



GRADO EN INGENIERÍA EN TECNOLOGÍAS DE TELECOMUNICACIÓN

TRABAJO FIN DE GRADO

DESARROLLO DE UNA HERRAMIENTA DE OPTIMIZACIÓN CON INTERFAZ WEB PARA LA ASIGNACIÓN DE ENERGÍA A LOS USUARIOS DE COMUNIDADES ENERGÉTICAS

Autor: Íñigo de Oñate Cruz

Co-Director: Rubén Rodríguez Vilches

Co-Director: Fernando Modrego Arceo

Madrid

Declaración de originalidad

Declaro bajo mi responsabilidad que el Proyecto presentado con el título **Desarrollo de una herramienta de optimización con interfaz web para la asignación de energía a los usuarios de Comunidades Energéticas** en la ETS de Ingeniería – ICAI de la Universidad Pontificia Comillas en el curso académico **2025/2026** es de mi autoría 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.

Uso de Inteligencia Artificial¹

Declaro bajo mi responsabilidad que:

- ☐ No he utilizado Inteligencia Artificial en la elaboración del presente documento.
- ☒ He utilizado Inteligencia Artificial en la elaboración del presente documento y/o del Anexo B siempre en las condiciones permitidas por la Universidad Pontificia Comillas, es decir, aplicando el Nivel 2 de la [Escala de Evaluación de Perkins et al. \(2024\)](#): *“La IA puede utilizarse para actividades previas a la tarea, como la lluvia de ideas, la descripción y la investigación inicial. Este nivel se centra en el uso de la IA para la planificación, las síntesis y la generación de ideas, pero las evaluaciones deben hacer hincapié en la capacidad de desarrollar y refinar estas ideas de forma independiente”*. En concreto, la Inteligencia Artificial ha sido empleada para:

En el presente Trabajo de Fin de Grado se ha hecho uso de herramientas de Inteligencia Artificial como apoyo en la elaboración de la memoria, principalmente para aclarar qué contenido debía incluirse en cada apartado y para organizar mejor la estructura del trabajo. También se ha utilizado como ayuda para plantear ideas iniciales de redacción y posibles formas de explicar algunos apartados, que después han sido revisadas, modificadas y desarrolladas por el autor con la información concreta del proyecto, los resultados obtenidos con la herramienta y las conclusiones propias del trabajo.



Firmado: Íñigo de Oñate Cruz

Fecha: 01/05/2026

¹ Esta declaración se refiere al uso de la Inteligencia Artificial generativa para realizar los documentos del Proyecto (Anexo B y Memoria). No aplica a Proyectos donde, por su naturaleza, deban emplear inteligencia artificial como parte de los mismos (aplicación de técnicas de aprendizaje automático, redes neuronales, análisis de datos...)

Autorización para la entrega del Proyecto

El co-Director del Proyecto	El co-Director del Proyecto
	
Fdo: Rubén Rodríguez Vilches	Fdo: Fernando Modrego Arceo
Fecha:	Fecha:15/06/2026



GRADO EN INGENIERÍA EN TECNOLOGÍAS DE TELECOMUNICACIÓN

TRABAJO FIN DE GRADO

DESARROLLO DE UNA HERRAMIENTA DE OPTIMIZACIÓN CON INTERFAZ WEB PARA LA ASIGNACIÓN DE ENERGÍA A LOS USUARIOS DE COMUNIDADES ENERGÉTICAS

Autor: Íñigo de Oñate Cruz

Co-Director: Rubén Rodríguez Vilches

Co-Director: Fernando Modrego Arceo

Madrid

Agradecimientos

A mis padres, porque a ellos les debo todo. Porque se han encargado de que haya podido recibir la mejor formación posible, tanto en lo personal como en lo académico. Porque ojalá algún día pueda dar yo a mis hijos, al menos, la mitad de lo que ellos me han dado a mí.

A mis hermanos, por su infinita paciencia y su apoyo durante estos años, porque me han ayudado más de lo que ellos se imaginan.

A Beatriz, por acompañarme siempre tan de cerca y por su apoyo constante, que ha sido muy importante para mí.

