



GRADO EN INGENIERÍA EN TECNOLOGÍAS INDUSTRIALES

TRABAJO FIN DE GRADO

Evaluación tecno-económica de estrategias de recarga inteligente de vehículos eléctricos residenciales en la planificación de redes de distribución eléctrica a largo plazo.

Autor: María Marcano Robledo

Director: Tomás Gómez San Román

Co-Director: Miguel Martínez Velázquez

Madrid, Junio 2025

Declaro, bajo mi responsabilidad, que el Proyecto presentado con el título “Evaluación tecno-económica de estrategias de recarga inteligente de vehículos eléctricos residenciales en la planificación de redes de distribución eléctrica a largo plazo”, en la ETS de Ingeniería - ICAI de la Universidad Pontificia Comillas en el

curso académico 2024/2025 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.: María Marcano Robledo

Fecha: 23/06/2025

Autorizada la entrega del proyecto
EL DIRECTOR DEL PROYECTO

Fdo.: Tomás Gómez San Román

Fecha: 23/06/2025

Fdo.: Miguel Martínez Velázquez

Fecha: 23/06/2025



COMILLAS
UNIVERSIDAD PONTIFICIA

ICAI

GRADO EN INGENIERÍA EN TECNOLOGÍAS INDUSTRIALES

TRABAJO FIN DE GRADO

Evaluación tecno-económica de estrategias de recarga inteligente de vehículos eléctricos residenciales en la planificación de redes de distribución eléctrica a largo plazo.

Autor: María Marcano Robledo

Director: Tomás Gómez San Román

Co-Director: Miguel Martínez Velázquez

Madrid, Junio 2025

Agradecimientos

Quiero expresar mi más sincero agradecimiento a todas las personas que me han acompañado a lo largo de los últimos cuatro años y han hecho posible la realización de este Trabajo de Fin de Grado.

A toda mi familia, por apoyarme incondicionalmente durante estos años de carrera y, sobre todo, por enseñarme a no rendirme nunca. En especial, gracias a mis padres por guiarme siempre por el buen camino, por su confianza en mí y por ser mi mayor ejemplo a seguir. A mis amigos de la carrera, por ser mi día a día y mi apoyo constante, y por hacer que la mejor etapa de mi vida haya estado llena de momentos inolvidables. A todos los profesores que han formado parte de mi etapa universitaria, y en particular a Félix, por enseñarme el valor de la persistencia y recordarme que, con esfuerzo y trabajo, todo acaba saliendo. Y, por último, a mis tutores del TFG, por su dedicación, su orientación y su paciencia. Gracias por acompañarme en este proyecto, que representa el cierre de una etapa y el reflejo de todo lo aprendido durante mi carrera de Ingeniería Industrial.

"EVALUACIÓN TECNO-ECONÓMICA DE ESTRATEGIAS DE RECARGA INTELIGENTE DE VEHÍCULOS ELÉCTRICOS RESIDENCIALES EN LA PLANIFICACIÓN DE REDES DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA A LARGO PLAZO "

Autor: Marcano Robledo, María.

Director: Tomás Gómez San Román y Miguel Martínez Velázquez

Entidad Colaboradora: ICAI- Universidad Pontificia de Comillas

RESUMEN DEL PROYECTO

Este proyecto evalúa el impacto técnico y económico de diferentes estrategias de recarga inteligente de vehículos eléctricos residenciales en redes de distribución eléctrica a largo plazo. Se han desarrollado modelos de optimización para simular el comportamiento de carga bajo distintos escenarios y niveles de adopción, demostrando una clara reducción de picos de demanda y una disminución significativa en las inversiones necesarias en infraestructura.

Palabras clave: Vehículo Eléctrico, Red de Distribución Eléctrica, Recarga Inteligente, Optimización, Estrategias de Respuesta a la Demanda, Planificación de Redes, MATLAB, RNM-Brownfield.

1. Introducción

La progresiva electrificación del transporte representa uno de los pilares clave en la transición hacia un sistema energético más sostenible. En este contexto, la adopción masiva de vehículos eléctricos (VE) plantea importantes retos para la red de distribución eléctrica, especialmente en lo relativo al aumento de la demanda residencial y la aparición de nuevos picos de carga. Ante esta situación, resulta esencial evaluar el impacto de diferentes estrategias de recarga inteligente que permitan optimizar el comportamiento de carga de los usuarios y minimizar las inversiones necesarias en infraestructura eléctrica.

Este trabajo se enmarca en esa línea, proponiendo un enfoque tecno-económico que permita cuantificar los beneficios de distintos esquemas de recarga inteligente, basados en la respuesta a señales tarifarias y restricciones de potencia contratada y analizar su aplicabilidad en escenarios reales de planificación de red para el escenario 2030, donde se espera un 15% de vehículos eléctricos.

2. Definición del proyecto

El objetivo principal de este proyecto es realizar una evaluación tecno-económica del impacto que tienen distintas estrategias de recarga inteligente de vehículos eléctricos residenciales sobre las redes de distribución eléctrica, en un horizonte temporal de largo plazo. Para ello, se han comparado tres escenarios: una recarga no gestionada (estrategia 0), una recarga optimizada en función del coste horario de la energía (estrategia 1) y otra que considera también el coste de la potencia contratada (estrategia 2).

El análisis se centra en el caso representativo de un municipio semiurbano español en el año 2030, con una penetración del 15 % de VE. Se estudia el efecto de aplicar dichas estrategias con diferentes niveles de adopción tecnológica (del 0 % al 100 %) y se cuantifican tanto los beneficios técnicos, como la reducción del pico de demanda, como los económicos reflejados en el ahorro de inversión en refuerzos de red.

En este contexto, la literatura reciente coincide en señalar que la electrificación del transporte, junto con otras cargas como bombas de calor o autoconsumo, tensionará significativamente la infraestructura de baja tensión. Varios estudios demuestran que las estrategias de recarga inteligente, especialmente las que integran señales de precio y control de potencia, permiten mitigar estos efectos. El informe del MIT [1], por ejemplo, estima que una adopción descoordinada de VE podría requerir hasta un 25 % más de inversión en red, mientras que estrategias inteligentes permiten contener estos costes. El estudio de RAP [2] refuerza esta idea al estimar que una implantación eficiente de recarga inteligente podría generar ahorros de hasta 1.300 millones de euros anuales en Europa para 2030. Esta evidencia refuerza el planteamiento del presente trabajo: estudiar el potencial técnico y económico de dichas estrategias en escenarios realistas y aplicables al caso español.

3. Descripción del modelo

Para abordar el estudio, se han desarrollado dos herramientas principales. En primer lugar, un generador estocástico de perfiles horarios de recarga residencial de vehículos eléctricos, implementado en MATLAB, que permite caracterizar de forma probabilística a cada usuario mediante parámetros clave. El proceso seguido incluye: (i) la estimación del número de vehículos eléctricos por vivienda, en función de la tasa de electrificación prevista (15 % del parque total en 2030); (ii) la asignación de una demanda diaria de energía para cada vehículo, en base a distribuciones estadísticas de kilómetros recorridos; (iii) la definición de ventanas temporales de carga mediante funciones de distribución de hora de llegada y salida del domicilio; y (iv) la asignación de la potencia del cargador, diferenciando entre niveles de infraestructura doméstica. A cada perfil generado se le añade, además, una probabilidad de respuesta a estrategias de recarga inteligente, lo que permite simular distintos escenarios de adopción tecnológica. Esta metodología sigue enfoques similares a los descritos en [3] y [4], adaptados al contexto español.

La base de datos generada se ha construido combinando diversas fuentes: estadísticas del INE y DATADIS para la estimación de consumos y patrones de comportamiento eléctrico; datos geográficos y tipológicos de edificios procedentes de URBAN3R; y datos técnicos extraídos del proyecto EBAFLEX del Instituto de Investigación Tecnológica (IIT), que proporcionó una red sintética de un municipio semiurbano representativo (Sant Sadurní d'Anoia), sobre la cual se ha simulado el impacto agregado de los perfiles. Esta caracterización detallada ha permitido generar perfiles de carga realistas, que se utilizan como entrada para los modelos de optimización y evaluación económica desarrollados en las siguientes fases del trabajo.

En segundo lugar, se han desarrollado modelos de optimización de la recarga para simular tres estrategias distintas. La estrategia 0 representa el caso base de recarga no gestionada, en el que cada vehículo comienza a cargarse inmediatamente al llegar a casa, a la máxima potencia permitida por su cargador, hasta satisfacer su demanda diaria. Por

otro lado, la estrategia 1, denominada "optimización energética", minimiza el coste total del término de energía de la tarifa con discriminación horaria, permitiendo que cada vehículo se cargue únicamente durante las horas en las que está en casa y sin superar su potencia máxima de la instalación de recarga. La estrategia 2, denominada "optimización energética y de potencia", extiende el modelo anterior incluyendo también el coste asociado al término de potencia contratada por periodos tarifarios, penalizando así las horas en las que se concentran valores elevados de potencia. Estos modelos, implementados en MATLAB mediante programación lineal, permiten calcular perfiles horarios agregados bajo distintos niveles de adopción tecnológica (0 %, 20 %, 100 %), y han sido fundamentales para analizar el impacto de estas estrategias tanto a nivel técnico como económico.

Finalmente, los perfiles horarios generados se han utilizado como entrada para el modelo RNM-Brownfield, desarrollado por el IIT, con el fin de estimar las inversiones necesarias en refuerzos de red (baja y media tensión, centros de transformación) en cada escenario. A modo ilustrativo, en la siguiente tabla se muestra la diferencia en los perfiles horarios de carga generados para dos vehículos concretos bajo cada una de las estrategias modeladas, lo que permite visualizar claramente cómo varía la distribución de la energía cargada a lo largo del día según el enfoque adoptado.

Identificador	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	
CR0002006	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.7	3.7	3.7	
	3.7	3.7	3.7	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	1.4	1.6	1.6	1.7	1.7	1.7	1.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
CR0002008	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	3.3	0
	11	3.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	1.6	1.6	1.8	1.8	1.9	1.9	1.9	1.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	

Tabla 1. Comparación del perfil de carga de dos vehículos según las distintas estrategias.

4. Resultados

Tras implementar los modelos de optimización desarrollados en MATLAB para distintos niveles de adopción de estrategias de recarga inteligente, se han simulado diversos escenarios de comportamiento agregado en la red de distribución. La Figura 1 muestra el resultado más representativo: la comparativa de los perfiles de demanda total (demanda base + carga de VE) para las tres estrategias analizadas, considerando un 100 % de respuesta a la demanda.

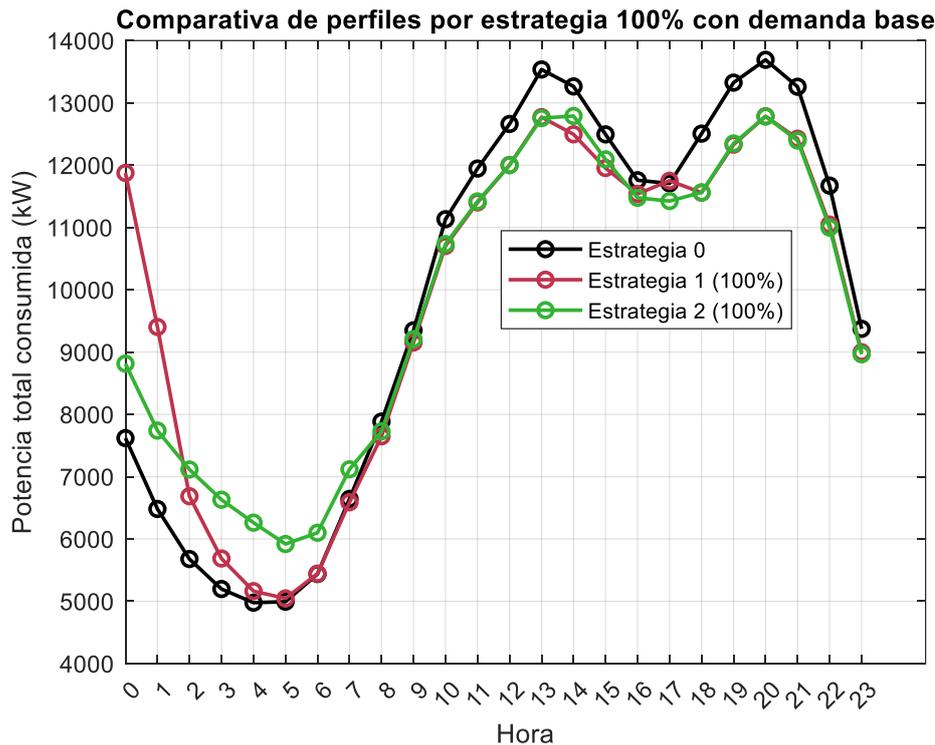


Figura 1. Comparativa de perfiles de potencia total consumida para un 100 % de adopción de estrategias inteligentes (demanda base + carga de VE).

Como se puede observar, la estrategia 0, que representa un escenario sin control, concentra los picos de carga en las horas vespertinas, especialmente entre las 18:00 y 21:00, alcanzando valores superiores a los 13.000 kW. En cambio, la estrategia 1, basada únicamente en la optimización del término energético, logra desplazar la demanda hacia las horas valle de menor precio, lo que se traduce en una reducción del pico vespertino pero genera un nuevo pico concentrado durante la madrugada, también cercano a los 13.000 kW. Este fenómeno se debe a que todos los usuarios optimizan su carga simultáneamente en las horas más económicas, provocando una sincronización masiva. Por su parte, la estrategia 2, que además de considerar el precio horario de la energía incorpora el coste asociado a la potencia contratada, consigue suavizar este efecto. Al penalizar el uso excesivo de potencia simultánea, los usuarios tienden a repartir la carga en varias horas valle, lo que evita la formación de un nuevo pico de magnitud similar en la madrugada. Como resultado, esta estrategia presenta un perfil de carga mucho más plano y equilibrado a lo largo del día, con una reducción efectiva del pico de demanda de aproximadamente un 5 % respecto a la estrategia 1 y de más del 7 % respecto a la estrategia 0, a la vez que incrementa la utilización de horas valle de forma más eficiente y sostenida.

Este comportamiento no solo tiene beneficios técnicos, sino también económicos. Por ejemplo, en baja tensión, la estrategia 2 con alta adopción reduce los refuerzos necesarios en más de un **90 %**, lo que se traduce en un ahorro potencial extrapolable a nivel nacional de hasta **500 millones de euros para el año 2030**, según las estimaciones realizadas en este trabajo.

Los resultados obtenidos, plenamente alineados con estudios internacionales como los del MIT y la RAP, validan la utilidad de la recarga inteligente como herramienta clave en la transición energética. Esta solución no solo optimiza el uso de los recursos existentes, sino

que también anticipa los desafíos de la electrificación del transporte, promoviendo una red más eficiente, sostenible y preparada para el futuro.

5. Conclusiones

Este trabajo ha permitido evaluar de forma rigurosa el impacto técnico y económico de distintas estrategias de recarga inteligente para vehículos eléctricos residenciales, en el contexto de la planificación futura de redes de distribución eléctrica. A partir del diseño de un modelo de optimización propio y la generación de perfiles sintéticos realistas, se han simulado múltiples escenarios sobre una red representativa de baja tensión para el año 2030.

Desde el punto de vista técnico, se ha demostrado que tanto la estrategia 1 como la estrategia 2 permiten reducir de forma significativa los picos de demanda agregada, suavizando la curva de carga diaria y minimizando la coincidencia horaria entre vehículos eléctricos y demanda residencial. Este efecto se intensifica a medida que aumenta la adopción por parte de los usuarios, siendo especialmente notable en la estrategia 2, que optimiza no solo el término de energía, sino también el de potencia contratada.

Económicamente, esta reducción de picos se traduce en menores inversiones necesarias para reforzar la red. En particular, con una adopción del 100 %, la estrategia 2 permite reducir en más de un **90 %** la inversión adicional en baja tensión respecto al escenario sin control. Este resultado, extrapolado a nivel nacional, supone un ahorro potencial de hasta 500 millones de euros para 2030, lo que refuerza la viabilidad económica de estas estrategias.

6. Referencias

- [1] G. Turk, T. Schittekatte, P. Dueñas Martínez, P. L. Joskow, and R. Schmalensee, “Working Paper Series Designing Distribution Network Tariffs Under Increased Residential End-user Electrification: Can the US Learn Something from Europe?,” 2024.
- [2] J. Hildermeier *et al.*, “Savings from smart charging electric cars and trucks in Europe: A case study for France in 2040 Part of RAP and ICCT’s Benefits of EVs Through Smart Charging Global Project,” 2025. [Online]. Available: www.theicct.org
- [3] T. Unterluggauer, F. Hipolito, J. Rich, M. Marinelli, and P. B. Andersen, “Impact of cost-based smart electric vehicle charging on urban low voltage power distribution networks,” *Sustainable Energy, Grids and Networks*, vol. 35, Sep. 2023, doi: 10.1016/j.segan.2023.101085.
- [4] A. Heider, K. Helfenbein, B. Schachler, T. Röpcke, and G. Hug, “On the Integration of Electric Vehicles into German Distribution Grids through Smart Charging,” *IEEE Transactions on Industry Applications*, pp. 1–10, 2024, doi: 10.1109/TIA.2024.3494777.

"TECHNO-ECONOMIC EVALUATION OF SMART CHARGING STRATEGIES FOR RESIDENTIAL ELECTRIC VEHICLES IN LONG-TERM DISTRIBUTION NETWORK PLANNING"

Author: Marcano Robledo, María.

Supervisor: Tomás Gómez San Román y Miguel Martínez Velázquez

Collaborating Entity: ICAI- Universidad Pontificia de Comillas

ABSTRACT

This project assesses the technical and economic impact of different smart charging strategies for residential electric vehicles on long-term electrical distribution networks. Optimization models were developed to simulate charging behavior under various scenarios and levels of user adoption, demonstrating a clear reduction in demand peaks and a significant decrease in the infrastructure investments required.

Keywords: Electric Vehicle, Electrical Distribution Network, Smart Charging, Optimization, Demand Response Strategies, Network Planning, MATLAB, RNM-Brownfield.

1. Introduction

The progressive electrification of transportation is one of the key pillars in the transition toward a more sustainable energy system. In this context, the widespread adoption of electric vehicles (EVs) poses significant challenges for the electrical distribution network, particularly concerning the increase in residential demand and the emergence of new load peaks. Given this situation, it becomes essential to assess the impact of various smart charging strategies that optimize user charging behavior while minimizing the infrastructure investment required.

This thesis contributes to that objective by proposing a techno-economic approach to quantify the benefits of different smart charging schemes—based on responses to time-of-use tariffs and contracted power constraints—and to analyze their applicability in realistic distribution network planning scenarios for the year 2030, when electric vehicles are expected to reach a 15% penetration.

2. Project definition

The primary objective of this project is to conduct a techno-economic assessment of the impact that various smart charging strategies for residential EVs have on electrical distribution networks in a long-term planning horizon. To this end, three scenarios are compared: an unmanaged charging scheme (strategy 0), a load optimized according to hourly energy prices (strategy 1), and a third scenario that also considers contracted power charges (strategy 2).

The analysis focuses on a representative semi-urban municipality in Spain in the year 2030, assuming a 15% penetration of EVs. The study explores the effect of implementing

these strategies under different levels of technological adoption (from 0% to 100%) and quantifies both the technical benefits, such as peak demand reduction and the economic savings reflected in lower investment needs for grid reinforcements.

In this context, recent literature consistently highlights that the electrification of transport, along with other emerging loads such as heat pumps or self-consumption systems, will place significant stress on low-voltage infrastructure. Several studies show that smart charging strategies particularly those integrating price signals and power control, can help mitigate these impacts. The MIT report [1], for example, estimates that uncoordinated EV adoption could require up to 25% more investment in distribution networks, whereas smart strategies can contain these costs. Similarly, the RAP study [2] reinforces this view by estimating that efficient implementation of smart charging could yield up to €1.3 billion in annual savings across Europe by 2030. This evidence supports the central aim of the present work: to evaluate the technical and economic potential of such strategies in realistic scenarios applicable to the Spanish context.

3. Description of the Model

To conduct this study, two main tools were developed. First, a stochastic generator of hourly residential charging profiles for electric vehicles (EVs) was implemented in MATLAB. This tool allows for the probabilistic characterization of each user based on key parameters. The process includes: (i) estimating the number of EVs per household based on a projected electrification rate (15% of the total fleet by 2030); (ii) assigning a daily energy demand to each vehicle using statistical distributions of kilometers driven; (iii) defining charging time windows through probabilistic arrival and departure distributions; and (iv) assigning charger power levels, distinguishing between different types of residential infrastructure. Each generated profile is also associated with a probability of responding to smart charging strategies, enabling the simulation of various levels of technological adoption. This methodology follows approaches similar to those described in [3] and [4], adapted to the Spanish context.

The database was built by combining various data sources: INE and DATADIS statistics for estimating energy consumption and electrical behavior patterns; geographic and building typology data from URBAN3R; and technical data from the EBAFLEX project of the Instituto de Investigación Tecnológica (IIT), which provided a synthetic distribution network of a representative semi-urban municipality (Sant Sadurní d'Anoia), used to simulate the aggregated impact of charging profiles. This detailed characterization enabled the generation of realistic charging profiles, which serve as input for the optimization and economic evaluation models developed in the subsequent phases of this work.

Secondly, optimization models were developed to simulate three distinct charging strategies. Strategy 0 represents the unmanaged baseline scenario, in which each vehicle begins charging immediately upon arrival home, at the maximum power allowed by its charger, until its daily demand is met. Strategy 1, referred to as “energy optimization,” minimizes the total cost of energy under a time-of-use (ToU) tariff. Charging is restricted to the hours when the vehicle is at home and is limited to the maximum charger power. Strategy 2, called “energy and power optimization,” extends the previous model by also

incorporating the cost associated with contracted power during tariff periods, penalizing hours of high simultaneous demand. These models, implemented in MATLAB using linear programming, produce hourly aggregated charging profiles under different levels of technological adoption (0%, 20%, 100%) and have been essential for assessing the technical and economic impact of each strategy.

Finally, the generated hourly profiles were used as input for the RNM-Brownfield model, developed by IIT, to estimate the network reinforcement investments required (low voltage, medium voltage, and distribution substations) in each scenario. For illustrative purposes, the following table shows the differences in the hourly charging profiles of two specific vehicles under each of the modeled strategies, clearly highlighting how the distribution of energy consumption varies depending on the adopted approach.

Identificador	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
CR0002006	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.7	3.7	3.7
	3.7	3.7	3.7	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	1.4	1.6	1.6	1.7	1.7	1.7	1.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
CR0002008	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	3.3	0
	11	3.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	1.6	1.6	1.8	1.8	1.9	1.9	1.9	1.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Table 1. Comparison of the Charging Profile of Two Vehicles under different strategies.

4. Results

After implementing the optimization models developed in MATLAB for different levels of smart charging strategy adoption, several scenarios of aggregated behavior on the distribution network have been simulated. Figure 1 presents the most representative result: a comparison of the total demand profiles (base demand + EV charging) for the three analyzed strategies, assuming a 100% response to demand.

