso de esta infraestructura representa un aporte directo a los esfuerzos globales por limitar el calentamiento global.