A mis directores de Trabajo de Fin de Grado, por haber confiado en mí para llevar a cabo este trabajo y por su disponibilidad constante. Les agradezco especialmente la libertad que me han dado siempre y la orientación con la que me han acompañado cuando lo he necesitado.

DESARROLLO DE UNA HERRAMIENTA DE OPTIMIZACIÓN CON INTERFAZ WEB PARA LA ASIGNACIÓN DE ENERGÍA A LOS USUARIOS DE COMUNIDADES ENERGÉTICAS

Autor: de Oñate Cruz, Íñigo.

Co-Director: Rodríguez Vilches, Rubén.

Co-Director: Modrego Arceo, Fernando.

Entidad Colaboradora: ICAI – Universidad Pontificia Comillas.

RESUMEN DEL PROYECTO

El presente proyecto desarrolla una herramienta con interfaz web que optimiza el reparto de electricidad en comunidades energéticas, planteando así alternativas al esquema de coeficientes de reparto fijos establecido por la normativa vigente. Para ello, se formula dicho reparto como un problema de programación lineal entera mixta (MILP) que minimiza el coste energético total. Además, la interfaz permite comparar distintos modelos de reparto e incluye la posibilidad de añadir una batería comunitaria.

Bajo un caso simulado de 12 viviendas, la herramienta reduce el coste energético total en un 3,52% respecto al modelo normativo y hasta un 10,48% al añadir una batería.

Palabras clave: Comunidad energética, Autoconsumo colectivo, Coeficientes de reparto, Programación lineal entera mixta, Almacenamiento comunitario.

1. Introducción

Las comunidades energéticas pueden entenderse como agrupaciones de generación y consumo de energía renovable cuyo objetivo es aprovechar al máximo la electricidad producida.

Bajo este contexto, la asignación de la electricidad resulta fundamental para poder hacer un uso eficiente de la energía generada. Dicha asignación se materializa mediante los denominados *coeficientes de reparto*, los cuales determinan el porcentaje de la energía producida que corresponde a cada usuario. Además, resulta lógico que, la suma de estos coeficientes sea la unidad, ya se reparte toda la energía generada.

Sin embargo, fijar el valor de los coeficientes de reparto no es sencillo ya que el consumo de los usuarios varía constantemente. Dicho de otro modo, una asignación fija (modelo *ex ante*) impide adaptarse a las fluctuaciones del consumo de los usuarios, lo que deriva en una gestión ineficiente de la comunidad. Por ejemplo, bajo un modelo *ex ante*, pudiera darse la situación de que a un usuario se le asignara electricidad que no llega a consumir. En ese caso, dicha energía pasaría a considerarse excedente y se vertería a la red eléctrica.

No obstante, el problema aparece cuando, al mismo tiempo, otro usuario de la misma comunidad demanda más energía de la que tiene asignada, viéndose obligado a comprar electricidad de la red. Por tanto, la comunidad estaría vendiendo y comprando energía simultáneamente, cuando lo lógico sería reasignar internamente esos excedentes hacia

los usuarios con déficit, de tal forma que solo se intercambiara con la red el flujo residual que no pudiera aprovecharse dentro de la propia comunidad.

A esto hay que añadir que, en el contexto español, el precio medio de venta a la red durante los cuatro últimos años ha sido en torno a 2,5-2,7 veces menor que el precio medio pagado por un hogar [1]. Por tanto, esta falta de redistribución interna no solo reduce la eficiencia energética, sino que también incrementa significativamente el coste total de la comunidad.

Es por ello por lo que los modelos dinámicos (*ex post*) resultan más adecuados, pues permiten actualizar los coeficientes en función del consumo y la generación reales. Pudiera pensarse que basta con actualizar los coeficientes *ex ante* con suficiente frecuencia, pero estos siguen presentando el mismo problema de raíz, se definen antes de saber lo que ha ocurrido, por lo que no logran ajustarse con precisión a la realidad de cada momento.