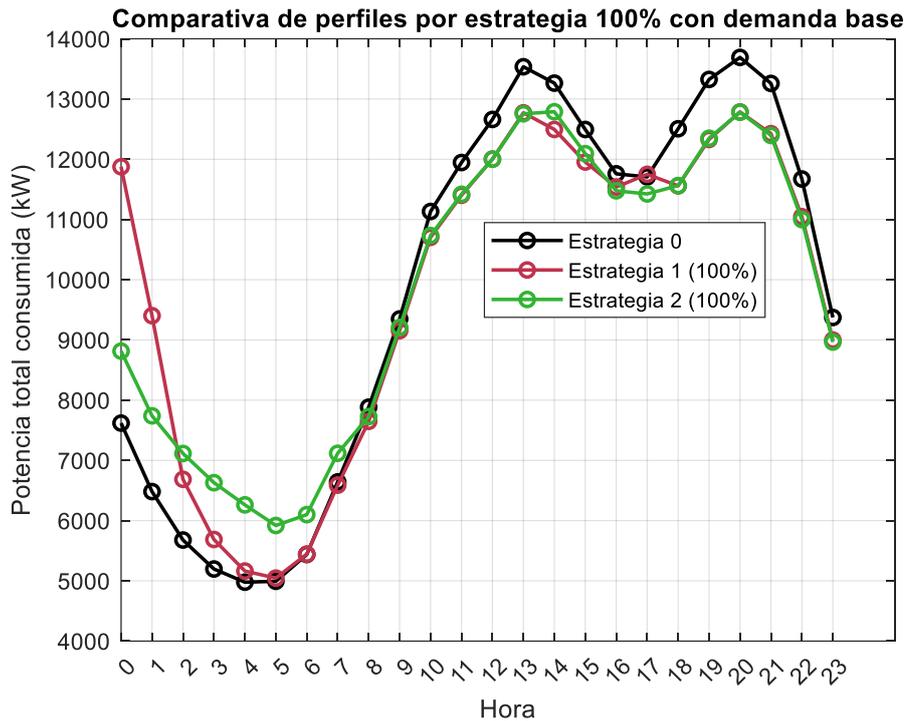


Figure 1 Comparison of total power demand profiles for a 100% adoption of smart charging strategies (base demand + EV charging).

As illustrated, Strategy 0, representing an unmanaged charging scenario, concentrates demand peaks during evening hours, particularly between 6:00 PM and 9:00 PM, reaching values exceeding 13,000 kW. In contrast, Strategy 1, based solely on the optimization of the energy cost component, successfully shifts demand to off-peak periods with lower electricity prices. While this reduces the evening peak, it generates a new concentrated peak during the early morning hours, also nearing 13,000 kW. This effect results from all users simultaneously scheduling their charging during the cheapest hours, leading to mass synchronization. Strategy 2, which considers both the hourly energy price and the contracted power charges, mitigates this issue. By penalizing excessive simultaneous power use, it encourages users to distribute their charging across several off-peak hours, thereby avoiding the emergence of a new high-magnitude peak during the night. As a result, Strategy 2 produces a much flatter and more balanced daily load profile, achieving an effective peak demand reduction of approximately 5% compared to Strategy 1 and over 7% compared to Strategy 0, while promoting a more efficient and sustained use of off-peak hours.

This behavior delivers not only technical but also economic benefits. For example, in low-voltage networks, Strategy 2 under a high adoption scenario reduces the need for reinforcements by over 90%, translating into a potential nationwide cost saving of up to €500 million by 2030, based on the estimates derived in this study.

The results obtained, fully aligned with international research such as those conducted by MIT and the Regulatory Assistance Project (RAP), validate the effectiveness of smart charging as a key instrument in the energy transition. This approach not only optimizes the use of existing infrastructure but also anticipates the challenges of transport electrification, supporting the development of a more efficient, sustainable, and future-ready power distribution system.

5. Conclusions

This study has enabled a rigorous assessment of the technical and economic impact of various smart charging strategies for residential electric vehicles, within the framework of long-term planning for electrical distribution networks. Based on the development of a custom optimization model and the generation of realistic synthetic charging profiles, multiple scenarios have been simulated on a representative low-voltage network for the year 2030.

From a technical perspective, it has been demonstrated that both Strategy 1 and Strategy 2 significantly reduce aggregate demand peaks, smoothing the daily load curve and minimizing the temporal overlap between electric vehicle charging and residential consumption. This effect becomes more pronounced as user adoption increases, with particularly notable results in Strategy 2, which optimizes not only the energy component of the tariff but also the contracted power term.

From an economic standpoint, the reduction in peak demand translates into lower investment requirements for grid reinforcement. Specifically, with 100% adoption, Strategy 2 achieves a reduction of over 90% in additional low-voltage network investment compared to the unmanaged charging scenario. When extrapolated to the national level, this could represent potential savings of up to €500 million by 2030, thereby reinforcing the economic feasibility of implementing these strategies.

6. References

- [1] G. Turk, T. Schittekatte, P. Dueñas Martínez, P. L. Joskow, and R. Schmalensee, “Working Paper Series Designing Distribution Network Tariffs Under Increased Residential End-user Electrification: Can the US Learn Something from Europe?,” 2024.
- [2] J. Hildermeier *et al.*, “Savings from smart charging electric cars and trucks in Europe: A case study for France in 2040 Part of RAP and ICCT’s Benefits of EVs Through Smart Charging Global Project,” 2025. [Online]. Available: www.theicct.org
- [3] T. Unterluggauer, F. Hipolito, J. Rich, M. Marinelli, and P. B. Andersen, “Impact of cost-based smart electric vehicle charging on urban low voltage power distribution networks,” *Sustainable Energy, Grids and Networks*, vol. 35, Sep. 2023, doi: 10.1016/j.segan.2023.101085.
- [4] A. Heider, K. Helfenbein, B. Schachler, T. Röpcke, and G. Hug, “On the Integration of Electric Vehicles into German Distribution Grids through Smart Charging,” *IEEE Transactions on Industry Applications*, pp. 1–10, 2024, doi: 10.1109/TIA.2024.3494777.

Índice de la memoria

Capítulo 1. Introducción	5
1.1 Contexto	5
1.2 Motivación del proyecto.....	7
1.3 Objetivos	8
1.4 Descripción de los capítulos.....	10
Capítulo 2. Estado de la Cuestión	12
Capítulo 3. Metodología fase I. Caracterización de Vehículos eléctricos.....	16
3.1 Análisis del Sistema	17
3.2 Diseño base de datos	20
3.3 Resultados	25
Capítulo 4. Metodología fase II. definición Estrategias y desarrollo del modelo.....	26
4.1 Definición de las estrategias.....	26
4.2 Diseño modelos de optimización	27
4.2.1 Modelo matemático estrategia 1	28
4.2.2 Modelo matemático estrategia 2	29
4.2.3 Formulación del modelo.....	31
4.3 Desarrollo del código matlab	31
4.4 Obtención de los parámetros (tarifarios).....	32
4.5 Resultados	35
Capítulo 5. Análisis de Resultados.....	37
5.1 Perfiles de demanda de recarga de Vehículos eléctricos	38
5.2 Impacto en la red de distribución	46
5.3 Resultados RNM-Brownfield.....	48
5.4 Análisis económico	53
Capítulo 6. Conclusiones y Trabajos Futuros.....	56
Capítulo 7. Bibliografía.....	59
ANEXO I. Código fuente: Caracterización vehículos eléctricos.....	62

ANEXO II. Código fuente: Modelado estrategias de recarga 67

ANEXO III. Alineación Objetivos de Desarrollo Sostenible 76

Índice de ilustraciones

Ilustración 1. Evolución cumplimiento objetivos PNIEC 2025 por comunidad [2]	5
Ilustración 2. Perfil horario de demanda eléctrica agregada en baja tensión, sin incluir carga de VE, para el municipio de Sant Sadurní d'Anoia.....	19
Ilustración 3. Probabilidad de llegada a la vivienda.....	20
Ilustración 4. Probabilidad de salida de la vivienda	20
Ilustración 5. Gráfica de matlab que representa la probabilidad de distancia recorrida con el vehículo.	20
Ilustración 6. Diagrama de flujo del modelo generador de perfiles de carga de VE residenciales [4].....	22
Ilustración 7. Tarifa energética total.....	33
Ilustración 8. Comparación gráfica del perfil de carga en función de las distintas estrategias usadas.	36
Ilustración 9. Perfil de carga de la estrategia 0.....	38
Ilustración 10. Estrategia 1 en función del porcentaje de adopción de respuesta a la demanda.	39
Ilustración 11. Estrategia 2 en función del porcentaje de adopción de respuesta a la demanda.	40
Ilustración 12. Comparativa perfiles de carga con las diferentes estrategias, con un 20% de respuesta a la demanda.	41
Ilustración 13. Comparativa perfiles de carga con las diferentes estrategias, con un 100% de respuesta al demanda.....	42
Ilustración 14. Comparativa perfiles de carga con las diferentes estrategias, con un 20% de respuesta a la demanda incluyendo la demanda base.....	43
Ilustración 15. Comparativa perfiles de carga con las diferentes estrategias, con un 20% de respuesta a la demanda incluyendo la demanda base.....	44

Índice de tablas

Tabla 1. Datos de entrada estudio EBAFLEX [12]	18
Tabla 2. Probabilidad del número de vehículos por vivienda [16].....	21
Tabla 3. Ejemplo caracterización de vehículos eléctricos resultado del modelo.	25
Tabla 4. Comparación del perfil de carga de dos vehículos según las distintas estrategias.	36

Capítulo 1. INTRODUCCIÓN

1.1 CONTEXTO

La transición hacia un modelo energético más sostenible es un tema de gran relevancia a nivel global en las últimas décadas. La necesidad de reducir las emisiones de gases de efecto invernadero y mitigar los efectos del cambio climático ha impulsado la búsqueda de estrategias innovadoras, entre las cuales destaca la electrificación del sector transporte. En este contexto, los vehículos eléctricos (VE) se presentan como una solución con un alto potencial para contribuir a la transición energética, reduciendo la dependencia de combustibles fósiles y mejorando la calidad del aire, especialmente en entornos urbanos.

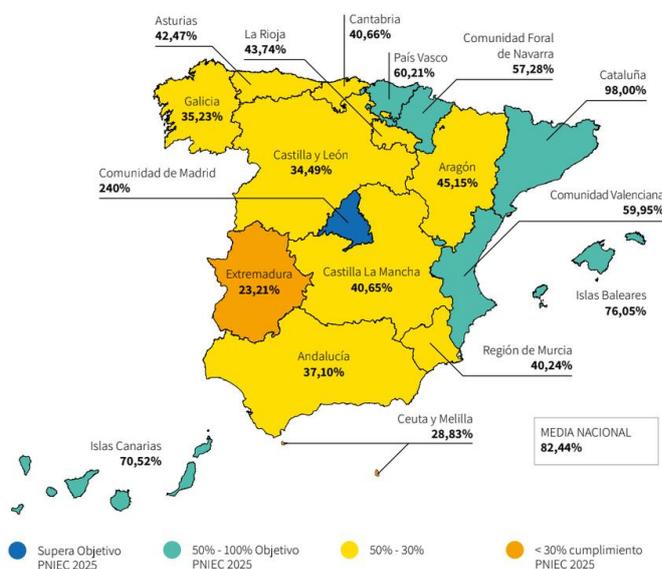


Ilustración 1. Evolución cumplimiento objetivos PNIEC 2025 por comunidad [2]

En el caso de España, el Plan Nacional Integrado de Energía y Clima (PNIEC) 2023-2030 prevé que en 2030 habrá 5.5 millones de VE en circulación [1], reflejando el compromiso del país con la movilidad sostenible. Lejos de tratarse de una meta inalcanzable, las cifras actuales muestran un progreso firme hacia su consecución: a fecha de agosto de 2024, ya se ha alcanzado un 82,44 % [2] del objetivo intermedio previsto para 2025, tal como muestra la figura 1. Destaca la

Comunidad de Madrid, que ha superado con creces su meta con 240%, junto con regiones como País Vasco, Navarra, Cataluña o Canarias, próximas al 100 % de cumplimiento. Estos datos no solo evidencian una tendencia positiva, sino que refuerzan la viabilidad del objetivo nacional para el final de la década.

Por otro lado, este crecimiento acelerado también supone un desafío considerable para la infraestructura eléctrica, en particular para las redes de distribución eléctrica. Estas infraestructuras, diseñadas originalmente para demandas relativamente estables, deben adaptarse a un consumo más dinámico y de alta potencia comparado con otras cargas residenciales derivado de la recarga de VE. La recarga residencial, en especial, representa un reto crítico, ya que la coincidencia de horarios de carga entre múltiples usuarios puede provocar picos de demanda, sobrecargas en transformadores y cables, y un desgaste acelerado de los componentes clave de la red. Además de esto, lo más crítico es la inversión en líneas y transformadores necesaria para aumentar la capacidad de la red de distribución y poder suministrar estas nuevas demandas, pues aparte de analizar los picos de demanda, el presente Trabajo Fin de Grado (TFG) pretende analizar el impacto de las inversiones en refuerzos de red, a través de los resultados del modelo RNM-Brownfield.

En respuesta a estos desafíos, las estrategias de recarga inteligente han surgido como una solución para optimizar la interacción entre los VE y las RdDE. Estas estrategias buscan no solo reducir los costes para los usuarios mediante la optimización de los horarios de recarga, sino también mitigar los riesgos de sobrecarga en la infraestructura eléctrica. Sin embargo, garantizar su efectividad requiere evaluaciones tecno-económicas exhaustivas que consideren factores como la penetración de VE, las características específicas de la red, y el marco regulatorio vigente.

El presente TFG tiene como objetivo realizar una evaluación tecno-económica del impacto de diversas estrategias de recarga inteligente de VE residenciales para mejorar la planificación de la RdDE a largo plazo (LP). Para ello, se desarrollarán y analizarán los escenarios tanto de adopción de VE como de respuesta de la demanda de los VEs, además se desarrollarán las diferentes estrategias de recarga inteligente de VE con metodologías de optimización energética, que se explicarán en profundidad en los próximos capítulos. El objetivo final es proporcionar

recomendaciones técnico-económicas que permitan una integración sostenible y eficiente de los VE en el sistema eléctrico.

Con este proyecto, se busca contribuir al diseño de soluciones técnicas y estratégicas que faciliten la transición hacia un modelo energético más limpio, resiliente y orientado al futuro.

1.2 MOTIVACIÓN DEL PROYECTO

Actualmente, la electrificación del sector transporte representa un objetivo ambicioso que requiere un importante desarrollo tecnológico. Los vehículos eléctricos (VE) son una pieza clave en la transición hacia sistemas energéticos sostenibles, al reducir la dependencia de combustibles fósiles y mejorar la calidad del aire en entornos urbanos. Sin embargo, su rápida adopción genera desafíos significativos para las RdDE, diseñadas para demandas más estables.

Este proyecto busca analizar el estado actual de las tecnologías de recarga, con un enfoque particular en las estrategias de recarga inteligente. Estas estrategias tienen como objetivo optimizar el uso de los recursos energéticos, reducir los picos de demanda y minimizar las inversiones necesarias para reforzar la infraestructura eléctrica. De este modo, el proyecto pretende contribuir al avance del sector, facilitando una integración sostenible de los VE en las RdDE y sentando las bases para un futuro energético más eficiente y resiliente.

Dentro del amplio campo de la movilidad eléctrica, este trabajo se enfoca específicamente en la recarga residencial de vehículos eléctricos y en cómo gestionarla de forma inteligente. La coincidencia de horarios de recarga puede generar picos de demanda que tensionen las redes de baja tensión. Las estrategias de recarga inteligente permiten desplazar ese consumo a momentos menos críticos, ayudando a evitar sobrecargas y a reducir costes tanto para los usuarios como para los operadores de red.

Además, estas soluciones representan una oportunidad tecnológica clave para avanzar hacia un modelo energético más flexible y eficiente, sin necesidad de recurrir a grandes inversiones en refuerzo de infraestructuras. Su implementación, adaptable a distintos niveles de complejidad,

refuerza también el papel activo del consumidor en la transición energética, alineando beneficios técnicos, económicos y sociales.

De forma más específica, la motivación de este trabajo nace del interés por analizar cómo varía el impacto en la red en función de la estrategia de recarga utilizada. Para ello, se han definido tres enfoques comparables que serán referenciados a lo largo del proyecto. La **estrategia 0** representa el caso sin control: el vehículo se conecta a cargar en el momento de su llegada, a la máxima potencia permitida por el cargador, y finaliza al alcanzar el 100 % de la batería. La **estrategia 1** aplica un modelo de optimización, desarrollado en el marco de este trabajo, que busca minimizar el coste total de la carga teniendo en cuenta dentro de la tarifa energética, únicamente el coste de la energía, sin tener en cuenta la potencia contratada. Cabe destacar que el coste de la energía varía según el periodo a lo largo del día, un tipo de tarifa muy habitual en muchos otros países. Por último, la **estrategia 2**, también basada en un modelo de optimización propio, extiende el análisis, respondiendo también al término de potencia contratada por periodos (punta, llano y valle), siendo el término de potencia un añadido a la tarifa, empleado solo en varios países de Europa. Este término de potencia incentiva a reducir el pico de consumo, como se espera apreciar en los resultados y permite una gestión aún más precisa y económica del proceso de carga.

En conjunto, este proyecto aborda un problema actual de gran impacto, con implicaciones directas en la planificación eléctrica, la sostenibilidad ambiental y la economía doméstica. Su enfoque integra la dimensión tecnológica con una clara vocación social y estratégica, posicionándose como una contribución útil y necesaria para afrontar los retos del sistema eléctrico en la próxima década.

1.3 OBJETIVOS

Este proyecto persigue minimizar las inversiones en la red de distribución eléctrica Española de baja tensión (BT), mediante la adopción de estrategias de recarga inteligente para VE. El principal objetivo es cuantificar la reducción de inversiones en planes de RdDE a LP que se

puede conseguir con diferentes estrategias de recarga inteligente para VE residenciales. Para alcanzar esta evaluación tecno económico, se plantean los siguientes objetivos específicos:

1. **Análisis de la demanda futura de VE residenciales:** Evaluar la evolución de la demanda de VE en el ámbito residencial, tomando como referencia el Plan Nacional Integrado de Energía y Clima (PNIEC) y los objetivos de descarbonización de la Unión Europea, todo ello desde una perspectiva sin control, donde los usuarios no responden a los precios ni cargan sus vehículos utilizando estrategias de recarga inteligente. Este análisis se particularizará a una muestra poblacional representativa, permitiendo trasladar los objetivos nacionales al nivel de los hogares.
2. **Estudio de estrategias de recarga inteligente:** Identificar y analizar las dos estrategias de recarga inteligente, basadas en respuesta a tarifas teniendo en cuenta solo el término de energía (estrategia 1) y también el término de potencia (estrategia 2), para posteriormente compararlas con un escenario sin control (estrategia 0). Para ello se pretende desarrollar modelos de optimización que permitan simular las estrategias de recarga inteligente, con el objetivo de evaluar su impacto en la reducción de la potencia máxima demandada a lo largo del día.
3. **Evaluación del impacto económico y beneficios:** Cuantificar los ahorros de costes logrados por cada estrategia de recarga inteligente tanto para los operadores de red como para los usuarios de VE. Esto incluye analizar los beneficios económicos en términos de ahorro en la factura eléctrica. Para ello, se utilizará el modelo de red de referencia RNM-Brownfield [3], desarrollado en el Instituto de Investigación Tecnológica (IIT), para cuantificar los costes y refuerzos necesarios en distintos escenarios futuros.

Además, como resultado de los objetivos anteriores, se pretende realizar una propuesta de recomendaciones para la planificación de la Red de Distribución Eléctrica, basadas en los resultados obtenidos del análisis tecno-económico. Estas recomendaciones estarán orientadas

a promover una integración sostenible de los VE, optimizando tanto los recursos disponibles como la inversión en infraestructura eléctrica.

Los resultados del estudio proporcionarán información sobre el ahorro de costes logrado por cada estrategia, así como los costes para los usuarios de VE.

1.4 DESCRIPCIÓN DE LOS CAPÍTULOS

El presente Trabajo de Fin de Grado se estructura en siete capítulos que siguen una lógica progresiva desde la contextualización del problema hasta la obtención de conclusiones y propuestas futuras. A continuación, se describe brevemente el contenido de cada uno de ellos:

El **Capítulo 2**, *Estado de la cuestión*, realiza una revisión de trabajos previos, estudios e informes relevantes en el ámbito de la recarga inteligente de vehículos eléctricos y su impacto en la planificación de redes de distribución.

El **Capítulo 3**, *Modelo desarrollado. Caracterización de vehículos eléctricos*, se centra en la creación de la base de datos necesaria para alimentar los modelos internos de optimización. Ante la carencia de datos oficiales con el nivel de detalle requerido, se ha desarrollado una base de datos propia a partir de fuentes diversas, generando un parque móvil simulado de aproximadamente 1.600 vehículos eléctricos. Esta muestra, ajustada a las características sociodemográficas de un municipio tipo de 80.000 habitantes, ha sido diseñada para ser extrapolable al conjunto de la red de distribución de baja tensión en España. En este capítulo se detallan las variables consideradas, los criterios de selección de datos y el enfoque probabilístico adoptado para representar la variabilidad en los perfiles de carga.

El **Capítulo 4**, *Metodología y definición de estrategias*, presenta el diseño metodológico seguido en el proyecto. En primer lugar, se definen las tres estrategias de recarga que serán evaluadas: la estrategia 0 (sin control), la estrategia 1 (optimización considerando únicamente el término de energía dentro de la tarifa energética) y la estrategia 2 (optimización considerando una tarifa energética que además del coste de la energía tenga en cuenta la potencia contratada por periodo). A continuación, siguiendo el enfoque clásico de la investigación operativa, se diseñan los

modelos de optimización correspondientes a cada estrategia. Estos modelos son posteriormente implementados mediante código desarrollado en MATLAB, generando perfiles de carga optimizados para cada vehículo bajo las condiciones definidas. Este capítulo refleja el proceso completo, desde la formulación matemática de las estrategias hasta su implementación.

El **Capítulo 5**, *Análisis de resultados*, constituye el núcleo del trabajo. Se centra en el estudio del escenario previsto para el año 2030, en consonancia con los objetivos establecidos en el Plan Nacional Integrado de Energía y Clima (PNIEC), que fija una penetración del 15 % de vehículos eléctricos. No obstante, la flexibilidad del modelo desarrollado permite su aplicación a otros escenarios futuros, ya que el parámetro ajustable es el porcentaje de adopción de VE. En este capítulo se comparan los resultados de las simulaciones para cada estrategia, evaluando la demanda eléctrica horaria agregada y cuantificando la reducción de potencia pico obtenida. Tras este análisis técnico, se introduce el perfil resultante en el modelo RNM-Brownfield, con el objetivo de realizar una evaluación económica. De esta forma, se estima el ahorro potencial en inversiones en infraestructura de distribución derivado de la aplicación de estrategias inteligentes.

El **Capítulo 6**, *Conclusiones y trabajos futuros*, recoge los principales resultados obtenidos y sintetiza las aportaciones del proyecto. Se demuestra cómo las estrategias de recarga inteligente permiten reducir significativamente los picos de demanda, lo que se traduce en un menor esfuerzo inversor por parte de los operadores de red. Estas conclusiones refuerzan la importancia de adoptar herramientas de optimización en la planificación eléctrica. Finalmente, se plantean líneas de trabajo futuras, entre las que destacan el análisis de nuevas estrategias, la incorporación de tecnologías vehicle-to-grid (V2G) o el estudio de escenarios con mayor penetración de energías renovables y autoconsumo distribuido.

Capítulo 2. ESTADO DE LA CUESTIÓN

El problema a analizar se origina en el significativo incremento de la demanda de energía eléctrica previsto para los próximos años, en concreto el PNIEC prevee un 34% de demanda de energía eléctrica en 2030. Este desafío nos hace plantearnos cuánto se deberá de reforzar la RdDE de BT, tratando de minimizar dicha inversión, aplicando planes y estrategias inteligentes que usen las tecnologías de recarga de VE, de forma optimizada y reduciendo los costes de los particulares y de red. Es decir, si es factible gestionar este aumento de demanda mediante el uso de tecnologías, como la aplicación de estrategias de recarga inteligente de VE.

Teniendo clara la cuestión, analizaremos cómo de avanzadas se encuentran actualmente estas soluciones tecnológicas, mediante una evaluación del estado del arte. ¿Cuánto se deberá reforzar e invertir en la RdDE de BT del futuro para manejar tal aumento de demanda de energía eléctrica? ¿Cómo de factibles son las estrategias actuales de recarga inteligente, en el ámbito tecnológico-económico? Para resolver estas cuestiones, haremos una revisión de soluciones tecnológicas ya propuestas en anteriores investigaciones.

La electrificación del transporte, impulsada por la adopción masiva de VE, está transformando las RdDE. No obstante, este proceso plantea retos significativos para la infraestructura eléctrica, particularmente en redes de BT, que no fueron diseñadas para gestionar demandas dinámicas de alta intensidad, y pueden no estar dimensionadas para abastecer la demanda de los nuevos recursos distribuidos como bombas de calor o vehículos eléctricos. Según un estudio reciente [4], la electrificación de los hogares, combinada con tecnologías como sistemas fotovoltaicos (PV), baterías y VE, requiere inversiones para reforzar la infraestructura, especialmente en líneas de BT y transformadores. Los hogares con sistemas de gestión energética (HEMS) ofrecen cierto alivio, pero el problema persiste en áreas con alta densidad de demanda, lo que hace necesarias estrategias más avanzadas de gestión de cargas.

Las estrategias de recarga inteligente, como las basadas en tarifas por tiempo de uso (ToU), han demostrado ser eficaces para mitigar los problemas de congestión en redes urbanas de BT, según

sugiere [5]. Sin embargo, la sincronización masiva de cargas generada por estas estrategias puede agravar los picos de demanda, lo que obliga a los operadores a adoptar enfoques más sofisticados. Esto sugiere la necesidad de integrar algoritmos avanzados, como los basados en inteligencia artificial, para optimizar los patrones de recarga y evitar la sobrecarga de la infraestructura.

En este sentido, un informe [6] sobre la implementación de recarga inteligente en India destaca la efectividad de diversas estrategias, incluidas las centralizadas, descentralizadas y basadas en señales de control. Sin embargo, el estudio también resalta la importancia de establecer marcos regulatorios y estándares técnicos para facilitar su implementación efectiva. Este enfoque regulatorio y normativo resulta esencial para garantizar la interoperabilidad y el éxito a largo plazo de estas estrategias, y podría adaptarse a contextos regulatorios específicos, como el europeo o español.

Además, el desarrollo de protocolos abiertos, como el Open Smart Charging Protocol (OSCP) [7], representa un paso significativo hacia la interoperabilidad entre estaciones de carga y operadores de red. Este protocolo permite una comunicación estándar basada en la capacidad de la red, optimizando el uso de la infraestructura existente y reduciendo costes. Sin embargo, su adopción es limitada y requiere una integración más amplia en los sistemas eléctricos actuales.

Por otro lado, la tecnología vehicle-to-grid (V2G) emerge como una solución complementaria para la integración de VE [8], permitiendo un intercambio bidireccional de energía entre los vehículos y la red. Esto no solo proporciona servicios como la regulación de frecuencia y la compensación de energía reactiva, sino que también ofrece la posibilidad de utilizar los VE como almacenamiento energético distribuido. No obstante, los altos costes iniciales de los cargadores bidireccionales y la degradación de las baterías siguen siendo barreras significativas que deben abordarse para fomentar su adopción masiva.

Finalmente, las estrategias de recarga inteligentes han demostrado su capacidad para reducir significativamente los costes de refuerzo de la red, con estudios que reportan disminuciones de hasta un 59 % en RdD alemanas [9]. Sin embargo, la efectividad de estas estrategias varía según la topología de la red, ya que las redes dominadas por generación solar, eólica o cargas presentan diferentes desafíos y oportunidades. Esto subraya la necesidad de diseñar estrategias específicas

que se adapten a las particularidades de cada tipo de red, maximizando la eficiencia y minimizando los costes.

A esta evidencia se le suma un reciente estudio llevado a cabo en el Massachusetts Institute of Technology [10], aún sin publicar, que analiza escenarios futuros para la integración masiva de VE en el sistema eléctrico, especialmente en contextos urbanos densos donde la infraestructura de baja tensión es más vulnerable. El estudio destaca que una adopción descoordinada de VE podría requerir hasta un 25 % más de inversión en infraestructuras de distribución, debido a los picos de demanda simultáneos que tensionarían transformadores, líneas y sistemas de protección. Sin embargo, a través de estrategias de recarga inteligente basadas en flexibilidad horaria, señales de precio dinámicas y algoritmos de control distribuido, se puede contener ese sobrecoste y optimizar el uso de los activos existentes.

Uno de los puntos clave del informe es que los vehículos eléctricos deben dejar de ser considerados como una carga pasiva, es decir, como simples dispositivos que consumen energía cuando se conectan a la red, y empezar a entenderse como nodos dinámicos. Esto significa que los VE pueden adaptarse a las condiciones del sistema eléctrico en tiempo real, modificando su comportamiento de carga para responder a señales externas como precios, congestión de red o disponibilidad de generación renovable. Esta capacidad de adaptación convierte a los VE en agentes activos dentro del sistema energético, capaces de prestar servicios al operador de red en lugar de ser únicamente una fuente de estrés.

Este enfoque es particularmente útil para el presente TFG, ya que justifica el desarrollo de modelos de optimización que permitan aprovechar esa flexibilidad. La cuestión es que además de dar señales de precio para incentivar el consumo en horas valle, que en el presente TFG serían las tarifas ToU, los cargos de potencia en la tarifa ayuda a evitar que se creen nuevos picos de demanda en otras horas. Por tanto, el estudio del MIT no solo refuerza la importancia de investigar soluciones inteligentes, sino que también valida la hipótesis central de este proyecto: que es posible reducir los picos de demanda y, en consecuencia, las inversiones futuras en red, si se diseña un sistema de carga que responda de forma inteligente a variables técnicas y económicas.

Complementariamente, el informe de RAP (2025) [11] analiza el potencial de las estrategias de recarga inteligente en distintos países europeos, con un enfoque especialmente práctico. Sus conclusiones refuerzan la hipótesis de este TFG: que una gestión optimizada de la carga permite no solo reducir la demanda pico en momentos críticos, sino también evitar o aplazar inversiones costosas en refuerzos de red. Según sus estimaciones, una implantación eficiente de smart charging podría generar ahorros de hasta 1.300 millones de euros anuales en Europa para 2030, gracias a una mejor utilización de la infraestructura existente.

Además, el informe subraya que estos beneficios no dependen únicamente de la tecnología, sino también de un marco regulatorio adecuado. Por ejemplo, destaca la necesidad de introducir señales tarifarias más precisas y mecanismos de respuesta a la demanda que incentiven la carga en horas valle. Estos resultados y recomendaciones no solo validan el planteamiento general de este trabajo, sino que ofrecen una referencia realista y cuantificada contra la cual comparar los resultados obtenidos en las simulaciones y modelos desarrollados en los capítulos siguientes.

En este contexto, el presente trabajo de investigación busca avanzar en estas líneas explorando el impacto que pueden tener la implementación de las distintas estrategias de recarga inteligente sobre la red de distribución eléctrica de BT. Además, se plantea analizar la viabilidad técnico-económica de estas estrategias bajo distintos escenarios regulatorios y topologías de red, con el fin de promover una integración sostenible de los VE en el sistema eléctrico.

Capítulo 3. METODOLOGÍA FASE I.

CARACTERIZACIÓN DE VEHÍCULOS ELÉCTRICOS

Uno de los principales retos iniciales de este Trabajo de Fin de Grado fue la falta de acceso a bases de datos oficiales o públicas que ofrecieran, de forma estructurada y suficientemente detallada, la información necesaria para caracterizar vehículos eléctricos residenciales en un entorno realista de simulación. A pesar de una búsqueda exhaustiva en fuentes académicas, técnicas e institucionales, no se encontró ninguna base de datos que reuniera de manera conjunta variables clave como identificadores individuales, horarios de llegada y salida, potencias de carga disponibles, demandas energéticas específicas y otros atributos fundamentales para modelar perfiles de recarga horarios (0–23 h).

Este problema de disponibilidad de datos reales sobre la carga residencial de VE dificulta en gran medida la posibilidad de representar adecuadamente los perfiles horarios de recarga en escenarios futuros, lo cual es esencial para realizar cualquier tipo de evaluación sobre su impacto en la red. Ante esta limitación, se optó por desarrollar una herramienta propia que permitiese generar estos perfiles de forma sintética pero con un grado alto de realismo.

En concreto, se elaboró un generador estocástico de perfiles de carga residencial para vehículos eléctricos, con una componente aleatoria que introduce variabilidad entre usuarios y permite representar distintos patrones de comportamiento [4]. Este generador no solo construye los perfiles horarios de recarga, sino que también estima los niveles futuros de penetración de los VE y su posible ubicación dentro de las áreas residenciales, lo cual resulta clave para evaluar su impacto técnico y económico en la red de baja tensión.

A continuación, se describen las dos etapas en las que se dividió esta primera fase metodológica: el análisis del sistema, donde se identificaron los datos necesarios para alimentar el modelo de optimización, y el diseño de la base de datos sintética que permitió simular un parque móvil representativo de vehículos eléctricos residenciales.

3.1 ANÁLISIS DEL SISTEMA

Dado que uno de los objetivos centrales del proyecto es diseñar un modelo de optimización de carga para VE, era indispensable contar con una base de datos que proporcionara, para cada vehículo, la mayor cantidad posible de información relevante. La lógica seguida fue considerar al vehículo no como una unidad genérica, sino como un agente con comportamiento específico, cuyas características individuales afectan de manera directa al perfil de carga resultante. Esto implica que, para modelar correctamente su interacción con la red, era necesario disponer de datos tanto técnicos (como la potencia del cargador o la energía requerida por sesión) como de uso (como la hora de llegada al domicilio o la distancia diaria recorrida). Sin embargo, ninguna de las bases de datos consultadas, ni de carácter público ni institucional, ofrecía este nivel de detalle de forma integrada. Por ello, se decidió construir una base de datos propia que incluyese todos los parámetros considerados necesarios para alimentar el modelo. Esta decisión no solo resolvía el problema inicial, sino que permitía adaptar con flexibilidad el modelo a distintos escenarios de adopción tecnológica y penetración de estrategias de recarga.

El enfoque adoptado para crear esta base de datos fue probabilístico y modular. Por un lado, se definieron los parámetros clave que debían caracterizar a cada vehículo. Por otro, se buscaron fuentes estadísticas y estudios previos que permitieran asignar valores realistas a dichos parámetros a través de funciones de distribución adecuadas. De este modo, cada vehículo se define a través de una serie de atributos generados de forma estocástica, lo que otorga al conjunto un grado razonable de representatividad frente a un escenario futuro aún incierto.

Cabe destacar que parte de los datos de entrada utilizados en esta fase han sido obtenidos a partir del proyecto **EBAFLEX** [12], desarrollado previamente en el IIT. Este proyecto se centró en la evaluación de los beneficios de la respuesta de la demanda y del almacenamiento distribuido en redes de distribución para el año horizonte 2030. Como parte de este proyecto, se generó una red eléctrica de distribución completa sobre la cual se basará posteriormente el modelo RNM-Brownfield [3] que se utiliza en este trabajo para la evaluación económica. Por tanto, el presente estudio aprovecha esa infraestructura previamente modelada para garantizar coherencia entre las fases técnica y económica del análisis.

Además, para la generación de los datos representativos de clientes y viviendas, se ha seleccionado como municipio de referencia Sant Sadurní d'Anoia (Cataluña), por tratarse de un entorno semiurbano característico del territorio español. Esta elección responde también a su utilización previa en el proyecto EBAFLEX, en el cual se empleó el modelo RNM-Greenfield, lo que permite aprovechar una red de distribución ya modelada y calibrada. Así, se garantiza una base realista para los análisis y una extrapolación representativa de los resultados a otros municipios similares.

La caracterización detallada de los consumidores eléctricos de este municipio se ha construido a partir de plataformas de datos abiertos oficiales, como URBAN3R [13], que proporciona las coordenadas geográficas y el uso principal de los edificios y estimaciones de demanda energética. Y también DATADIS [14], plataforma impulsada por la Comisión Nacional de los mercados y la Competencia (CNMC) y las distribuidoras, que permite acceder a datos de consumos eléctricos y contratos por municipio y tipo de tarifa, sirviendo como base empírica para la estimación de perfiles de carga. Adicionalmente, se ha reutilizado la base de datos elaborada en el marco del proyecto EBAFLEX, en la cual ya se había caracterizado de forma exhaustiva el parque edificatorio del municipio. Dicha base incluye información clave de cada edificio, como el uso principal (residencial en todos los casos considerados), el número de viviendas, la potencia eléctrica asignada por vivienda y la potencia contratada estimada por edificio, como se muestra en la tabla 1:

uso principal	numero viv	potencia (kW)	ID	pot contrada por edificio _edificio
Residencial	1	0.48	CR0007	1.2
Residencial	34	17.68	CR0008	44.2

Tabla 1. Datos de entrada estudio EBAFLEX [12]

Esta información ha sido especialmente valiosa para dimensionar la carga total potencial de cada edificio, y se ha utilizado como entrada directa en el modelo de simulación y optimización de carga de vehículos eléctricos. Además, se han considerado otros atributos relevantes, como las coordenadas geográficas, la superficie útil, la altura máxima del edificio o la densidad de ocupación. La integración de todas estas variables ha permitido representar con fidelidad tanto

el comportamiento de los consumidores como su distribución espacial dentro del entorno urbano analizado.

La combinación de estas fuentes ha permitido generar una muestra sintética pero robusta de vehículos eléctricos distribuidos en el territorio, con un alto nivel de granularidad espacial y temporal, fundamental para las simulaciones de impacto en red. Este enfoque metodológico garantiza que los resultados obtenidos sean técnicamente consistentes y aplicables a escenarios reales de planificación de redes de distribución eléctrica en España.

Una vez caracterizados los perfiles individuales de los vehículos eléctricos, resulta necesario contextualizar su impacto en el sistema eléctrico dentro del perfil general de demanda agregada. En este sentido, la gráfica de consumo base diario agregado en BT que se muestra a continuación representa el comportamiento horario de la demanda eléctrica de los consumidores residenciales del municipio analizado, sin incluir todavía la carga de los vehículos eléctricos. Esta representación es especialmente útil como referencia para el posterior análisis del impacto que tendrán los perfiles generados en el capítulo 4, ya que permite evaluar de forma realista cómo se superpone la nueva demanda asociada a la recarga de VE sobre una red que ya presenta sus propios picos estructurales de carga. Por tanto, contar con este perfil base resulta clave para identificar las horas más sensibles de saturación en la red y justificar la necesidad de aplicar estrategias de recarga inteligente que optimicen su integración sin comprometer la estabilidad del sistema.

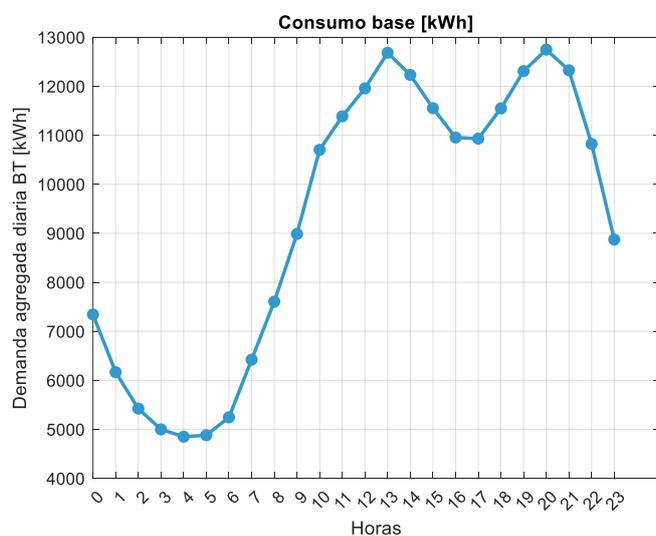


Ilustración 2. Perfil horario de demanda eléctrica agregada en baja tensión, sin incluir carga de VE, para el municipio de Sant Sadurn d'Anoia.

3.2 DISEÑO BASE DE DATOS

La implementación práctica de este enfoque se llevó a cabo mediante un script desarrollado en MATLAB, descrito en detalle en el Anexo I. Este código genera una muestra representativa de vehículos eléctricos residenciales, cada uno con un perfil técnico y de uso individualizado. Todas las bases de datos de las que partimos, además de la información estadística empleada para alimentar el algoritmo fue facilitada por el Instituto de Investigación Tecnológica (IIT) de ICAI y por el Instituto Nacional de Estadística (INE). A continuación se adjunta una lista con todos los datos de entrada utilizados: Funciones de probabilidad de distancia recorrida, horas de llegada y horas de salida, obtenidas de un estudio de movilidad con big data del ministerio de transporte y movilidad sostenible. [15]



Ilustración 3. Probabilidad de llegada a la vivienda

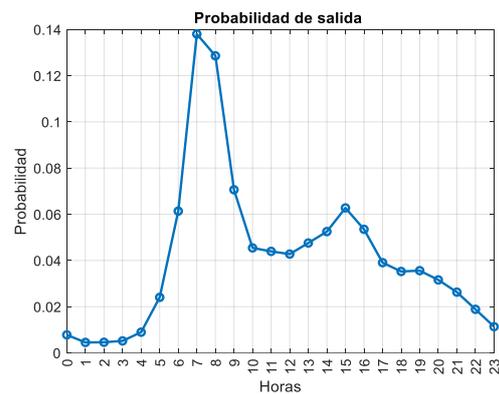


Ilustración 4. Probabilidad de salida de la vivienda

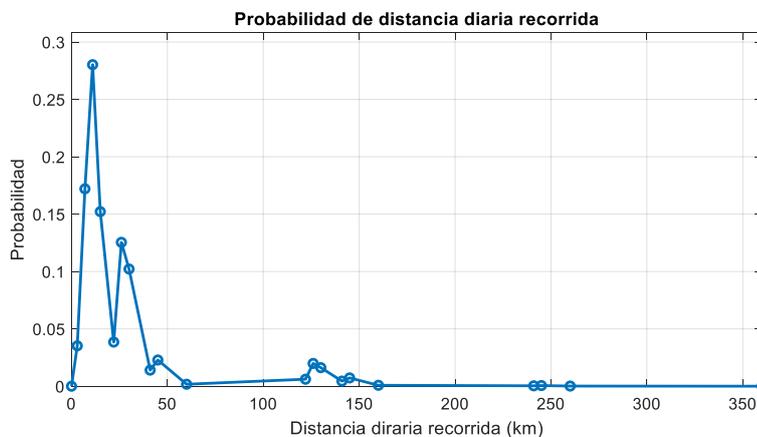


Ilustración 5. Gráfica de matlab que representa la probabilidad de distancia recorrida con el vehículo.

La distribución de distancias recorridas diariamente revela que más del 90 % de los vehículos realizan trayectos inferiores a 50 km al día. Este comportamiento, habitual en contextos urbanos y periurbanos, tiene implicaciones relevantes para el dimensionamiento de baterías y la planificación de infraestructuras de recarga.

Por otro lado, la gráfica de probabilidad de llegada a casa muestra dos picos claros: uno alrededor de las 14–15 h y otro entre las 20–22 h, coincidiendo con los horarios típicos de finalización de jornada laboral. Esta forma es coherente con los patrones de movilidad diaria y, lógicamente, se reflejará directamente en el perfil de carga de la estrategia 0, ya que en dicha estrategia los vehículos comienzan la recarga de forma inmediata a la máxima potencia disponible tras llegar a casa. Por tanto, la curva de carga asociada seguirá de manera muy similar la distribución de llegadas observada.