1.1. Estado de la técnica

Llegados a este punto, cabe preguntarse qué modelos de asignación se contemplan bajo la normativa vigente. En el año 2019, mediante el *Real Decreto 244/2019*, se impuso que la energía generada debía repartirse entre los participantes mediante coeficientes definidos con carácter previo [2]. Sin embargo, dos años más tarde se publicaría la *Orden TED/1247/2021*, la cual introdujo la posibilidad de usar coeficientes de reparto que pueden ser modificados hasta un límite de cuatro veces al año [3]. No obstante, estos coeficientes también deben fijarse de antemano y comunicarse previamente a la empresa distribuidora.

Por tanto, aunque el marco vigente establece un modelo de asignación previa, se deja ver una tendencia hacia modelos más flexibles. En esta misma línea se sitúa Europa, donde iniciativas como la Directiva RED III refuerzan el papel de las comunidades energéticas y del autoconsumo colectivo dentro de la transición energética [4]. Lo cierto es que países que puedan ser similares a España han avanzado hacia esquemas de reparto más flexibles que el modelo español, Francia utiliza un sistema más próximo al reparto *ex post* [5], Italia articula la energía compartida a través del mecanismo de *energia condivisa* [6] y Portugal permite esquemas de autoconsumo colectivo con mayor flexibilidad operativa [7].

Además, el mercado europeo cuenta también con plataformas comerciales orientadas a la gestión de comunidades energéticas. Soluciones como *Ampere Energy*, *Enogrid* o *Hexergy* incorporan funcionalidades de monitorización, simulación de escenarios, visualización de resultados y, en algunos casos, gestión de baterías. Estas plataformas muestran como el mercado avanza hacia modelos digitales de reparto energético, aunque suelen ser soluciones cerradas y poco parametrizables.

En el ámbito académico, trabajos como los de Fina et al. [8] y Cosic et al. [9] han propuesto modelos de optimización para analizar la rentabilidad, planificación y operación de comunidades energéticas. Sin embargo, estos trabajos suelen centrarse en casos concretos y no proporcionan una herramienta que permita comparar, dentro de una misma interfaz, distintos esquemas de reparto, granularidades temporales y el efecto del almacenamiento comunitario.

<i>Modelo</i>	<i>Reparto</i>	<i>Ventajas</i>	<i>Limitaciones</i>
España	<i>Ex ante</i>	Simplicidad	Ineficiencia
Francia	Próximo al <i>ex post</i>	Autoconsumo	Complejidad
Italia	<i>Ex ante</i> con incentivos	Rentabilidad	Tramitación
Portugal	<i>Ex ante</i> flexible	Adaptación	Coordinación
Casos Comerciales	Dinámicos	Eficiencia	Soluciones cerradas

Tabla 1. Comparativa de modelos de reparto en comunidades energéticas

Como se puede observar, si bien es cierto que aquellos modelos más flexibles permiten aprovechar mejor la energía generada, también cabe mencionar que estos mismos exigen una mayor complejidad.

1.2. Objetivos y alcance del trabajo

Una vez identificadas las limitaciones del modelo actual, cabe preguntarse qué puede hacerse al respecto. El objetivo de este proyecto es, por tanto, desarrollar y validar una herramienta que minimice el coste energético total de una comunidad energética, superando así las limitaciones marco normativo vigente [2] [3].

Con este fin, el reparto de la energía se formula como un problema de programación lineal entera mixta (MILP) que minimiza el coste energético total, de tal forma que no se trata únicamente de repartir la energía entre los participantes, sino de hacerlo de forma que se reduzcan al máximo los intercambios con la red y, por tanto, el coste que asume la comunidad [10].

Asimismo, este trabajo busca comparar distintos modelos para estudiar la relación entre la flexibilidad del reparto y el coste energético total. A esto hay que añadir que, además del ahorro económico agregado, la herramienta evalúa también la equidad en el reparto, ya que una solución óptima para la comunidad pudiera generar desigualdades entre sus participantes, por lo que resulta necesario analizar también cómo se distribuyen los costes a nivel individual.

La herramienta se ha desarrollado de tal forma que el usuario pueda cargar distintos datos de entrada y visualizar los resultados. Además, se incorpora la posibilidad de incluir una batería comunitaria, lo que permite analizar no solo su impacto sobre el reparto energético, sino también su viabilidad financiera mediante indicadores como el Valor Actual Neto (VAN), la Tasa Interna de Retorno (TIR) y el periodo de retorno.