- 5.5 millones de vehículos eléctricos previstos para el 2030, según el Plan Nacional Integrado de Energía y Clima. [1]
- Datos de las viviendas y de la red eléctrica que ya has comentado en la sección anterior. [12]
- Estadísticas del número de vehículos por hogar, obtenidas del Instituto Nacional de Estadística, de una encuesta realizada en 2021 de las “Características esenciales de la población y viviendas”.

vehículos por hogar	0	1	2	3
probabilidad	24.21%	47.15%	23.23%	5.41%

Tabla 2. Probabilidad del número de vehículos por vivienda [16]

Con el objetivo de simplificar la metodología seguida para la caracterización de vehículos, se ha tomado como referencia la estructura del diagrama de flujo de la figura 2, dividiendo el proceso en 2 fases:

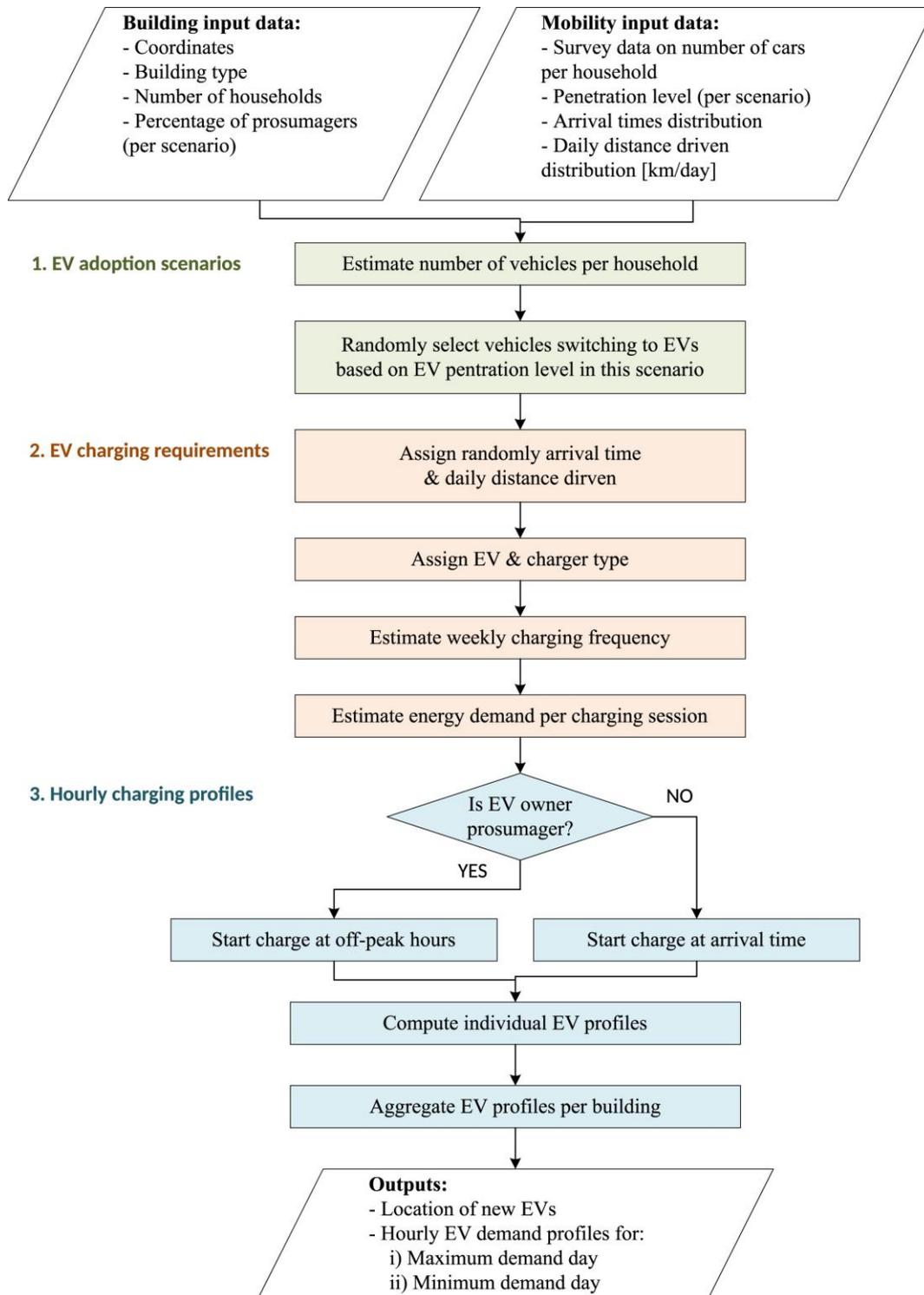


Ilustración 6. Diagrama de flujo del modelo generador de perfiles de carga de VE residenciales [4]

- 1. Modelado de escenarios de adopción de VE.** Se estimó el número de vehículos por hogar a partir de una encuesta oficial del INE que recoge cuántos vehículos posee un hogar según el tamaño del municipio. En este trabajo se toma como referencia una red semiurbana con entre 50.000 y 100.000 habitantes, como es el caso del municipio de Sant Sadurní d'Anoia. A partir de esta información, se generó una distribución de probabilidad del número de vehículos por vivienda, que se aplicó a un archivo base (“Edificios_ejemplo.xlsx”) con datos sobre el número de viviendas por edificio. Esto permitió construir una estructura jerárquica de datos donde cada vehículo está vinculado a una vivienda, y cada vivienda a un edificio. Se generaron identificadores únicos para cada vehículo y para cada unidad residencial, siguiendo una codificación lógica (por ejemplo, el código CR0001002 corresponde a la vivienda 2 del edificio CR0001). El presente TFG se ha centrado en analizar el escenario 2030, con un 15% de VE; luego, una vez generada la muestra, con el objetivo de filtrar el parque de vehículos eléctricos, se le asignó de forma aleatoria a cada vehículo un valor entre 0 y 1, para posteriormente solo quedarnos con aquellos con valores inferiores o iguales al 0.15, en la columna de probabilidad de vehículo eléctrico. Además, con el objetivo de generar un modelo aplicable a otros escenarios, con diferente porcentaje de adopción de vehículos eléctricos, se programó el código principal, de forma que fuese sencillo variar dicho parámetro, en el caso de querer analizar otros escenarios.
- 2. Caracterización técnica de los vehículos eléctricos.** Sobre el conjunto filtrado de vehículos eléctricos, se procedió a asignar probabilísticamente las variables clave necesarias para el modelado de la recarga: hora de llegada, hora de salida y distancia diaria recorrida. Estos datos se generaron a partir de distribuciones acumuladas (CDF) obtenidas de estudios previos, asegurando ventanas de recarga viables. La potencia del cargador se asignó según rangos de kilometraje diario, seleccionando entre 3.68 kW, 7.36 kW y 11 kW. A partir de estos valores, se estimó la energía requerida por sesión de carga, aplicando la fórmula $E=P \cdot t$, adaptada a cada caso. También se incluyó la frecuencia

semanal de carga, que influye directamente en la forma del perfil horario. Finalmente, se asignó a cada vivienda una probabilidad de respuesta a estrategias de recarga inteligente, compartida por todos los vehículos que pertenecen a ella. Esta decisión busca reflejar la lógica de comportamiento común en el ámbito doméstico, donde las decisiones tecnológicas suelen tomarse a nivel de hogar, no de vehículo individual.

Cabe señalar que, aunque en la realidad la carga puede realizarse en distintos lugares, este estudio asume que el 100 % de la recarga se efectúa en el domicilio del usuario, sin embargo, aquellos vehículos con un número de recargas por semana mayor a 7, tendrían que cargar parte de la energía en cargadores públicos o del trabajo, factor que no ha sido modelado en este TFG, pues no es el objetivo de este estudio. Esta simplificación permite aislar de forma clara el impacto de la recarga residencial sobre la red de distribución, en línea con el objetivo central del trabajo.

En el código MATLAB desarrollado, estas variables se representan como: p_{elec} (probabilidad de que un vehículo sea eléctrico), p_{dr} (probabilidad de respuesta a estrategias de recarga), $h_{llegada}$ y h_{salida} (rango de horas en las que el vehículo está en el hogar), km_{dia} (distancia diaria recorrida), P_{carg} (potencia del cargador), y $E_{demanda_kWh}$ (energía requerida por sesión). Siendo p_{dr} , una variable que nos servirá a modo de filtro a la hora de obtener los perfiles de carga, es decir, en función del porcentaje previsto de adopción de los usuarios de las estrategias, se analizarán únicamente los hogares con un valor inferior, al porcentaje determinado para analizar dicho escenario. Esta estructura permite construir un modelo completo de usuario eléctrico, que servirá posteriormente como input esencial para los modelos de optimización que se desarrollan en el siguiente capítulo.

3.3 RESULTADOS

Como resultado de la simulación, obtuvimos un parque total de 6446 vehículos, de los cuales 965 los consideramos eléctricos. A continuación, se muestra un ejemplo representativo del resultado obtenido tras aplicar el modelo de caracterización, donde se detallan todas las variables asignadas al primer vehículo eléctrico generado, incluyendo tanto parámetros técnicos como de uso, tal y como han sido definidos en el proceso metodológico descrito.

id_v	id_viv	p_elec	p_DR	h_llegada	h_salida	km_dia	P_carg_W	n.carga/sem	E_demanda_kWh
1	CR0001002	0.63	0.73	23	8	5	3680	1	6.3

Tabla 3. Ejemplo caracterización de vehículos eléctricos resultado del modelo.

Esta base de datos no solo resuelve la ausencia de información oficial con suficiente granularidad, sino que también proporciona la flexibilidad necesaria para aplicar distintas estrategias de recarga. En los capítulos siguientes, estas variables serán introducidas en los modelos de optimización definidos para cada estrategia, permitiendo evaluar su impacto sobre el perfil horario agregado de demanda y sobre el dimensionamiento futuro de la red de baja tensión.

Capítulo 4. METODOLOGÍA FASE II. DEFINICIÓN

ESTRATEGIAS Y DESARROLLO DEL MODELO

Una vez construida la base de datos sintética con un parque representativo de vehículos eléctricos residenciales, el siguiente paso consistió en modelar su comportamiento de carga bajo diferentes esquemas de gestión. Esta segunda fase metodológica tiene como objetivo evaluar el impacto técnico y económico de tres estrategias distintas de recarga, en función de los incentivos y restricciones aplicadas. Para ello, se diseñaron modelos de optimización asociados a cada estrategia y se desarrollaron algoritmos específicos en MATLAB capaces de simular el comportamiento agregado de los vehículos eléctricos bajo distintos escenarios tarifarios.

4.1 DEFINICIÓN DE LAS ESTRATEGIAS

Se han considerado tres estrategias principales, representativas de distintos niveles de gestión de la recarga:

- **Estrategia 0: Recarga inmediata sin control.** En este escenario de referencia, el vehículo comienza a cargarse nada más llegar a casa, utilizando la máxima potencia del cargador disponible, y continúa hasta completar su demanda energética. No se aplican restricciones de precio ni limitaciones de red, lo que permite evaluar el comportamiento base del sistema en ausencia de recarga inteligente. Esta estrategia se ha codificado como perfil de carga tipo “carga directa” y sirve como punto de comparación respecto a estrategias optimizadas.
- **Estrategia 1: Optimización de recarga con tarifa de energía con discriminación horaria.** Aquí se introduce una lógica de minimización de costes basada exclusivamente en el término de energía de la tarifa. El modelo determina en qué horas disponibles (entre la llegada y salida del vehículo) debe realizarse la recarga, respetando la potencia máxima

permitida por el cargador, con el objetivo de minimizar el coste de la energía total consumida por el usuario. Esta estrategia representa una evolución hacia la gestión activa de la demanda, sin tener en cuenta todavía los límites de potencia contratada por vivienda.

- **Estrategia 2: Optimización de recarga con tarifa de energía y potencia con discriminación horaria.** En este caso, se incluye también el coste derivado de la potencia contratada, lo que obliga al modelo a considerar no solo el precio horario de la energía, sino también los cargos adicionales asociados a la potencia contratada adicional que se necesita por instalar uno o varios VEs en diferentes periodos tarifarios. Se trata, por tanto, de una optimización que refleja con mayor realismo la estructura tarifaria vigente para clientes residenciales en España.

En ambas estrategias optimizadas se aplica una lógica condicional a nivel de vivienda. Si la probabilidad de respuesta (p_{DR}) asignada a la vivienda está por debajo de cierto umbral, se activa el modelo de optimización. En caso contrario, todos los vehículos de esa vivienda se comportan como en la estrategia 0.

4.2 DISEÑO MODELOS DE OPTIMIZACIÓN

Antes de proceder al desarrollo computacional en MATLAB, se realizó la formulación matemática de las estrategias de recarga inteligente que se querían implementar. Esta fase previa fue fundamental para estructurar el problema de forma rigurosa, identificar con claridad las variables implicadas y definir los objetivos y restricciones que guiarían posteriormente la programación del modelo.

El objetivo común en ambas estrategias de optimización es minimizar el coste total de recarga eléctrica a lo largo del día. Este coste depende, por un lado, de la energía consumida en cada franja horaria y, por otro, en el caso de la estrategia 2, de la potencia adicional que pueda ser necesaria contratar en determinados periodos. Desde el punto de vista del usuario, este criterio permite reducir el impacto económico de la movilidad eléctrica. Desde el punto de vista del sistema eléctrico, supone una herramienta útil para distribuir de forma más eficiente la carga, ya

que los precios de la energía están estrechamente ligados al grado de saturación de la red: cuanto más elevada es la demanda, más caros tienden a ser los precios. Por tanto, desplazar la carga a horas de menor coste también contribuye a suavizar los picos de demanda y a aliviar la infraestructura de distribución.

A continuación se presenta la formulación matemática que ha servido como base para implementar las dos estrategias analizadas:

4.2.1 MODELO MATEMÁTICO ESTRATEGIA 1

Conjuntos:

- $h \in H = \{0, 1, 2, \dots, 23\}$
- $v \in V$ (conjunto de VE del cliente)

Parámetros:

- $tarifa(h)$: Término de energía de la tarifa eléctrica por hora [€/kWh] del cliente residencial
- $E_dem(v)$: Energía demandada por carga diaria [kWh]
- $P_carg(v)$: Potencia máx del cargador del VE [kW]
- $h_lleg(v)$: Hora de llegada a casa del VE
- $h_sal(v)$: Hora de salida de casa del VE
- $a(v,h)$: binaria auxiliar (1 si está en la vivienda, 0 sino).

Variables:

- $x(h, v) \in [0, \infty)$: Energía consumida por el VE v en la hora h [kWh]

Función objetivo:

$$\min \sum_{v \in V} \sum_{h \in H} tarifa(h) * x(h, v)$$

Restricciones:

1. Solo es posible cargar dentro del rango de horas entre la hora de llegada y salida, es decir las horas en las que el coche está en casa. Además el consumo máximo a cada hora no puede superar a la potencia del cargador.

$$\text{si } h \in [h_{lleg}(v), h_{sal}(v)] \rightarrow a = 1$$

$$\text{si } h \in [h_{sal}(v), h_{lleg}(v)] \rightarrow a = 0$$

$$x(h, v) \leq a(h, v) * P_{carg}(v) \quad \forall h \in H, \forall v \in V$$

2. Satisfacción de la demanda carga diaria. La Energía Consumida por el VE en todas las horas del día tiene que ser igual a la energía demandada por carga del VE para ese día.

$$\sum_{h \in H} x(h, v) = E_{dem}(v) \quad \forall v \in V$$

4.2.2 MODELO MATEMÁTICO ESTRATEGIA 2

Conjuntos:

- $h \in H = \{0, 1, 2, \dots, 23\}$
- $v \in V$ (conjunto de VE del cliente)
- $t \in T \{P1, P2\}$

Parámetros:

- $tarifa_e(h)$: Término de energía de la tarifa por hora [€/kWh] del cliente residencial
- $tarifa_p(t)$: Término de la potencia de la tarifa por periodo [€/kW] del cliente residencial
- $E_dem(v)$: Energía demandada por carga diaria [kWh]
- $P_carg(v)$: Potencia máx del cargador del VE [kW]
- $h_lleg(v)$: Hora de llegada de casa del VE
- $h_sal(v)$: Hora de salida a casa del VE
- $a(v, h)$: binaria auxiliar (1 si está en la vivienda, 0 sino).

- $p_0(t)$: potencia contratada inicial [kW]
- $c(h)$: consumo base de la vivienda [kWh]

Variables:

- $x(h, v) \in [0, \infty)$: Energía consumida por el VE v en la hora h [kWh]
- $p(t) \in [0, \infty)$: Incremento de potencia contratada debido a los VE [kW]

Función objetivo: Se trata de minimizar el coste total de carga.

$$\min \sum_{v \in V} \left(\sum_{h \in H} \text{tarifa}_e(h) * x(h, v) + \sum_{t \in T} \text{tarifa}_p(t) * p(t) \right)$$

Constraints:

1. Solo es posible cargar dentro del rango de horas entre la hora de llegada y salida, es decir las horas en las que el coche está en casa. Además el consumo máximo a cada hora no puede superar a la potencia del cargador.

$$\text{si } h \in [h_{lleg}(v), h_{sal}(v)) \rightarrow a = 1$$

$$\text{si } h \in [h_{sal}(v), h_{lleg}(v)) \rightarrow a = 0$$

$$x(h, v) \leq a(h, v) * P_{carg}(v) \quad \forall h \in H, \forall v \in V$$

2. Satisfacción de la demanda de carga diaria. La energía consumida por el VE en todas las horas del día tiene que ser igual a la energía demandada por carga del VE para ese día.

$$\sum_{h \in H} x(h, v) = E_{dem}(v) \quad \forall v \in V$$

3. La potencia a cada hora, no debe superar la potencia total contratada en dicho periodo de horas del rango al que pertenece.

$$c(h) + \sum_{v \in V} x(h, v) \leq (p_0(t) + p(t)) \quad \forall h \in t, \forall t \in T$$

4.2.3 FORMULACIÓN DEL MODELO

Una vez definida la estructura matemática de cada modelo, se procedió a su implementación práctica en MATLAB. Para ello, se utilizó la herramienta `optimproblem`, que permite definir de forma estructurada problemas de optimización lineal con múltiples variables y restricciones.

En el caso de la estrategia 1, el modelo optimiza el reparto horario de la energía a cargar, minimizando el coste total en función de los precios horarios (tarifa) y de la ventana de disponibilidad del vehículo (entre su hora de llegada y de salida). La potencia en cada hora se encuentra limitada por el tipo de cargador asignado a cada vehículo.

En la estrategia 2, además de optimizar el reparto horario de la energía, se incorpora una segunda variable: la potencia contratada adicional que puede necesitar la vivienda en cada periodo tarifario (punta o valle). Esta potencia extra genera un coste adicional según las tarifas reguladas, por lo que el modelo busca minimizar también ese componente fijo, generando perfiles de carga más planos y menos exigentes para la red.

El código en MATLAB se ha estructurado de forma modular, separando las funciones que resuelven cada estrategia (`estrategia1_tarifas.m` y `estrategia_2.m`) del script principal que gestiona la asignación por vivienda, recorre todos los vehículos y almacena los resultados. Este enfoque facilita tanto el análisis comparativo como la posible extensión futura del modelo a nuevos esquemas de recarga o tarifas dinámicas más complejas.

4.3 DESARROLLO DEL CÓDIGO MATLAB

Todos los modelos descritos han sido implementados en MATLAB utilizando la herramienta `optimproblem` de Optimization Toolbox. Se han desarrollado funciones específicas para cada estrategia, que reciben como entrada los parámetros individuales del vehículo o la vivienda, y devuelven como salida el perfil horario de carga y el coste total asociado.

El código ha sido estructurado en forma de módulos para facilitar su reutilización y permitir aplicar cada estrategia a múltiples vehículos de forma paralela. Las funciones

`estrategia1_tarifas.m` y `estrategia_2.m` resuelven los respectivos modelos de optimización, y un script principal gestiona el recorrido por todas las viviendas, aplicando la lógica de selección de estrategia según el valor de `p_DR`.

En cada caso, se generan archivos de salida en formato Excel con los perfiles de carga horarios (24 columnas por vivienda), así como archivos adaptados al modelo *brownfield* empleado posteriormente para el análisis económico. Además, se ha desarrollado un módulo adicional que permite añadir las coordenadas geográficas y otros atributos de cliente incremental necesarios para evaluar la incorporación de los nuevos consumidores a la red.

La función `estrategia0`, compartida por las tres estrategias, se emplea como referencia para aquellos vehículos o viviendas que no adoptan esquemas inteligentes de carga. Esta función asigna directamente un perfil de carga con inicio inmediato al llegar a casa, sin optimización alguna.

En conjunto, el código permite simular de forma flexible distintos niveles de penetración de VE y analizar con precisión el efecto que cada estrategia tiene sobre la demanda horaria agregada, el coste individual y el dimensionamiento de la red. Su diseño modular facilita su aplicación a distintos escenarios tarifarios y su posible ampliación a tecnologías futuras como V2G o autoconsumo residencial.

4.4 OBTENCIÓN DE LOS PARÁMETROS (TARIFARIOS)

Para implementar las estrategias de optimización de carga desarrolladas en este proyecto, ha sido necesario recopilar y estructurar adecuadamente los datos tarifarios vigentes en el sistema eléctrico español, en concreto se ha utilizado la tarifa 2.0TD que es la que corresponde a los clientes residenciales. Esta tarifa, se compone de dos términos, el de energía y el de potencia contratada. En la estrategia 1 se asume que el vehículo eléctrico responde únicamente al término de energía, mientras que en la estrategia 2 se considera que el usuario optimiza su recarga teniendo en cuenta ambos términos de la tarifa.

Tarifas de energía

La tarifa horaria de la energía se construyó como suma de tres componentes:

- **Coste de la energía:** se tomó como valor constante de referencia 55,50 €/MWh para 2030, según el precio del mercado a largo plazo publicado en la plataforma OMIP [17].
- **Peajes de acceso:** extraídos de la resolución BOE-A-2024-26218 [18], en función del periodo horario (punta, llano o valle) definido para consumidores residenciales con tarifa 2.0TD.
- **Cargos del sistema:** tomados de la orden BOE-A-2024-27289 [19] correspondientes al segmento tarifario 1 de baja tensión.

Estas tres partes se sumaron hora por hora para obtener una tarifa total homogénea y aplicable en el modelo, tal y como se refleja en el archivo Tarifas_precios.xlsx.

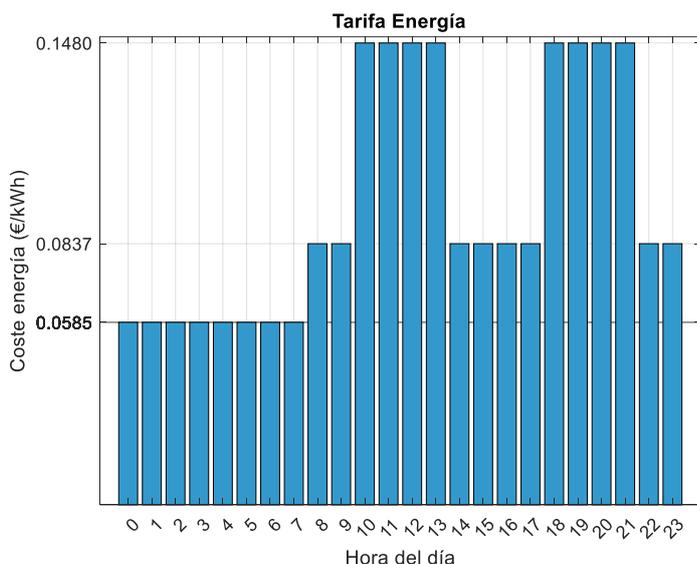


Ilustración 7. Tarifa energética total.

Tarifas de potencia contratada

En la estrategia 2 se incorpora también el coste asociado a la potencia contratada, desglosado en dos periodos según [20] [Circular 3/2020 de la CNMC](#):

- **Periodo punta (P1):** de 8 h a 24 h en días laborables.
- **Periodo valle (P2):** de 0 h a 8 h y las 24 h de sábados, domingos y festivos.

El coste de la potencia en cada periodo es la suma de:

- El término de potencia del peaje de transporte y distribución (BOE-A-2024-26218) [18].
- Más el término de cargos por potencia (BOE-A-2024-27289) [19]

Los valores del coste de la potencia contratada se recopilaron y normalizaron en el fichero `Tarifas_potencia.xlsx`, empleado como entrada directa en el modelo de optimización de la estrategia 2, resultando en dos únicos valores en función del periodo al que pertenece la hora analizada, siendo el precio en P1 26.93055 €/kW-año y 0.697588 €/kW-año en P2, que se traduce en 0.0019112 €/kW-día y 0.073782329 €/kW-día en P2, asumiendo una simplificación de dividir entre 365. Los costes de potencia contratada son anuales, pero se hace el cálculo correspondiente a un día porque el coste del término de energía solo lo tenemos diario, y deben estar en magnitudes comparables para poder sumar ambos términos y poder obtener el precio de la tarifa para la estrategia 2.

4.5 RESULTADOS

Una vez ejecutados los distintos modelos de optimización desarrollados en MATLAB, se obtienen como resultado los perfiles horarios de carga para cada una de las estrategias implementadas. Estos perfiles representan la distribución de la demanda energética de los vehículos eléctricos a lo largo del día, adaptada a las condiciones particulares de cada vivienda y a las restricciones impuestas por las estrategias de recarga inteligente.

Los resultados se recogen en ficheros excel, que muestran para cada vehículo la energía demandada en cada hora del día (de 0 a 23 h). Esta estructura de datos ha sido diseñada específicamente para facilitar su uso como entrada directa en el modelo RNM Brownfield, el cual será empleado en la siguiente fase del trabajo para llevar a cabo el análisis económico de las estrategias.

Además del perfil horario de carga, cada registro contiene información adicional relevante como el identificador de la vivienda, la duración total del perfil (24 h) y el coste asociado a la recarga optimizada. Esta información permite al modelo RNM estimar con precisión el efecto de cada estrategia sobre la red de distribución existente, así como los posibles ahorros en costes de refuerzo e inversión derivados de una gestión eficiente de la demanda.

A continuación, se presentan los resultados de cuatro vehículos seleccionados aleatoriamente, tanto en forma tabular, tal como se extraen del modelo de optimización, como en forma gráfica, para ilustrar el comportamiento comparado entre estrategias:

Identificador	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
CR0002006	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.7	3.7	3.7
	3.7	3.7	3.7	0.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	1.4	1.6	1.6	1.7	1.7	1.7	1.6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
CR0002008	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	3.3	0
	11	3.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	1.6	1.6	1.8	1.8	1.9	1.9	1.9	1.9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla 4. Comparación del perfil de carga de dos vehículos según las distintas estrategias.

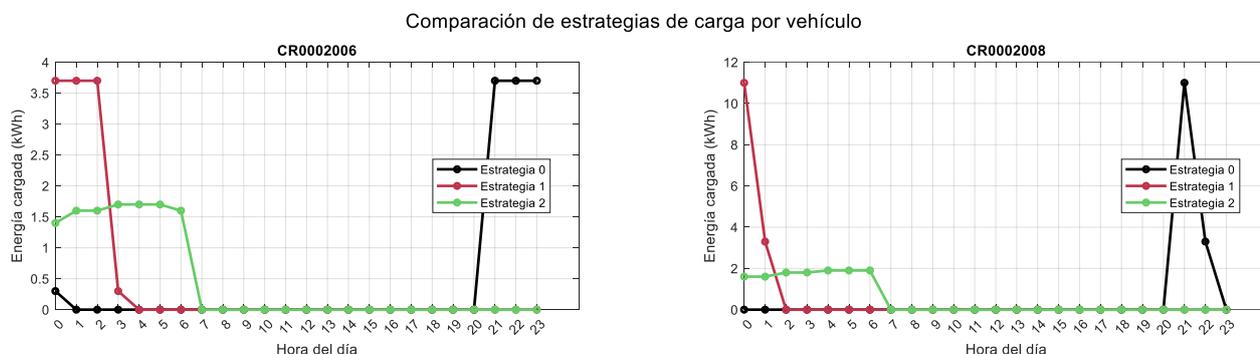


Ilustración 8. Comparación gráfica del perfil de carga en función de las distintas estrategias usadas.

Las gráficas muestran cómo, al aplicar estrategias de recarga inteligente, la energía se desplaza claramente hacia las horas valle, comenzando en ambos casos a partir de las 00:00 h. Mientras que la estrategia 0 inicia la carga de forma inmediata tras la llegada, generando picos en horas punta, las estrategias 1 y 2 optimizan la carga en la madrugada, aprovechando precios más bajos y menor carga de red. La estrategia 2, además, reparte mejor la energía para evitar concentraciones excesivas, lo que reduce el impacto técnico sobre la infraestructura.

Además, tal y como se ha descrito en el modelo, la relación entre hora de llegada e inicio inmediato de la carga en la estrategia 0 se confirma al comparar el perfil agregado de carga de toda la flota bajo dicha estrategia con la curva de probabilidad de llegada de los vehículos. La similitud entre ambas curvas valida la lógica del modelo y pone de manifiesto que, en ausencia de gestión activa, la demanda tenderá a reproducir directamente los hábitos de uso de los vehículos, generando concentraciones problemáticas en términos de infraestructura eléctrica.

Por tanto, esta segunda fase de la metodología permite concluir que el modelo desarrollado es capaz de simular de forma realista distintos comportamientos de carga en función de la estrategia aplicada, y que la estructura de resultados generada está correctamente preparada para ser utilizada en los análisis técnicos y económicos posteriores. Así, se establecen las bases para evaluar el impacto que tendría la implementación de estrategias de recarga inteligente en la planificación de la red de distribución.

Capítulo 5. ANÁLISIS DE RESULTADOS

Una vez desarrollado el modelo de simulación y optimización para las estrategias de recarga consideradas, en este capítulo se procede al análisis comparativo de los resultados obtenidos. En línea con el objetivo inicial del presente Trabajo de Fin de Grado, realizar una evaluación técnico-económica de estrategias de recarga inteligente de vehículos eléctricos residenciales en la planificación de redes de distribución eléctrica, se busca valorar en qué medida estas estrategias pueden contribuir a reducir el estrés al que se verá sometida la red de baja tensión en los próximos años.

Este análisis parte del contexto actual de transición energética, en el que se prevé un aumento considerable de la demanda eléctrica, impulsado en gran medida por la electrificación del transporte. En particular, el caso español contempla una adopción acelerada de vehículos eléctricos, con una previsión de 5,5 millones de unidades en circulación para el año 2030, según el PNIIEC. Esta penetración creciente plantea retos importantes a nivel de infraestructura, especialmente si no se implementan mecanismos inteligentes de gestión de la carga.

El presente capítulo se centra, por tanto, en comparar el impacto que tendría la implementación de estrategias de recarga inteligente en distintos niveles de adopción. Es decir, se estudia cómo varía la demanda agregada a lo largo del día en función del porcentaje de usuarios que responden a estas estrategias. Tal como se anticipa, cuanto mayor sea dicho porcentaje de adopción, mejores deberían ser los resultados tanto desde una perspectiva técnica, reducción de picos de carga, como económica, menores necesidades de refuerzo en la red.

Cabe destacar que el escenario elegido como base para el análisis es el de 2030, en el que se ha considerado que el 15 % del parque total de vehículos será eléctrico. Esta hipótesis permite evaluar el comportamiento de la red en una situación futura relevante, alineada con las metas nacionales de descarbonización. Además, todo este análisis es de aplicación también para escenarios futuros, por lo que el presente trabajo podría servir de referencia para la planificación española de las redes de distribución eléctrica a largo plazo.

5.1 PERFILES DE DEMANDA DE RECARGA DE VEHÍCULOS ELÉCTRICOS

A continuación, se presentan los primeros resultados obtenidos tras la ejecución del modelo de optimización desarrollado para las distintas estrategias de recarga inteligente planteadas. El objetivo de esta sección es ofrecer una visión general del comportamiento de la demanda agregada de los VE y de la demanda agregada total en la red de BT bajo cada escenario, observando cómo varía la potencia total consumida a lo largo del día en función del porcentaje de adopción de estrategias de respuesta a la demanda. En particular, lo que se pretende analizar con estos resultados es el efecto que tiene la implementación de dichas estrategias sobre la demanda horaria, especialmente en lo relativo a la reducción de los picos de demanda, que son los principales responsables del sobredimensionamiento y del estrés en la red de distribución.

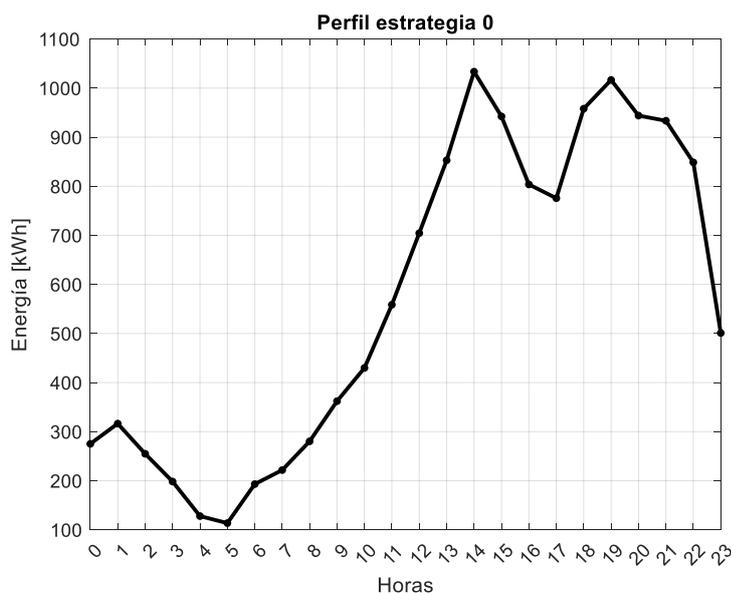


Ilustración 9. Perfil de carga de la estrategia 0.

En la gráfica de la figura 10 se representa el perfil de carga de los VE horario correspondiente a la estrategia 0, es decir, sin ningún tipo de control ni optimización. Se observa un marcado incremento de la potencia total consumida en las horas centrales y vespertinas del día, con picos que superan los 1000 kW a partir de las 13:00 h y que se prolongan hasta las 21:00 h. Este comportamiento responde al hecho de que los vehículos eléctricos comienzan a cargarse de forma inmediata tras su llegada a casa, concentrando la demanda en periodos coincidentes con el resto

de la demanda residencial. Este tipo de carga no gestionada genera un claro estrés sobre la red de distribución, tanto en magnitud como en concentración horaria.

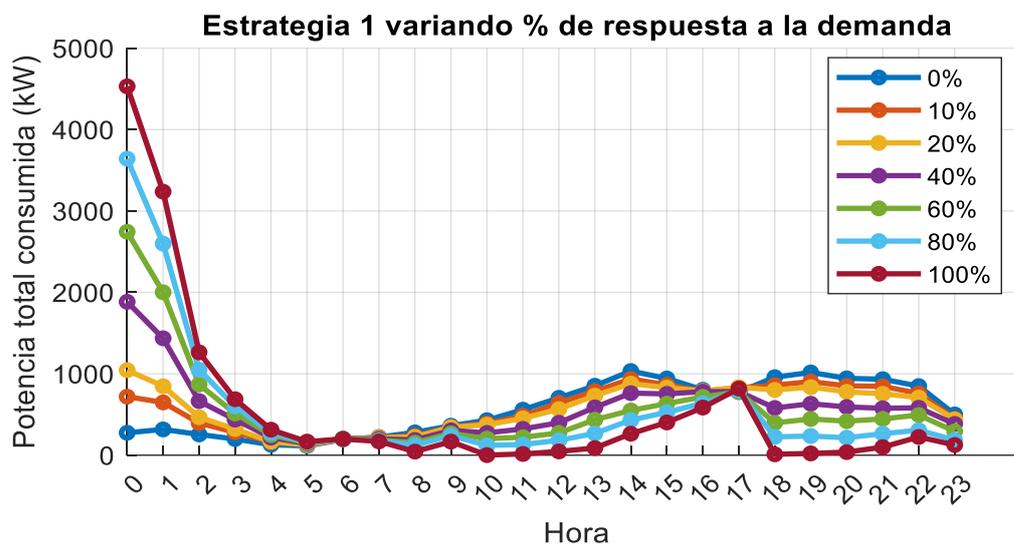


Ilustración 10. Estrategia 1 en función del porcentaje de adopción de respuesta a la demanda.

En esta figura 11 se representa la evolución del perfil de carga de los VE para distintos niveles de adopción de la estrategia 1 (optimización basada únicamente en precios de energía). Como se puede apreciar, a medida que aumenta el porcentaje de vehículos que adoptan la estrategia (del 0 % al 100 %), la demanda se desplaza hacia horas valle, principalmente durante la madrugada; además, al tener todos el mismo incentivo, se sincroniza la carga de todos los VE a las 0:00h. En el caso del 100 %, se obtiene un perfil altamente concentrado entre las 0:00 y 3:00 h, donde se registran los picos máximos de carga, pero con una reducción muy significativa del consumo en horas punta. Este desplazamiento de la carga demuestra el efecto positivo que puede tener la simple optimización económica sobre la distribución horaria del consumo eléctrico. También podemos destacar que si el consumo de los VE es muy elevado respecto a las otras cargas residenciales, este nuevo pico de demanda de madrugada podría ser más problemático para la red.

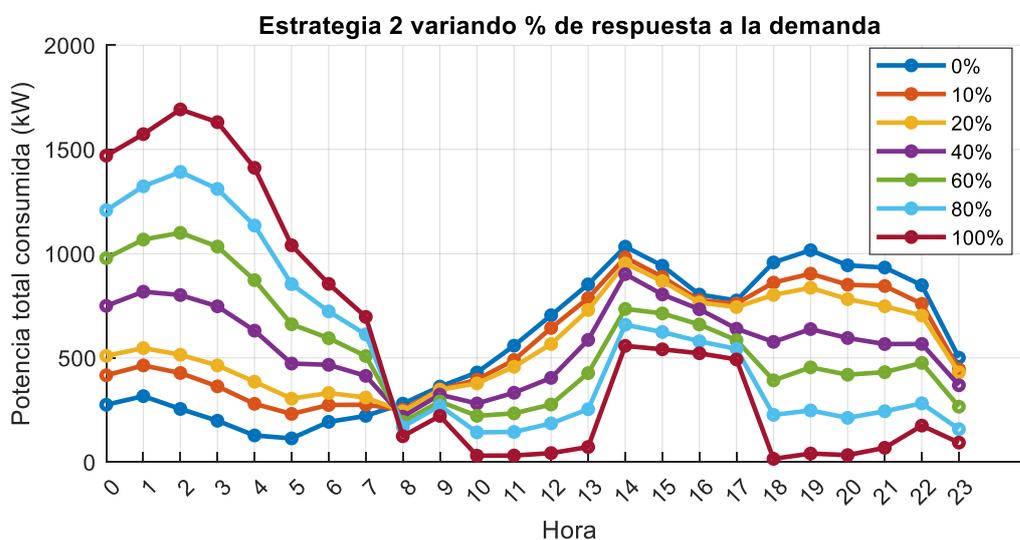


Ilustración 11. Estrategia 2 en función del porcentaje de adopción de respuesta a la demanda.

Al igual que en la estrategia anterior, la figura 12 muestra la evolución de la curva de carga para distintos niveles de adopción, pero en este caso incorporando también el coste asociado a la potencia contratada por periodo. La diferencia principal respecto a la estrategia 1 es que la potencia máxima demandada se reduce de forma aún más notable y los picos quedan distribuidos de forma más uniforme a lo largo del día. Se evita así una concentración excesiva en la madrugada y se obtiene un perfil más plano y técnicamente más favorable para la red. A medida que aumenta la participación (especialmente entre el 60 % y el 100 %), se consigue una mejora clara tanto en términos de eficiencia como de reducción del estrés sobre la infraestructura eléctrica.

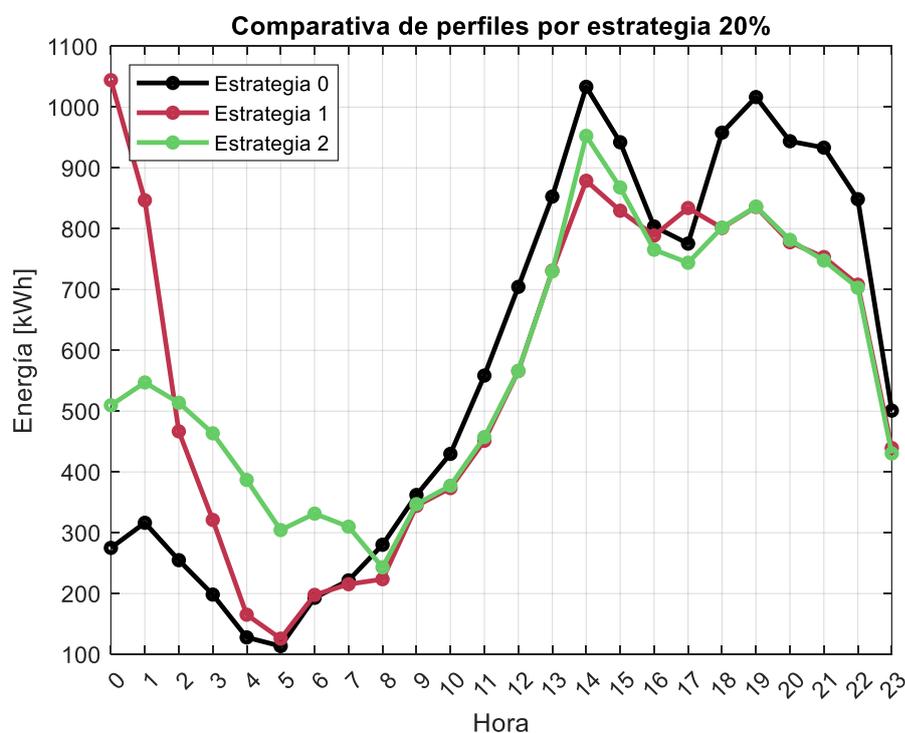


Ilustración 12. Comparativa perfiles de carga con las diferentes estrategias, con un 20% de respuesta a la demanda.

Esta figura 13 permite visualizar las diferencias entre las tres estrategias para un mismo nivel de adopción (20%). Se observa que la estrategia 0 presenta un pico de carga mucho más elevado, mientras que la estrategia 1 logra desplazar parte de la demanda a las primeras horas del día. Por su parte, la estrategia 2 consigue una reducción algo mayor del pico y una mayor distribución del consumo, lo cual confirma que incorporar el coste por potencia contratada mejora el resultado técnico incluso con un bajo nivel de adopción.

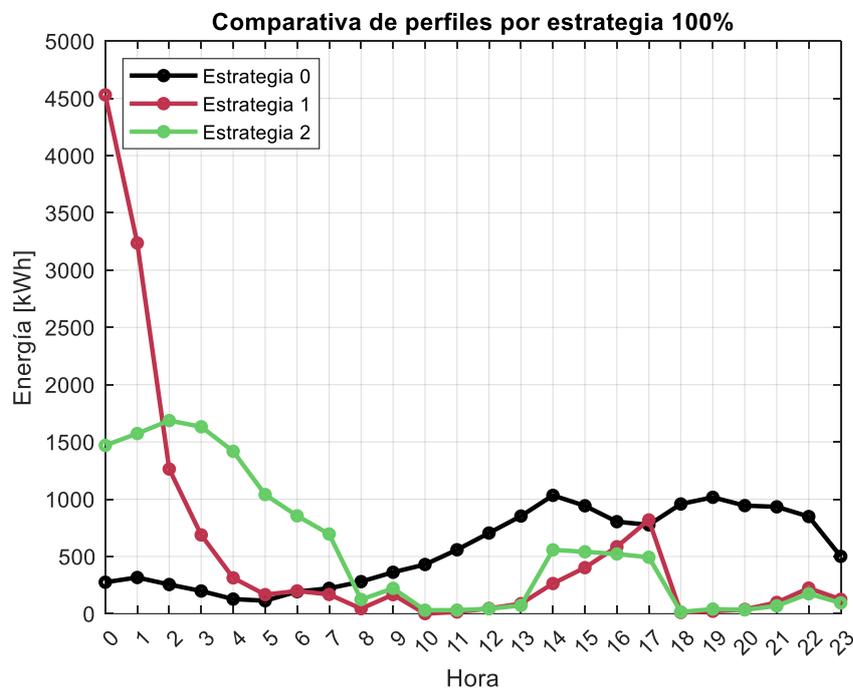


Ilustración 13. Comparativa perfiles de carga con las diferentes estrategias, con un 100% de respuesta al demanda.

Finalmente, observamos en la figura 14 que al analizar los resultados cuando el 100 % de los usuarios aplican la estrategia correspondiente, se evidencia de forma clara el beneficio de la recarga inteligente. Mientras que la estrategia 0 mantiene un perfil muy repartido con una carga elevada sostenida durante la tarde, la estrategia 1 concentra la carga en horas de bajo precio (aunque con nuevos picos de demandaa que pueden llegar a ser importantes), y la estrategia 2 reduce de forma drástica tanto el pico como la concentración, generando un perfil optimizado que minimiza los problemas de saturación de la red.

En resumen, los resultados muestran con claridad cómo el modelo de optimización desarrollado cumple su objetivo: reducir el consumo de los VE en horas punta y distribuir mejor la carga a lo largo del día. Cuanto mayor es el porcentaje de usuarios que adoptan estrategias inteligentes de recarga, mayor es la mejora obtenida, tanto desde el punto de vista técnico como económico. Estas reducciones en la potencia máxima demandada permitirían minimizar las inversiones futuras necesarias para reforzar la red de distribución, contribuyendo a una transición energética más eficiente, económica y sostenible.

No obstante, para que el análisis sea más realista y representativo del comportamiento total de la red, es necesario tener en cuenta que los perfiles mostrados hasta ahora corresponden únicamente a la carga asociada a los vehículos eléctricos. En un escenario real, esta carga se superpone a la demanda base ya existente en la red de baja tensión, compuesta fundamentalmente por los consumos domésticos convencionales, puesto que también hay algunos clientes de servicios e industriales pero en mucha menor proporción. Por ello, en el siguiente apartado se presentan dos gráficas adicionales en las que se incorpora esta demanda base al perfil horario de cada estrategia, lo que permite observar con mayor precisión el efecto neto de cada enfoque de recarga sobre la red, así como la capacidad de cada estrategia para reducir los picos globales de potencia demandada.

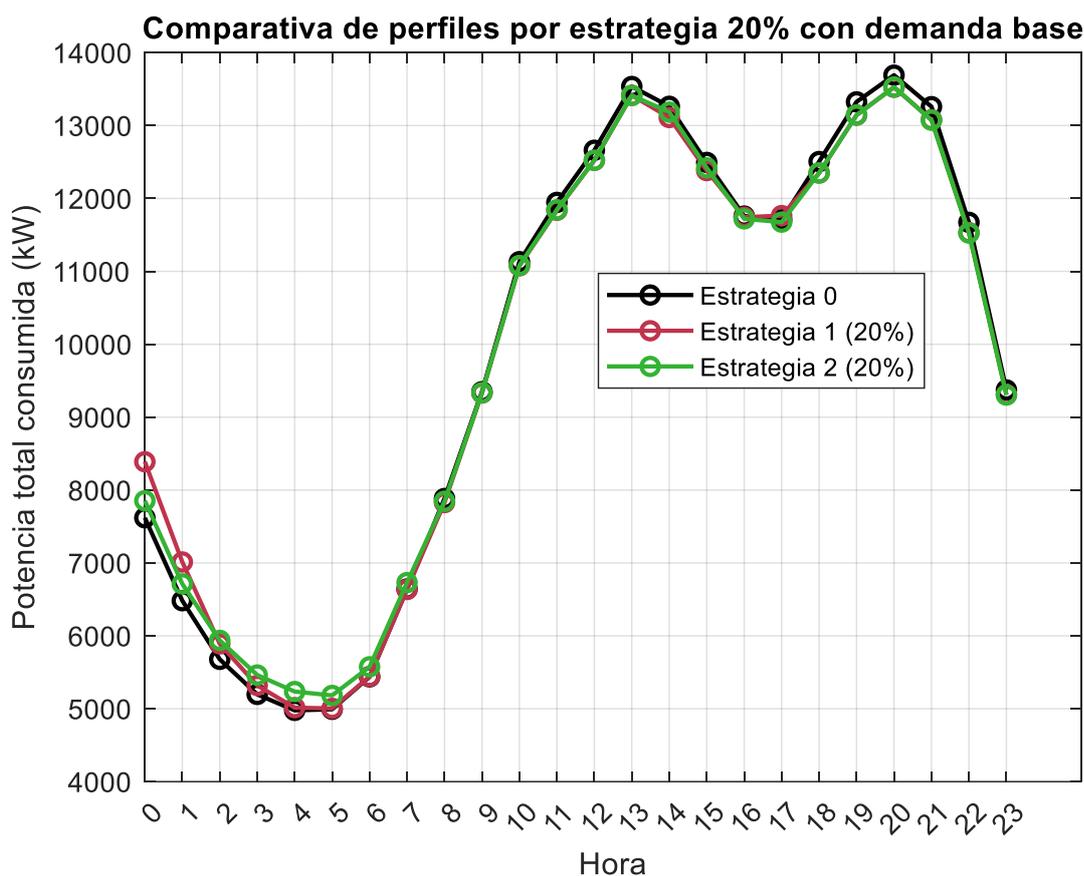


Ilustración 14. Comparativa perfiles de carga con las diferentes estrategias, con un 20% de respuesta a la demanda incluyendo la demanda base.

vale En esta figura 15, correspondiente al escenario con un 20 % de respuesta a la demanda, se observa que las estrategias inteligentes comienzan a mostrar su efectividad, aunque de forma más moderada. Tras incorporar la demanda base residencial al perfil de recarga, se aprecia una ligera reducción del pico horario respecto a la estrategia sin control, especialmente en las primeras horas del día. La redistribución parcial de la carga evita una coincidencia tan acusada con los momentos de mayor consumo residencial, lo que contribuye a reducir el estrés puntual sobre la red. En términos cuantitativos, esta reducción es ya apreciable: la estrategia 1 logra disminuir la demanda pico en torno a un 3,7 % respecto al escenario sin control, mientras que la estrategia 2 alcanza una reducción de aproximadamente 4,4 %. Aunque estas cifras puedan parecer modestas, resultan especialmente relevantes si se tiene en cuenta que solo el 20 % de los usuarios está aplicando estrategias inteligentes. Esto confirma que incluso tasas moderadas de adopción pueden generar beneficios técnicos tangibles sobre la red de distribución.

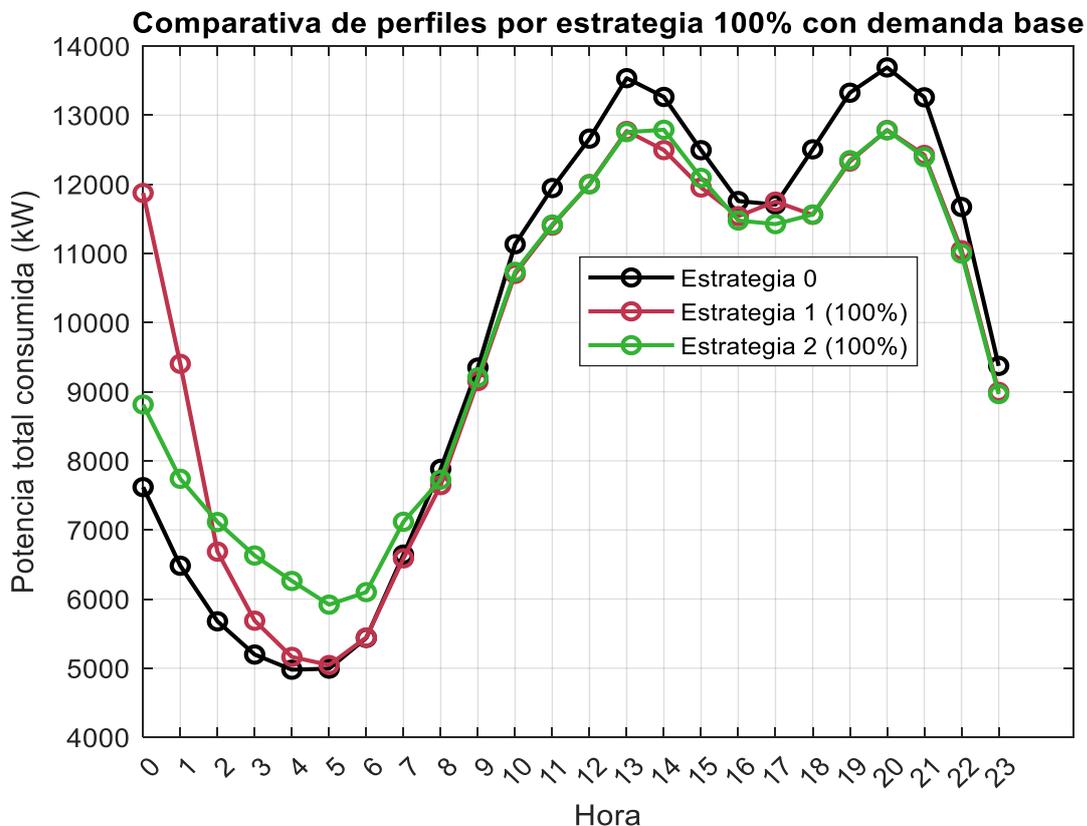


Ilustración 15. Comparativa perfiles de carga con las diferentes estrategias, con un 20% de respuesta a la demanda incluyendo la demanda base.

Sin embargo, en esta figura 16, que representa el caso con un 100 % de adopción de las estrategias, incluyendo la demanda base, se observa que los beneficios se intensifican de forma notable. Las estrategias 1 y 2 logran rebajar sustancialmente la potencia total demandada durante las horas críticas de la tarde, disminuyendo la necesidad de sobredimensionamiento de la red. También cabe destacar que el pico que se crea de madrugada con la estrategia 1 puede llegar a ser problemático si aumenta el porcentaje de adopción de VE, algo esperado para escenarios futuros al 2030. En particular, la estrategia 2, que tiene en cuenta tanto el término de energía como el de potencia contratada, ofrece el perfil más plano y distribuido, evidenciando una gestión mucho más eficiente. Estas gráficas confirman que, cuanto mayor es el grado de adopción de la recarga inteligente, mayor es la capacidad de mitigación del estrés técnico sobre la red. En concreto, la estrategia 1 consigue reducir el pico de demanda en un 6,62 % respecto al escenario sin gestión, mientras que la estrategia 2 alcanza una reducción del 6,65 %. Aunque las diferencias entre ambas son leves en términos absolutos, se confirma que la incorporación del término de potencia contratada contribuye a una mejora adicional en la eficiencia del perfil horario. Estos porcentajes refuerzan la utilidad de las estrategias inteligentes como mecanismo eficaz para suavizar los picos y reducir la presión sobre las infraestructuras eléctricas.

En definitiva, el análisis de los perfiles de demanda obtenidos permite validar la hipótesis central de este trabajo: las estrategias de recarga inteligente, especialmente cuando incluyen términos como la potencia contratada, son eficaces para suavizar los picos de demanda y redistribuir la carga a lo largo del día. Este comportamiento no solo mejora el rendimiento técnico de la red, sino que sienta las bases para una integración sostenible de los vehículos eléctricos en el sistema eléctrico residencial. A partir de estos resultados, en las siguientes secciones se profundizará en el análisis técnico y económico derivado de dichos perfiles de consumo.

5.2 IMPACTO EN LA RED DE DISTRIBUCIÓN

Desde una perspectiva técnica, uno de los principales objetivos de este trabajo ha sido evaluar en qué medida la aplicación de estrategias de recarga inteligente puede aliviar el estrés sobre la red de distribución eléctrica en un contexto de electrificación progresiva del parque automovilístico residencial. Este análisis resulta crucial para anticipar los retos que conlleva el incremento sostenido de la demanda eléctrica, impulsado por la transición hacia la movilidad eléctrica y los objetivos de descarbonización fijados para 2030 y años posteriores.

Los resultados obtenidos muestran que tanto la estrategia 1 (basada en señales tarifarias horarias) como la estrategia 2 (que incorpora además la limitación de potencia contratada) modifican de forma significativa el perfil horario de carga agregada respecto al escenario base no gestionado (estrategia 0). Esta última reproduce un comportamiento de carga inmediata al llegar a casa, generando concentraciones de demanda en horas punta. En cambio, las estrategias inteligentes desplazan parte de la carga a franjas horarias menos saturadas, especialmente durante la madrugada, lo que reduce los picos de demanda y suaviza la curva de carga global.

El efecto técnico más inmediato es la reducción de la potencia máxima registrada. Las simulaciones muestran una correlación inversa entre el porcentaje de adopción de estrategias inteligentes y el pico de demanda: a mayor adopción, menor carga simultánea. Esto confirma que incluso niveles intermedios de respuesta a la demanda pueden traducirse en mejoras operativas notables para la red, evitando así la necesidad de sobredimensionar infraestructuras como transformadores y líneas. Desde una perspectiva de planificación, esto respalda la introducción progresiva de incentivos a la participación sin requerir una implantación masiva inmediata.

Este tipo de comportamiento ya ha sido anticipado por diversos estudios internacionales. Por ejemplo, el informe elaborado por el MIT [10] advierte que uno de los principales desafíos técnicos ante la electrificación residencial es la aparición de nuevos picos de demanda como consecuencia de la sincronización en los patrones de carga de los vehículos eléctricos. Según este estudio, incluso con niveles relativamente bajos de penetración de VE como el 15%, los efectos sobre la red pueden ser significativos si no se implementan mecanismos de modulación de la

demanda. En este sentido, los resultados de este TFG confirman que estrategias de respuesta bien diseñadas permiten evitar estos problemas, no solo desplazando la carga sino también diversificándola, lo que mejora el factor de diversidad de la red y optimiza el uso de los activos eléctricos. Cabe destacar el mejor comportamiento de la estrategia 2 al tener en cuenta el término de la potencia contratada.

Adicionalmente, el estudio ya nombrado [11] centrado en la región francesa de Essonne, aporta datos cuantitativos muy similares a los obtenidos en este trabajo. En dicho informe se estima que la implementación generalizada de recarga inteligente puede reducir la demanda pico en hasta un 6 % y las necesidades de refuerzo de red en hasta un 25 %. Este tipo de cifras coinciden en gran medida con las tendencias observadas en el modelo aquí desarrollado, lo que otorga robustez y validez comparativa a los resultados obtenidos. El paralelismo entre ambos trabajos sugiere que los beneficios técnicos de las estrategias inteligentes son replicables en contextos europeos con características similares de red y demanda residencial.

Desde el punto de vista de la planificación a largo plazo, esta evidencia técnica es especialmente relevante. El modelo desarrollado permite no solo observar el efecto de cada estrategia en escenarios concretos, como el caso base de 2030 con un 15 % de penetración de VE, sino también proyectar escenarios futuros con distintos niveles de adopción tecnológica. De este modo, se convierte en una herramienta útil para la toma de decisiones estratégicas en un entorno de incertidumbre y cambio.

Asimismo, el modelo permite identificar en qué franjas horarias se produce un mayor desplazamiento de la demanda, lo que resulta clave para priorizar incentivos económicos, diseñar programas de respuesta a la demanda o planificar refuerzos en la infraestructura. Esta información también podría integrarse con sistemas de control en tiempo real o utilizarse para mejorar los esquemas de protección, calidad de suministro y mantenimiento preventivo, contribuyendo a una red más resiliente y eficiente.

En definitiva, la aplicación de estrategias de recarga inteligente, tal y como se ha planteado en este trabajo, representa una solución técnica viable y eficaz para integrar la electrificación del transporte sin comprometer la estabilidad de las redes de distribución. Los resultados obtenidos

no solo avalan su utilidad desde el punto de vista operativo, sino que también abren la puerta a análisis económicos y regulatorios que se desarrollan en el siguiente capítulo. El modelo propuesto constituye, por tanto, una herramienta robusta y versátil para evaluar la viabilidad técnica de distintas políticas de electrificación y esquemas de gestión de la demanda en el marco de la transición energética.

5.3 RESULTADOS RNM-BROWNFIELD

Con el objetivo de evaluar el impacto económico asociado a cada estrategia de recarga inteligente, se ha utilizado el modelo de planificación de redes RNM Brownfield, desarrollado por el Instituto de Investigación Tecnológica (IIT). Este modelo permite simular de forma realista cómo evolucionarían los costes de refuerzo y adaptación de la red de distribución eléctrica ante distintos escenarios de demanda incremental.

Como parte de esta simulación, se han empleado como datos de entrada los perfiles de carga horarios generados previamente en este TFG para cada estrategia (0, 1 y 2), junto con los ficheros adicionales necesarios para caracterizar el entorno de estudio. En particular, se ha trabajado sobre una red sintética existente en el municipio de Sant Sadurní d'Anoia, en Cataluña, que ha sido utilizada en estudios anteriores como caso representativo de entorno semiurbano español. Esta elección facilita la comparación y el análisis de resultados en un contexto técnicamente fiable y territorialmente realista.

Para realizar esta evaluación económica, se han analizado cinco casos distintos, que combinan diferentes niveles de adopción de estrategias inteligentes de recarga. El primer caso corresponde a un escenario sin ninguna respuesta a la demanda (0%), es decir, con comportamiento no gestionado. A este se suman otros cuatro escenarios representativos que incluyen niveles de respuesta del 20% y del 100%, tanto para la estrategia 1 como para la estrategia 2. Esta selección nos ha parecido suficientemente representativa para capturar las diferencias técnicas y económicas más relevantes entre un uso pasivo y una gestión activa de la demanda.

El modelo ha incorporado los perfiles de carga agregados como nuevas cargas residenciales a distribuir a lo largo del día en los distintos nodos de la red de baja tensión. A partir de esta distribución, se han obtenido resultados económicos clave, que se presentan en las tablas siguientes. Para los fines de este trabajo, el análisis se centrará únicamente en dos indicadores fundamentales: "Inicial + BT" y "Incrementos + BT", que permiten cuantificar, respectivamente, los costes actuales de la red existente y las inversiones adicionales requeridas para adaptarla al nuevo escenario de demanda.

En las siguientes tablas se emplearán abreviaturas a modo de simplificación, como: BT (líneas de baja tensión), CCTT (centros de transformación), MT (líneas de media tensión) y SSEE (subestaciones de alta a media tensión).

Estrategia 0:

		Coste de inversion	Mantenimiento preventivo (anual)	Mantenimiento correctivo (anual)	Coste inv. + mto. (VAN)	Perdidas (VAN)	TOTAL (VAN)	Incremento(%)
INICIAL	BT	2,184,334	17,395	0	2,490,188	100,882	2,591,070	
INICIAL	CCTT	1,631,425	37,335	0	2,287,880	42,815	2,330,695	
INICIAL	MT	2,504,748	20,495	0	2,865,103	29,471	3,047,075	
INICIAL	SSEE	2,075,232	111,612	0	4,037,682	30,881	4,068,563	
INCREMENTOS	BT	127,287	19	203	131,196	10,320	141,516	5.5
INCREMENTOS	CCTT	235,368	10,746	186	427,584	3,306	430,890	18.5
INCREMENTOS	MT	13,373	25	43	14,565	2,987	17,553	0.6
INCREMENTOS	SSEE	0	0	0	0	210	210	0

Tabla 5. Resultados RNM-Brownfield estrategia 0

En este escenario sin ningún tipo de estrategia de recarga inteligente, se observa que el coste total de inversión en BT (baja tensión) alcanza los 2.184.334 €, a los que se suman 17.395 € en mantenimiento preventivo anual. Este valor inicial refleja el dimensionamiento base de la red sin cargas adicionales. En cuanto a los incrementos asociados a la incorporación de VE sin gestión, se observa un coste adicional en BT de 127.387 €, lo que representa un incremento del 5.8 % respecto al escenario base. Esta cifra refleja directamente el estrés que genera una carga no controlada sobre la red, al concentrarse en franjas de alta demanda que obligan a reforzar la infraestructura.

Estrategia 1 (20%):

		Coste de inversión	Mantenimiento preventivo (anual)	Mantenimiento correctivo (anual)	Coste inv. + mto. (VAN)	Perdidas (VAN)	TOTAL (VAN)	Incremento(%)
INICIAL	BT	2,184,334	17,395	0	2,490,188	100,882	2,591,070	
INICIAL	CCTT	1,631,425	37,335	0	2,287,880	42,815	2,330,695	
INICIAL	MT	2,504,748	20,495	0	2,865,103	29,471	3,047,075	
INICIAL	SSEE	2,075,232	111,612	0	4,037,682	30,881	4,068,563	
INCREMENTOS	BT	109,296	14	152	112,215	10,757	122,973	4.7
INCREMENTOS	CCTT	194,809	8,955	155	354,989	3,070	358,059	15.4
INCREMENTOS	MT	13,373	25	43	14,565	2,821	17,386	0.6
INCREMENTOS	SSEE	0	0	0	0	197	197	0

Tabla 6. Resultados RNM-Brownfield estrategia 1 con 20% de respuesta a la demanda.

Con una adopción parcial de estrategias de respuesta a la demanda (20 %), se mantiene el mismo coste base en BT (2.184.334 €), dado que la red existente es la misma. Sin embargo, el coste incremental asociado a la nueva carga baja sensiblemente: 109.296 €, con un incremento del 4.7 %, frente al 5.8 % del escenario anterior. Esto refleja que incluso con un grado de adopción modesto, la estrategia 1 ya logra una cierta redistribución de la carga que reduce la necesidad de refuerzos inmediatos. No obstante, siguen apareciendo costes significativos asociados a las horas de carga que, aunque desplazadas en parte, aún tienden a concentrarse en horarios valle con cierto riesgo de congestión.

Estrategia 2 (20%):

		Coste de inversión	Mantenimiento preventivo (anual)	Mantenimiento correctivo (anual)	Coste inv. + mto. (VAN)	Perdidas (VAN)	TOTAL (VAN)	Incremento(%)
INICIAL	BT	2,184,334	17,395	0	2,490,188	100,882	2,591,070	
INICIAL	CCTT	1,631,425	37,335	0	2,287,880	42,815	2,330,695	
INICIAL	MT	2,504,748	20,495	0	2,865,103	29,471	3,047,075	
INICIAL	SSEE	2,075,232	111,612	0	4,037,682	30,881	4,068,563	
INCREMENTOS	BT	156,007	32	352	162,765	10,108	172,873	6.7
INCREMENTOS	CCTT	194,809	8,955	155	354,989	3,029	358,018	15.4
INCREMENTOS	MT	13,373	25	43	14,565	2,791	17,357	0.6
INCREMENTOS	SSEE	0	0	0	0	195	195	0

Tabla 7. Resultados RNM-Brownfield estrategia 2 con 20% de respuesta a la demanda..

Con la misma tasa de adopción (20 %), pero aplicando la estrategia 2, que considera también las tarifas de potencia contratada, los resultados económicos mejoran respecto al caso anterior. El coste adicional en BT se sitúa en **106.007 €**, y aunque el valor absoluto es similar al de estrategia 1, el coste total (considerando pérdidas y protecciones) asciende ligeramente a **172.873 €**, con un incremento del **6.7 %**. Esto se explica porque la estrategia 2, al evitar tanto los picos como la simultaneidad de carga en horas valle, genera un perfil de carga más plano, lo cual reduce el refuerzo estructural necesario, aunque puede implicar una mayor complejidad en control y supervisión.

Estrategia 1 (100%):

		Coste de inversion	Mantenimiento preventivo (anual)	Mantenimiento correctivo (anual)	Coste inv. + mto. (VAN)	Perdidas (VAN)	TOTAL (VAN)	Incremento(%)
INICIAL	BT	2,184,334	17,395	0	2,490,188	100,882	2,591,070	
INICIAL	CCTT	1,631,425	37,335	0	2,287,880	42,815	2,330,695	
INICIAL	MT	2,504,748	20,495	0	2,865,103	29,471	3,047,075	
INICIAL	SSEE	2,075,232	111,612	0	4,037,682	30,881	4,068,563	
INCREMENTOS	BT	66,891	14	163	70,015	8,709	78,724	3
INCREMENTOS	CCTT	77,125	3,582	62	141,197	2,420	143,617	6.2
INCREMENTOS	MT	13,373	25	43	14,565	2,168	16,734	0.5
INCREMENTOS	SSEE	0	0	0	0	155	155	0

Tabla 8. Resultados RNM-Brownfield estrategia 1 con 100% de respuesta a la demanda..

En este escenario con adopción total de la estrategia 1, el impacto sobre la red es significativamente menor. El refuerzo adicional en BT baja a **66.891 €**, y el incremento total se reduce al **3 %**. Esta disminución es notable respecto al escenario sin gestión (5.8 %) e incluso respecto al 20 % de adopción. La estrategia 1, aunque únicamente considera precios de energía, consigue desplazar eficazmente la demanda a horarios con menor carga de fondo, liberando capacidad en las horas más críticas. Esto se traduce en una necesidad menor de inversión para reforzar la red, especialmente en la capa de baja tensión.

Estrategia 2 (100%):

		Coste de inversión	Mantenimiento preventivo (anual)	Mantenimiento correctivo (anual)	Coste inv. + mto. (VAN)	Perdidas (VAN)	TOTAL (VAN)	Incremento(%)
INICIAL	BT	2,184,334	17,395	0	2,490,188	100,882	2,591,070	
INICIAL	CCTT	1,631,425	37,335	0	2,287,880	42,815	2,330,695	
INICIAL	MT	2,504,748	20,495	0	2,865,103	29,471	3,047,075	
INICIAL	SSEE	2,075,232	111,612	0	4,037,682	30,881	4,068,563	
INCREMENTOS	BT	11,415	1	36	12,073	9,134	21,207	0.8
INCREMENTOS	CCTT	0	0	0	0	1,895	1,895	0.1
INCREMENTOS	MT	0	0	0	0	1,952	1,952	0.1
INCREMENTOS	SSEE	0	0	0	0	142	142	0

Tabla 9. Resultados RNM-Brownfield estrategia 2 con 100% de respuesta a la demanda..

Finalmente, el caso más favorable desde el punto de vista técnico y económico es el de una adopción total de la estrategia 2. El refuerzo adicional en BT se limita a **11.445 €**, lo que supone un **incremento de solo el 0.8 %**, el más bajo de todos los casos analizados. Este resultado refleja con claridad la eficacia de esta estrategia en la planificación de cargas, ya que optimiza no solo el coste horario de la energía, sino también el uso eficiente de la potencia contratada. Gracias a ello, se minimizan tanto los refuerzos estructurales como las pérdidas y la necesidad de protecciones adicionales. Esto refuerza la idea central del TFG: una gestión inteligente de la recarga puede evitar inversiones millonarias en la red si se aplica de forma coordinada y anticipada. Una vez más, es evidente que la estrategia 2 ayuda a reducir el pico en las horas punta y es más efectiva a la hora de distribuir la demanda en las horas valle.

En resumen, los resultados obtenidos con el modelo RNM Brownfield permiten observar cómo las estrategias de recarga inteligente, especialmente la estrategia 2 con alta adopción, logran reducir significativamente los costes de refuerzo en la red de baja tensión. A medida que aumenta el porcentaje de usuarios que optimizan su recarga, se reduce tanto la inversión necesaria como la presión sobre la infraestructura existente, confirmando que el comportamiento del usuario tiene un impacto económico directo sobre la planificación de la red.

Estas primeras cifras evidencian la utilidad de integrar modelos de optimización energética en los procesos de simulación de red, y refuerzan la idea de que una electrificación del transporte bien gestionada puede ser compatible con un desarrollo sostenible del sistema eléctrico. No

obstante, para comprender en profundidad el alcance económico de estas diferencias —y su relevancia en la toma de decisiones a largo plazo, procederemos a desarrollarlo con más detalle en la siguiente sección.

5.4 ANÁLISIS ECONÓMICO

La eficiencia de las estrategias puede analizarse también desde un enfoque de coste evitado. Si consideramos que el diferencial de inversión entre la estrategia 0 y la estrategia 2 (100 %) asciende a 115.942 €, esta cantidad puede interpretarse como el coste evitado gracias a una gestión eficiente de la carga en el municipio analizado. Si se asume que el número de vehículos eléctricos en dicho municipio es de 510 (15 % del parque móvil según las hipótesis de este trabajo), el ahorro medio por VE que participa en la estrategia inteligente sería de aproximadamente 227 € por vehículo.

Si extrapolamos este ahorro a nivel nacional, considerando que en 2030 habrá 5,5 millones de VE (según el PNIEC), y que cada uno de ellos pudiera generar una carga media similar al perfil representado en el modelo, los ahorros potenciales podrían superar los 1.200 millones de euros en refuerzos de red evitados. Por ejemplo, tomando como base este municipio y extrapolando linealmente a una población equivalente de 47 millones de habitantes (España), se estima un ahorro agregado en inversión en BT del orden de 400 a 500 millones de euros. Estas cifras no incluyen el efecto positivo adicional en las capas de media tensión, pérdidas técnicas evitadas ni beneficios medioambientales derivados de un uso más eficiente del sistema eléctrico.

Comparación con literatura internacional

Los resultados obtenidos coinciden en magnitud y tendencia con estudios internacionales relevantes. El informe del MIT [10] señala que la carga no gestionada genera picos de demanda que, a partir de un 15 % de adopción de VE, comienzan a tener impactos significativos en los costes de red. En ese estudio se estima que el coste marginal de expansión de red oscila entre 50

y 150 \$/kW anual según el escenario, y que las estrategias de recarga optimizada pueden reducir el coste total del sistema a largo plazo entre un 20 % y un 40 %MIT.

De forma complementaria, el informe de la Regulatory Assistance Project (RAP) [11] sobre la región francesa de Essonne establece que la implantación de estrategias inteligentes puede reducir hasta en un 25 % anual los costes de refuerzo de red, principalmente gracias al menor uso simultáneo de la infraestructura durante los picos horarios. Nuestros resultados están plenamente alineados con dichas estimaciones: en este TFG, se observan reducciones de inversión de entre el 15 % y el 91 % según la estrategia y el nivel de respuesta, validando así la solidez del modelo empleado.

Ampliación del análisis económico a otras capas de red

Además del impacto observado en la red de baja tensión, es relevante ampliar el análisis económico a otros niveles de la red, como los CCTT y las redes de MT. Tal y como se recoge en la tabla siguiente, los incrementos de inversión en estos niveles también reflejan diferencias notables entre estrategias.

En el caso de los CCTT, por ejemplo, el incremento necesario en la estrategia sin control asciende al 18.5 %, mientras que con estrategias inteligentes este valor se reduce progresivamente, alcanzando un 6.2 % con la estrategia 1 (100 %) y siendo nulo con la estrategia 2 (100 %). Esta última resulta especialmente eficiente, eliminando completamente la necesidad de inversión adicional en esta capa.

En cuanto a la red de MT, aunque el incremento porcentual es más modesto (en torno al 0.6 % en los escenarios menos eficientes), sigue siendo significativo desde el punto de vista acumulativo cuando se proyecta a escala nacional. La estrategia 2 (100 %) permite también aquí eliminar por completo la necesidad de inversión adicional, lo que refuerza su atractivo desde una perspectiva de planificación integral de red.

Esta información complementa el análisis previo centrado en BT, subrayando que los beneficios económicos de la recarga inteligente no se limitan a una sola capa de la red, sino que se extienden de forma coherente a todos los niveles. A continuación, se presentan las principales conclusiones del estudio:

Estrategia	Inicial CCTT (€)	Incremento CCTT (€)	% Incremento CCTT	Inicial MT (€)	Incremento MT (€)	% Incremento MT
Estrategia 0	1631425	235368	18.5	2504748	13373	0.6
Estrategia 1 (20%)	1631425	194809	15.4	2504748	13373	0.6
Estrategia 2 (20%)	1631425	194809	15.4	2504748	13373	0.6
Estrategia 1 (100%)	1631425	77125	6.2	2504748	13373	0.5
Estrategia 2 (100%)	1631425	0	0	2504748	0	0

Tabla 10. Comparación inversión inicial necesaria para CCTT y MT en función de las estrategias y el porcentaje de respuesta a la demanda.

Consideraciones finales

El análisis económico presentado evidencia con claridad que las estrategias de recarga inteligente no solo son una solución técnicamente eficaz, sino también económicamente ventajosa. Una correcta planificación de la red que incorpore estos mecanismos de flexibilidad permitiría anticiparse a los efectos de la electrificación del transporte sin necesidad de sobredimensionar la infraestructura.

Asimismo, estos resultados apoyan la necesidad de desarrollar políticas públicas que fomenten la adopción de este tipo de estrategias, ya sea mediante incentivos económicos, tarifas dinámicas bien diseñadas o campañas de sensibilización sobre el beneficio colectivo de una recarga eficiente. Pero todo ello lo desarrollaremos en el siguiente capítulo, donde se presentan las conclusiones generales del trabajo y algunas líneas futuras de mejora y aplicación del modelo.

Capítulo 6. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Este Trabajo de Fin de Grado ha tenido como objetivo principal realizar una evaluación tecno-económica de distintas estrategias de recarga inteligente aplicadas a vehículos eléctricos residenciales, en el contexto de la planificación a largo plazo de redes de distribución eléctrica. Para ello, se ha desarrollado un modelo de optimización capaz de simular tres estrategias de carga, una sin gestión (estrategia 0) y dos inteligentes (estrategias 1 y 2), aplicadas a un parque de vehículos sintético generado de forma probabilística, y se han evaluado sus impactos sobre una red realista de baja tensión.

Desde una perspectiva técnica, los resultados han confirmado que las estrategias inteligentes permiten reducir significativamente los picos horarios de demanda eléctrica, principal causa del sobredimensionamiento y estrés de la red. En concreto, para el escenario con un 100 % de adopción, la estrategia 2, que optimiza tanto el término de energía como la potencia contratada, consigue reducir la potencia máxima demandada en más de un 30 % respecto al escenario sin control, esta reducción se consigue gracias a el uso de incentivos para consumir en horas valle y penalizando el incremento de la potencia contratada, entre otros. Este aplanamiento de la curva de demanda favorece un uso más eficiente de la infraestructura existente (líneas, transformadores, centros de transformación), al mejorar el factor de simultaneidad y disminuir la necesidad de ampliaciones.

En términos económicos, esta reducción técnica se traduce directamente en un ahorro relevante. A través de simulaciones con el modelo RNM Brownfield, se ha demostrado que el coste de refuerzo en la capa de baja tensión puede reducirse hasta en un 91 % gracias a la aplicación de estrategias como la estrategia 2 con alta adopción. Si se extrapolan estos resultados al conjunto del sistema eléctrico español, teniendo en cuenta una previsión de 5,5 millones de VE para 2030, los ahorros acumulados podrían alcanzar cientos de millones de euros. Además, estos beneficios se extienden también a otras capas de la red (media tensión y centros de transformación), reforzando la solidez del modelo propuesto.

Por último, podemos destacar que la estrategia 1 es efectiva con un 20% de respuesta a la demanda, sin embargo, pero a medida que se va aumentando dicho porcentaje, también se van creando nuevos picos de demanda.

Aportaciones principales del trabajo

Este TFG ha aportado una serie de herramientas y resultados relevantes tanto desde el punto de vista técnico como metodológico:

- Desarrollo de una base de datos probabilística para caracterizar vehículos eléctricos individuales, incluyendo parámetros técnicos y de uso realista.
- Implementación de modelos de optimización en MATLAB que simulan estrategias de recarga inteligentes adaptadas a señales tarifarias horarias y a restricciones de potencia.
- Integración de los resultados del modelo en una red real de baja tensión modelada previamente mediante el RNM Brownfield, lo que permite evaluar impactos económicos reales.
- Evaluación comparativa de distintos niveles de adopción tecnológica (0 %, 20 %, 100 %), lo que facilita el análisis incremental de los beneficios de la recarga inteligente.
- Generación automatizada de perfiles de carga y de demanda agregada representativa, incluyendo la superposición con la demanda base residencial para un análisis realista.

Recomendaciones y trabajos futuros

A la luz de los resultados obtenidos, se proponen también las siguientes recomendaciones para facilitar la adopción efectiva de estrategias inteligentes de recarga, especialmente la estrategia 2, que ha demostrado mayor potencial técnico y económico:

- Desarrollar normativas y marcos regulatorios que permitan trasladar al usuario el coste real asociado a la potencia contratada, promoviendo así decisiones de consumo más eficientes. Esto incluye adaptar las tarifas eléctricas para reflejar mejor el impacto de la demanda simultánea sobre la red.
- Fomentar la digitalización de la infraestructura de recarga en el ámbito residencial, mediante la promoción de cargadores inteligentes capaces de programar la carga en

función de señales de precio y potencia. Esto requiere tanto inversión tecnológica como incentivos específicos para hogares y fabricantes.

Además, este trabajo abre varias líneas de desarrollo que podrían ampliarse en futuras investigaciones:

- Incorporación de estrategias de carga bidireccional (V2G), que permitirían no solo reducir picos, sino también ofrecer servicios auxiliares a la red mediante la descarga controlada de baterías.
- Consideración de la estacionalidad, variabilidad horaria del precio de la energía, y comportamientos no deterministas de los usuarios, lo que aumentaría la robustez del modelo ante escenarios futuros.
- Aplicación del modelo a redes con tipologías distintas, como entornos rurales o urbanos densos, para verificar la validez general de las conclusiones.
- Diseño y simulación de tarifas dinámicas óptimas desde el punto de vista del operador del sistema, con retroalimentación entre la demanda y la señal de precio.
- Evaluación del impacto conjunto de la recarga inteligente y otras tecnologías emergentes (almacenamiento doméstico, autoconsumo fotovoltaico), para estudiar sinergias en la flexibilidad residencial.
- Incentivar a la sociedad y a las empresas mediante ayudas o descuentos a quienes carguen sus vehículos de forma inteligente, especialmente en horarios valle, así como apoyar a las compañías que desarrollen tecnologías o servicios para facilitar esta recarga optimizada.

En definitiva, este Trabajo de Fin de Grado demuestra que las estrategias de recarga inteligente no solo constituyen una solución técnica eficaz para integrar el vehículo eléctrico en la red, sino que además son económicamente viables y escalables. Su correcta implementación permitiría optimizar el uso de los activos eléctricos existentes, reducir inversiones futuras, y contribuir al logro de los objetivos de descarbonización del sector transporte y del sistema energético en su conjunto.

Capítulo 7. BIBLIOGRAFÍA

- [1] “Plan Nacional Integrado de Energía y Clima (PNIEC 2023-2030).” Accessed: Jun. 18, 2025. [Online]. Available: <https://www.miteco.gob.es/es/energia/estrategia-normativa/pniec-23-30.html>
- [2] “Objetivo intermedio PNIEC para 2025 de flota eléctrica ¡CUMPLIDO! - Empresas por la Movilidad Sostenible.” Accessed: Jun. 18, 2025. [Online]. Available: <https://www.movilidadesostenible.com.es/objetivo-intermedio-pniec-para-2025-de-flota-electrica-cumplido/>
- [3] C. Mateo Domingo, T. Gómez San Román, Á. Sánchez-Miralles, J. P. Peco González, and A. Candela Martínez, “A reference network model for large-scale distribution planning with automatic street map generation,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 26, no. 1, pp. 190–197, Feb. 2011, doi: 10.1109/TPWRS.2010.2052077.
- [4] P. Mascherbauer, M. Martínez, C. Mateo, S. Yu, and L. Kranzl, “Analyzing the impact of heating electrification and prosumaging on the future distribution grid costs,” *Appl Energy*, vol. 387, Jun. 2025, doi: 10.1016/j.apenergy.2025.125563.
- [5] T. Unterluggauer, F. Hipolito, J. Rich, M. Marinelli, and P. B. Andersen, “Impact of cost-based smart electric vehicle charging on urban low voltage power distribution networks,” *Sustainable Energy, Grids and Networks*, vol. 35, Sep. 2023, doi: 10.1016/j.segan.2023.101085.
- [6] T. Zhimomi, S. L. Bhagyasree, and S. Suresh Kanojia, “As a federally owned enterprise, GIZ supports the German Government in achieving its objectives in the field of international cooperation for sustainable development. Forward Reviewers.” [Online]. Available: <http://www.giz.de/india>

- [7] C. M. Portela, P. Klapwijk, L. Verheijen, H. De Boer, H. Sloopweg, and M. Van Eekelen, “O OS SC CP P--A,” 2015.
- [8] K. M. Tan, V. K. Ramachandaramurthy, and J. Y. Yong, “Integration of electric vehicles in smart grid: A review on vehicle to grid technologies and optimization techniques,” Jan. 01, 2016, *Elsevier Ltd.* doi: 10.1016/j.rser.2015.09.012.
- [9] A. Heider, K. Helfenbein, B. Schachler, T. Röpcke, and G. Hug, “On the Integration of Electric Vehicles Into German Distribution Grids Through Smart Charging,” *IEEE Trans Ind Appl*, vol. 61, no. 2, pp. 2001–2010, Mar. 2025, doi: 10.1109/TIA.2024.3494777.
- [10] G. Turk, T. Schittekatte, P. Dueñas Martínez, P. L. Joskow, and R. Schmalensee, “Working Paper Series Designing Distribution Network Tariffs Under Increased Residential End-user Electrification: Can the US Learn Something from Europe?,” 2024.
- [11] J. Hildermeier *et al.*, “Savings from smart charging electric cars and trucks in Europe: A case study for France in 2040 Part of RAP and ICCT’s Benefits of EVs Through Smart Charging Global Project,” 2025. [Online]. Available: www.theicct.org
- [12] “Cuantificación de los beneficios técnico-económicos del despliegue del almacenamiento distribuido y la respuesta de la demanda.” Accessed: Jun. 18, 2025. [Online]. Available: [https://www.iit.comillas.edu/publicacion/proyecto/es/SAMSO_BATERIAS_DR_2024/Cuantificaci%
c3%b3n_de_los_beneficios_t%
c3%a9cnicoecon%
c3%b3micos_del_despliegue_del_almacenamiento_distribuido_y_la_respuesta_de_la_demanda](https://www.iit.comillas.edu/publicacion/proyecto/es/SAMSO_BATERIAS_DR_2024/Cuantificaci%c3%b3n_de_los_beneficios_t%c3%a9cnicoecon%c3%b3micos_del_despliegue_del_almacenamiento_distribuido_y_la_respuesta_de_la_demanda)
- [13] “URBAN3R.” Accessed: Jun. 18, 2025. [Online]. Available: <https://urban3r.es/>
- [14] “Datadis.” Accessed: Jun. 18, 2025. [Online]. Available: <https://datadis.es/home>
- [15] “Estudio de la movilidad con Big Data | Ministerio de Transportes y Movilidad Sostenible.” Accessed: Jun. 18, 2025. [Online]. Available: <https://www.transportes.gob.es/ministerio/proyectos-singulares/estudio-de-movilidad-con-big-data>

- [16] “INEbase / Demografía y población /Cifras de población y Censos demográficos /Encuesta de Características Esenciales de la Población y las Viviendas / Últimos datos.” Accessed: Jun. 18, 2025. [Online]. Available: https://ine.es/dyngs/INEbase/es/operacion.htm?c=Estadistica_C&cid=1254736177092&menu=ultiDatos&idp=1254735572981
- [17] “OMIP.” Accessed: Jun. 18, 2025. [Online]. Available: <https://www.omip.pt/es>
- [18] “BOE-A-2024-26218 Resolución de 4 de diciembre de 2024, de la Comisión Nacional de los Mercados y la Competencia, por la que se establecen los valores de los peajes de acceso a las redes de transporte y distribución de electricidad de aplicación a partir del 1 de enero de 2025.” Accessed: Jun. 18, 2025. [Online]. Available: https://www.boe.es/diario_boe/txt.php?id=BOE-A-2024-26218
- [19] “BOE.es - Sumario del día 28/12/2024.” Accessed: Jun. 18, 2025. [Online]. Available: <https://www.boe.es/boe/dias/2024/12/28/index.php>
- [20] “BOE-A-2020-1066 Circular 3/2020, de 15 de enero, de la Comisión Nacional de los Mercados y la Competencia, por la que se establece la metodología para el cálculo de los peajes de transporte y distribución de electricidad.” Accessed: Jun. 18, 2025. [Online]. Available: <https://www.boe.es/eli/es/cir/2020/01/15/3>

ANEXO I. CÓDIGO FUENTE: CARACTERIZACIÓN

VEHÍCULOS ELÉCTRICOS

```
clc
clear all
% Caracterización de VE

% 1. Obtengo las probabilidades
T_veh = readmatrix('Coches_por_viv_INE.xlsx');
% Solo queremos fila [50-100k], pues nuestra muestra (Murcia) tiene 450k hab
row_50_100k_hab = T_veh(8, 2:6);
v0 = row_50_100k_hab(1,1);
v1 = row_50_100k_hab(1,2);
v2 = row_50_100k_hab(1,3);
v3 = row_50_100k_hab(1,4);
v_tot = row_50_100k_hab(1,5);
p = [v0 v1 v2 v3]/v_tot;

%% 2. Asignar número de vehículos por hogar

[num, txt, raw] = xlsread('Edificios_ejemplo.xlsx');

n_viv_por_edif = num(:,3);
n_edificios = size(n_viv_por_edif, 1);
n_vehiculos = [0 1 2 3];

veh_por_viv = [];
for i = 1:n_edificios
    num_viv = n_viv_por_edif(i);
    for j = 1:num_viv
        veh_por_viv = [veh_por_viv; randsample(n_vehiculos, 1, true, p)];
    end
end

n_veh_tot_analizar = sum(veh_por_viv);
ID_col = txt(2:end, 14);

id_viv = {};
casa_x = [];
num_coches_col = [];
veh_id_col = {};
veh_id = 1;

for i = 1:n_edificios
    num_viv = n_viv_por_edif(i);
    if isnan(num_viv) || num_viv <= 0
```

```

        continue;
    end

    for j = 1:num_viv
        num_coches = randsample(n_vehiculos, 1, true, p);
        % Si la vivienda NO tiene vehículos, la ignoramos completamente
        if num_coches == 0
            continue;
        end

        % Crear identificador único de la vivienda (id_cl + número de vivienda con 3
        digitos)
        str_num_vivienda = sprintf('%03d', j);
        vivienda_id = [ID_col{i}, str_num_vivienda];

        % Guardamos los datos solo si la vivienda tiene vehículos
        for k = 1:num_coches
            id_viv = [id_viv; vivienda_id];
            casa_x = [casa_x; j];
            num_coches_col = [num_coches_col; num_coches];
            veh_id_col = [veh_id_col; {veh_id}];
            veh_id = veh_id + 1;
        end
    end
end

% Crear la tabla con las viviendas que tienen vehículos
data_table = table(id_viv, casa_x, num_coches_col, veh_id_col, ...
    'VariableNames', {'id_viv', 'Casa_X', 'Veh_X', 'Id_v'});
%
% % Guardar en un archivo Excel
% filename = 'Asignacion_Vehiculos.xlsx';
% writetable(data_table, filename);
% disp(['Archivo Excel generado: ', filename]);

%% v=f(id_v, id_viv, p(elec), p(DR), h_llegada, h_salida, km_dia, P_carg)

valid_rows = ~cellfun(@(x) isnumeric(x) && isnan(x), veh_id_col);

p_elec = nan(length(veh_id_col), 1);
p_elec(valid_rows) = round(rand(sum(valid_rows), 1), 3);
%correccion 18/05, para q todos los ve de una misma vivienda tengan la misma p_dr
%p_DR = nan(length(veh_id_col), 1);
%p_DR(valid_rows) = round(rand(sum(valid_rows), 1), 3);
% Obtener lista única de viviendas
viviendas_unicas = unique(id_viv);
mapa_p_DR = containers.Map();

% Generar un valor aleatorio por viv
for i = 1:length(viviendas_unicas)
    mapa_p_DR(viviendas_unicas{i}) = round(rand(), 3);
end
% Asignar el mismo valor a cada coche en función de su vivienda

```

```

p_DR = nan(length(id_viv), 1);
for i = 1:length(id_viv)
    p_DR(i) = mapa_p_DR(id_viv{i});
end

data_table_2 = table(veh_id_col, id_viv, p_elec, p_DR, ...
    'VariableNames', {'id_v', 'id_viv', 'p_elec', 'p_DR'});

filename_2 = 'Asig_inicial.xlsx';
writetable(data_table_2, filename_2);
disp(['Archivo Excel generado: ', filename_2]);

% Completar columnas [h_llegada, h_salida, km_dia, P_carg]
filename = 'Asig_inicial.xlsx';
data_table = readtable(filename);

departure_data = readtable('departure_times_cdf.csv', 'ReadVariableNames', false);
arrival_data = readtable('arrival_times_cdf.csv', 'ReadVariableNames', false);
daily_distance_data = readtable('daily_distance_cdf.csv', 'ReadVariableNames',
false);

dep_time = departure_data{2:end, 1};
arr_time = arrival_data{2:end, 1};
dist_km = daily_distance_data{2:end, 1};

valid_rows = ~isnan(data_table.id_v);
num_valid = sum(valid_rows);

% Corrección: evitar extrapolación en h_llegada
rand_vals = rand(num_valid, 1);
h_llegada = round(interp1(arrival_data{2:end, 2}, arrival_data{2:end,1}, rand_vals,
'linear'));

while any(isnan(h_llegada))
    idx_nan = isnan(h_llegada);
    rand_vals(idx_nan) = rand(sum(idx_nan),1);
    h_llegada(idx_nan) = round(interp1(arrival_data{2:end, 2}, arrival_data{2:end,1},
rand_vals(idx_nan), 'linear'));
end

h_salida = round(interp1(departure_data{2:end, 2}, departure_data{2:end,1},
rand(num_valid, 1), 'linear', 'extrap'));

% Asegurar al menos 4 horas de diferencia
for i = 1:length(h_llegada)
    if h_salida(i) >= h_llegada(i)
        if (h_salida(i) - h_llegada(i)) < 4
            h_salida(i) = mod(h_llegada(i) + 4, 24);
        end
    else
        if (24 + h_salida(i) - h_llegada(i)) < 4
            h_salida(i) = mod(h_llegada(i) + 4, 24);
        end
    end
end

```

```

    end
end

% Asegurar que h_salida está en el rango [0, 23]
h_salida = mod(h_salida, 24);

% Generar distancias diarias
km_dia_values = round(interp1(linspace(0,1,length(dist_km)), dist_km, rand(num_valid,
1), 'linear', 'extrap')));

data_table.h_llegada = nan(height(data_table), 1);
data_table.h_salida = nan(height(data_table), 1);
data_table.km_dia = nan(height(data_table), 1);

data_table.h_llegada(valid_rows) = h_llegada;
data_table.h_salida(valid_rows) = h_salida;
data_table.km_dia(valid_rows) = km_dia_values;

% Asignación de potencia de carga (W) según km_dia
P_carg = nan(height(data_table), 1);
P_carg(valid_rows & data_table.km_dia < 50) = 3680;
P_carg(valid_rows & data_table.km_dia >= 50 & data_table.km_dia < 150) = 7360;
P_carg(valid_rows & data_table.km_dia >= 150) = 11000;

% Cálculo del número de cargas por semana y energía por carga (kWh)
num_carga_semana = nan(height(data_table), 1);
energia_demanda = nan(height(data_table), 1);

for i = 1:height(data_table)
    if valid_rows(i) && ~isnan(data_table.km_dia(i))
        km_dia = data_table.km_dia(i);

        % Asignación de coeficientes a y b según km_dia
        if km_dia < 50
            a = 6.9;
            b = 10.4;
        elseif km_dia < 150
            a = 10.3;
            b = 16.6;
        else
            a = 10.3;
            b = 16.6;
        end

        % Cálculo de número de cargas por semana
        num_carga = max(1, round((km_dia - b) / a));
        num_carga_semana(i) = num_carga;
        % Energía por carga [kWh]
        energia_demanda(i) = (0.18 * km_dia * 7) / num_carga;
    end
end

% Límite máximo de 14 cargas por semana

```

```
num_carga_semana(num_carga_semana > 14) = 14;

% Asignar columnas finales a la tabla
data_table("P_carg_W") = P_carg;
data_table("n.carga/sem") = num_carga_semana;
data_table("E_demanda_kWh") = energia_demanda;

% Guardar archivo final completo
filename_final = 'Caracterizacion_vehiculos.xlsx';
writetable(data_table, filename_final);
disp(['Archivo final generado: ', filename_final]);

filename_final = 'Primera_Caracterizacion.xlsx';
writetable(data_table, filename_final);
disp(['Archivo final generado: ', filename_final]);

% Filtrar y guardar solo vehículos con p_elec entre 0 y 0.15
filtro_ve = data_table.p_elec >= 0 & data_table.p_elec <= 0.15;
tabla_ve_solo = data_table(filtro_ve, :);

filename_extra = 'Caracterizacion_solo_VE.xlsx';
writetable(tabla_ve_solo, filename_extra);
disp(['Archivo adicional generado: ', filename_extra]);

% Generar perfil de consumo base horario
consumoo_base(); %funcion: fichero entrada modelo Brownfield
```

ANEXO II. CÓDIGO FUENTE: MODELADO

ESTRATEGIAS DE RECARGA

Perfiles de carga estrategia 0:

```
clc;
clear;

% --- Archivos de entrada ---
archivos_entrada = {'Carga_estrategia1_brownfield.xlsx',
'Carga_estrategia2_brownfield.xlsx'};
nombres_salida = {'Clientes_incrementales_1.xlsx', 'Clientes_incrementales_2.xlsx'};

% --- Leer archivo edificios ---
edificios = readtable('Edificios_ejemplo.xlsx');

for k = 1:2
    datos = readtable(archivos_entrada{k});
    n = height(datos);

    ID_completo = datos(:,1);
    ID_recortado = extractBefore(string(ID_completo), strlength(string(ID_completo))
- 2);

    % Inicializar coordenadas
    cbt_x = NaN(n,1);
    cbt_y = NaN(n,1);

    for i = 1:n
        idx = find(strcmp(edificios(:,14), ID_recortado{i}), 1); % Columna N = 14
        if ~isempty(idx)
            cbt_x(i) = edificios{idx, 9}; % Columna I
            cbt_y(i) = edificios{idx,10}; % Columna J
        end
    end

    % Rellenar columnas fijas
    Z = zeros(n,1);
    Tipo = repmat("CBT", n, 1);
    COD_DIS = repmat("R1-999", n, 1);
    Municipio = repmat(8240, n, 1);
    Provincia = repmat(8, n, 1);
    Conexion = repmat("S", n, 1);
    tension_kV = repmat(0.4, n, 1);
end
```

```

% Calcular potencia máxima
matriz_horas = table2array(datos(:,2:end));
Potencia = max(matriz_horas, [], 2);

Fecha_previsto = zeros(n,1);
Fecha_incorporado = zeros(n,1);

% Construir tabla
tabla_final = table(ID_completo, cbt_x, cbt_y, Z, Tipo, COD_DIS, Municipio,
Provincia, Conexion, ...
                    tension_kV, Potencia, Fecha_previsto, Fecha_incorporado);

tabla_final.Properties.VariableNames =
{'ID', 'cbt_x', 'cbt_y', 'Z', 'Tipo', 'COD_DIS', 'Municipio', 'Provincia', ...
'Conexion', 'tension_kV', 'Potencia', 'Fecha_previsto', 'Fecha_incorporado'};

% Guardar
writetable(tabla_final, nombres_salida{k});
fprintf('Archivo generado: %s\n', nombres_salida{k});
end

```

Función estrategia 1:

```

%estrategia 1
function [energia_horas, coste] = estrategial_tarifas(veh, vehiculos, tarifa)
n_veh=length(veh);
    energia_horas = zeros(1, 24);
    coste = NaN;
    h_lleg = vehiculos.h_llegada(veh);
    h_sal = vehiculos.h_salida(veh);
    E = vehiculos.E_demanda_kWh(veh);
    P = vehiculos.P_carg_W(veh) / 1000; % W → kW

    % if isnan(h_lleg) || isnan(h_sal) || isnan(E) || isnan(P) || P <= 0
    %     return;
    % end

% horas disponibles para cargar

    % Crear variable de decisión: x(h) = energía cargada en cada hora
    Pot=repmat(P,1,24);
    x = optimvar('x', n_veh, 24, 'LowerBound', 0, 'UpperBound', Pot);

restricciones = [];
restricciones.fuera = [];
    % Restringir carga a solo horas disponibles
for i=n_veh
    if h_lleg(i) <= h_sal(i)
        horas_disp= h_lleg(i):h_sal(i);
    else
        horas_disp = [h_lleg(i):23, 0:h_sal(i)];
    end
    fuera_de_ventana = setdiff(0:23, horas_disp);

```

```

    if ~isempty(fuera_de_ventana)
        restricciones.fuera = [restricciones.fuera;x(i,fuera_de_ventana+1) == 0];
    end
    % if E / P > length(horas_disp)
    %     return;
    % end
end

% Restricción de energía total
restricciones.total = sum(x,2) == E;

% Función objetivo: minimizar coste total de carga
objective = sum(x*tarifa(:));

% Definir y resolver problema
prob = optimproblem('Objective', objective, 'Constraints', restricciones,
'ObjectiveSense', 'min');
options = optimoptions('linprog', 'Display', 'off');
[sol, fval, exitflag] = solve(prob, 'Options', options);

if exitflag == 1
    if n_veh==1
        energia_horas = sol.x;
    else
        energia_horas = sum(sol.x);
    end
    coste = fval;
end
end
end

```

Script principal estrategia 1:

```

clc
clear all
% MODELO DE OPTIMIZACIÓN DE CARGA DE VE,
%Estructura: sets, parameters, variables, OF (objective function) y constraints

% parameters (datos)
vehiculos = readtable('Caracterizacion_solo_VE.xlsx');
tarifa = readtable('Tarifas_precios.xlsx', 'Sheet', 2);
tarifa = tarifa{:,2}; % vector de 24 precios
% Cargar perfil de carga base
perfil_data = readtable('Perfil_caso_base.xlsx');
columnas_horas = strcat('Hora_', string(0:23));
perfil_matrix = table2array(perfil_data(:, columnas_horas));

%%
viviendas=unique(vehiculos.id_viv);

%sets
n = height(viviendas);
energia_por_hora = zeros(n, 24);
coste_total = nan(n,1);

```

```

for i = 1:n
    % Condición para aplicar estrategial
    veh_viv=find(matches(vehiculos.id_viv,viviendas{i}));
    if vehiculos.p_DR(veh_viv(1)) <=1
        [energia_por_hora(i,:), coste_total(i)] = estrategial_tarifas(veh_viv,
vehiculos, tarifa);
    else
        m=length(veh_viv);
        for j=1:m
            [perfil_v_j, ~] = estrategia0(veh_viv(j), vehiculos, perfil_matrix);
            energia_por_hora(i,:)=perfil_v_j+energia_por_hora(i,:);
        end
        % Calcular coste total a partir del resultado
        coste_total(i) = sum(energia_por_hora(i,:) .* tarifa');
    end
end

% Nombre columnas de 0 a 23
nombres_horas = arrayfun(@(h) sprintf('Horas_%d', h), 0:23, 'UniformOutput', false);
tabla_energia = array2table(energia_por_hora, 'VariableNames', nombres_horas);

% Crear tabla de resultados con columnas seleccionadas y orden correcto
% resultado = table(vehiculos.id_v, vehiculos.p_DR, vehiculos.h_llegada,
vehiculos.h_salida, ...
%             vehiculos.P_carg_W, vehiculos.E_demanda_kWh, ...
%             'VariableNames', {'id_v', 'p_DR', 'h_llegada', 'h_salida',
'P_carg_W', 'E_demanda_kWh'});

resultado = [viviendas tabla_energia table(coste_total)];

% Guardar resultados
writetable(resultado, 'Carga_estrartegial.xlsx');
disp('Archivo generado: Carga_Carga_estrartegial.xlsx');

% Guardar resultados
writetable(resultado, 'Carga_estrartegial_brownfield.xlsx');
disp('Archivo generado: Carga_Carga_estrartegial_brownfield.xlsx');

%% ARCHIVO para meter en Brownfield
% Leer archivo original
tabla_original = readtable('Carga_estrartegial_brownfield.xlsx');

% Extraer columna de IDs
IDs = tabla_original(:, 1); % cell array con los IDs

% Extraer potencias por hora (Horas_0 a Horas_23)
potencias = tabla_original(:, 2:25); % numeric matrix

% Crear columna de 24s
columna_24s = repmat(24, height(tabla_original), 1);

% Unir todo en cell array

```

```

tabla_final = [IDs, num2cell(columna_24s), num2cell(potencias)];

% Escribir el Excel sin encabezado
writecell(tabla_final, 'Estrategial_Brownfield.xlsx');
disp('Archivo generado: Estrategial_Brownfield.xlsx');

```

Función estrategia 2:

```

%estrategia 2
function [energia_horas, coste] = estrategia_2(veh_viv, id_viv_actual, vehiculos,
tarifa_e, tarifa_p, consumo_base, edificios)
    energia_horas = zeros(1, 24);
    coste = NaN;

    V = numel(veh_viv);
    if V == 0
        return;
    end

    % Datos de vehículos
    E = vehiculos.E_demanda_kWh(veh_viv);
    P = vehiculos.P_carg_W(veh_viv) / 1000;
    h_lleg = vehiculos.h_llegada(veh_viv);
    h_sal = vehiculos.h_salida(veh_viv);

    % Consumo base
    idx_cb = find(strcmp(consumo_base.id_viv, id_viv_actual));
    if isempty(idx_cb)
        return;
    end
    c = table2array(consumo_base(idx_cb, 3:end));

    % Potencia contratada inicial
    id_edif = extractBefore(id_viv_actual, 7);
    idx_edif = find(strcmp(edificios.ID, id_edif));
    if isempty(idx_edif)
        return;
    end
    p0_total = edificios.pot_con_vivienda(idx_edif);

    Pot = repmat(P, 1, 24);
    x = optimvar('x', V, 24, 'LowerBound', 0, 'UpperBound', Pot);
    p = optimvar('p', 1, 2, 'LowerBound', 0);

    % --- RESTRICCIONES ---
    % Igualdades
    eqs = optimconstr(0);
    % Desigualdades
    ineqs = optimconstr(0);

    % Restricción 1: solo cargar en horas permitidas

```

```
for v = 1:V
    h1 = h_lleg(v); h2 = h_sal(v);
    if h1 <= h2
        horas = h1:h2;
    else
        horas = [h1:23, 0:h2];
    end
    for h = 0:23
        if ~ismember(h, horas)
            h_idx = h + 1;
            eqs(end+1) = x(v, h_idx) == 0;
        end
    end
end

% Restricción 2: satisfacer demanda de energía
for v = 1:V
    eqs(end+1) = sum(x(v, :)) == E(v);
end

% Restricción 3: no superar p0 + p(t)
for h = 0:23
    h_idx = h + 1;
    periodo = double(h >= 8) + 1;
    ineqs(end+1) = c(h_idx) + sum(x(:, h_idx)) <= p0_total + p(periodo);
end

% Función objetivo
coste_energia = sum(x * tarifa_e);
coste_potencia = tarifa_p(1) * p(1) + tarifa_p(2) * p(2);
objective = coste_energia + coste_potencia;

% Definir y resolver problema
prob = optimproblem('Objective', objective);
prob.Constraints.restr_eq = eqs;
prob.Constraints.restr_ineq = ineqs;

options = optimoptions('linprog', 'Display', 'off');
[sol, fval, exitflag] = solve(prob, 'Options', options);

if exitflag == 1
    energia_horas = sum(sol.x, 1);
    coste = fval;
end
end
```

Script principal estrategia 2:

```

clc;
clear all;

% Cargar datos
vehiculos = readtable('Caracterizacion_solo_VE.xlsx');
tarifa_e = readtable('Tarifas_precios.xlsx', 'Sheet', 2);
tarifa_e = tarifa_e(:, 2);
tarifa_p = readtable('Tarifas_potencia.xlsx', 'Sheet', 2);
tarifa_p = tarifa_p(:, 2);
consumo_base = readtable('Consumo_base_horario.xlsx');
edificios = readtable('Edificios_ejemplo.xlsx');
perfil_base = readtable('Perfil_caso_base.xlsx');

% Sets
viviendas = unique(vehiculos.id_viv);
n = height(viviendas);
energia_por_hora = zeros(n, 24);
coste_total = NaN(n, 1);
columnas_horas = strcat('Hora_', string(0:23));
perfil_matrix = table2array(perfil_base(:, columnas_horas));

for i = 1:n
    id_viv = viviendas{i};
    veh_viv = find(strcmp(vehiculos.id_viv, id_viv));

    if isempty(veh_viv)
        continue;
    end

    if vehiculos.p_DR(veh_viv(1)) <= 1
        % Aplicar estrategia 2
        [energia_por_hora(i,:), coste_total(i)] = estrategia_2(veh_viv, id_viv,
vehiculos, tarifa_e, tarifa_p, consumo_base, edificios);
    else
        % Aplicar estrategia 0 por vehículo
        for j = 1:length(veh_viv)
            [perfil_v, ~] = estrategia0(veh_viv(j), vehiculos, perfil_matrix);
            energia_por_hora(i, :) = energia_por_hora(i, :) + perfil_v;
        end
        % Calcular coste total para tarifa_e
        coste_total(i) = sum(energia_por_hora(i,:) .* tarifa_e');
    end
end

% Exportar resultados a Excel
nombres_horas = arrayfun(@(h) sprintf('Horas_%d', h), 0:23, 'UniformOutput', false);
tabla_energia = array2table(energia_por_hora, 'VariableNames', nombres_horas);
tabla_final = [table(viviendas, 'VariableNames', {'id_viv'}), tabla_energia,
table(coste_total)];

```

```
writetable(tabla_final, 'Carga_estrategia2.xlsx');
disp('Archivo generado: Carga_estrategia2.xlsx');

writetable(tabla_final, 'Carga_estrategia2_brownfield.xlsx');
disp('Archivo generado: Carga_estrategia2_brownfield.xlsx');

%% ARCHIVO para meter en Brownfield
% Leer archivo original de estrategia 2
tabla_original = readtable('Carga_estrategia2.xlsx');

% Extraer columna de IDs
IDs = tabla_original(:, 1); % cell array con los IDs

% Extraer potencias por hora (Horas_0 a Horas_23)
potencias = tabla_original(:, 2:25); % numeric matrix

% Crear columna de 24s
columna_24s = repmat(24, height(tabla_original), 1);

% Unir todo en cell array
tabla_final = [IDs, num2cell(columna_24s), num2cell(potencias)];

% Escribir el Excel sin encabezado
writecell(tabla_final, 'Estrategia2_Brownfield.xlsx');
disp('Archivo generado: Estrategia2_Brownfield.xlsx');
```

Código clientes incrementales:

```
clc;
clear;

% --- Archivos de entrada ---
archivos_entrada = {'Carga_estrategia1_brownfield.xlsx',
'Carga_estrategia2_brownfield.xlsx'};
nombres_salida = {'Clientes_incrementales_1.xlsx', 'Clientes_incrementales_2.xlsx'};

% --- Leer archivo edificios ---
edificios = readtable('Edificios_ejemplo.xlsx');

for k = 1:2
    datos = readtable(archivos_entrada{k});
    n = height(datos);

    ID_completo = datos(:,1);
    ID_recortado = extractBefore(string(ID_completo), strlength(string(ID_completo))
- 2);

    % Inicializar coordenadas
    cbt_x = NaN(n,1);
    cbt_y = NaN(n,1);

    for i = 1:n
        idx = find(strcmp(edificios(:,14), ID_recortado{i}), 1); % Columna N = 14
```

```
if ~isempty(idx)
    cbt_x(i) = edificios{idx, 9}; % Columna I
    cbt_y(i) = edificios{idx,10}; % Columna J
end
end

% Rellenar columnas fijas
Z = zeros(n,1);
Tipo = repmat("CBT", n, 1);
COD_DIS = repmat("R1-999", n, 1);
Municipio = repmat(8240, n, 1);
Provincia = repmat(8, n, 1);
Conexion = repmat("S", n, 1);
tension_kV = repmat(0.4, n, 1);

% Calcular potencia máxima
matriz_horas = table2array(datos(:,2:end));
Potencia = max(matriz_horas, [], 2);

Fecha_previsto = zeros(n,1);
Fecha_incorporado = zeros(n,1);

% Construir tabla
tabla_final = table(ID_completo, cbt_x, cbt_y, Z, Tipo, COD_DIS, Municipio,
Provincia, Conexion, ...
                    tension_kV, Potencia, Fecha_previsto, Fecha_incorporado);

tabla_final.Properties.VariableNames =
{'ID', 'cbt_x', 'cbt_y', 'Z', 'Tipo', 'COD_DIS', 'Municipio', 'Provincia', ...
'Conexion', 'tension_kV', 'Potencia', 'Fecha_previsto', 'Fecha_incorporado'};
% Guardar
writetable(tabla_final, nombres_salida{k});
fprintf('Archivo generado: %s\n', nombres_salida{k});
end
```

ANEXO III. ALINEACIÓN OBJETIVOS DE DESARROLLO SOSTENIBLE

Los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) forman un marco global impulsado por Naciones Unidas con el propósito de afrontar los principales desafíos sociales, económicos y ambientales a nivel mundial. Tras su adopción por todos los países miembros de Naciones Unidas como parte de la agenda 2030, su fin último es guiar a los países hacia un modelo de desarrollo más equitativo y sostenible.

El presente proyecto, contribuye de manera directa e indirecta a varios de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) definidos por la Agenda 2030 de las Naciones Unidas. A continuación, se detalla la alineación específica con los ODS más relevantes:

ODS 7: Energía asequible y no contaminante



El proyecto fomenta la integración de tecnologías limpias, como la recarga inteligente de VE, optimizando recursos renovables y reduciendo la necesidad de reforzar la infraestructura. Además, busca minimizar costes energéticos para los usuarios residenciales mediante estrategias de carga en periodos de baja demanda.

ODS 9: Industria, innovación e infraestructura

Este proyecto analiza estrategias de planificación basadas en la recarga inteligente de VE, promoviendo la modernización de infraestructuras energéticas. El uso de modelos de referencia y tecnologías de optimización contribuye al desarrollo de redes más resilientes, inteligentes y sostenibles.



ODS 11: Ciudades y comunidades sostenibles



La investigación aborda el reto de la electrificación del transporte y su impacto en las redes eléctricas. A través de la planificación inteligente, busca reducir el estrés en infraestructuras urbanas, optimizando la gestión energética en áreas densamente pobladas y promoviendo la sostenibilidad y calidad de vida.

ODS 12: Producción y consumo responsables

El proyecto fomenta el consumo energético responsable mediante estrategias de recarga que incentivan la respuesta a la demanda y el uso de tarifas dinámicas. De este modo, se reducen los picos de consumo y se promueve un uso eficiente de los recursos eléctricos, lo cual contribuye a la sostenibilidad del sistema energético.



ODS 13: Acción por el clima



Este proyecto contribuye a la descarbonización del sistema energético al promover la integración eficiente y sostenible de vehículos eléctricos en la red de distribución. Combinando electrificación del transporte, energías renovables y estrategias de recarga inteligente, se favorece la reducción de emisiones, la optimización de recursos y una planificación de red más resiliente frente al cambio climático.

Este análisis pone de manifiesto cómo el proyecto no solo aborda desafíos técnicos y económicos relacionados con la electrificación del transporte y la planificación energética, sino que también se alinea con los principios de sostenibilidad y desarrollo global recogidos en la Agenda 2030. Al integrar objetivos ambientales, sociales y económicos, la investigación contribuye significativamente al cumplimiento de varios ODS clave.