Con el objetivo de extraer conclusiones, se ha tomado como referencia una comunidad energética residencial representativa del contexto español, formada por 12 usuarios y con

series horarias de consumo, generación fotovoltaica y precios de compra y venta correspondientes al año 2024. No obstante, conviene aclarar que, al operar con datos históricos conocidos, los resultados representan una cota superior teórica de lo que sería alcanzable en la práctica.

2. Metodología

2.1. Arquitectura de la herramienta

La herramienta desarrollada se organiza en tres capas que se ejecutan de forma secuencial, tal y como se muestra en la Figura 1.

En primer lugar, se encuentra la capa de entrada, donde el usuario carga los datos y configura la ejecución de la herramienta.

A continuación, los datos pasan al núcleo de la herramienta, encargado de validarlos, ejecutar los modelos de reparto y comprobar la coherencia de los resultados obtenidos.

Finalmente, la interfaz web, desarrollada en *Plotly Dash* [11], permite visualizar dichos resultados mediante métricas, tablas, gráficos y una pestaña de exportación.

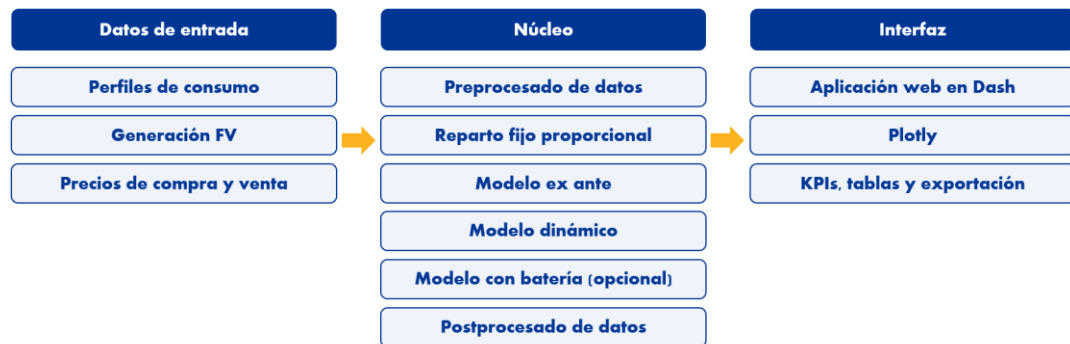


Figura 1. Arquitectura de la herramienta

2.2. Caso de referencia

Como caso de referencia se ha simulado una comunidad energética residencial situada en el entorno de El Retiro, en Madrid. Lo cierto es que, aunque existen comunidades energéticas tanto residenciales como industriales, los datos reales de consumo no son públicos. Por ello, se ha optado por construir un escenario residencial tomando como referencia uno de los primeros proyectos de autoconsumo colectivo. Este cuenta con una instalación fotovoltaica en la cubierta de un edificio residencial por lo que sirve como referencia realista para el tipo de comunidad que se quiere simular.

El caso utilizado está formado por 12 viviendas cuyos perfiles de consumo proceden de *LoadProfileGenerator* [12]. Además, con la finalidad de mostrar una imagen fiel de un edificio no se ha utilizado un único tipo de hogar, sino una combinación de perfiles distintos.

En cuanto respecta la generación fotovoltaica se obtiene mediante *PVGIS/JRC* [13], tomando como referencia una instalación situada en El Retiro, en Madrid.

Por último, los precios de compra y venta se construyen a partir de los ficheros horarios PVPC publicados por *eSIOS* para el año 2024 [1]. El precio de compra corresponde al término de energía PVPC, que representa el coste pagado por el consumidor, mientras que el precio de venta es el precio de compensación por excedentes.

2.3. Configuración de entrada

La herramienta comienza en la pestaña *Configuración*, desde la cual el usuario puede cargar los datos de entrada. No obstante, para facilitar el uso de la aplicación, también se incorporan datos de ejemplo que permiten probarla sin necesidad de cargar ficheros propios.

Cabe destacar que desde esta pestaña también se puede seleccionar el tipo de tarifa. De esta forma, los precios de compra y venta pueden estar indexados a los ficheros cargados o definirse como valores fijos, según el escenario que se quiera analizar.

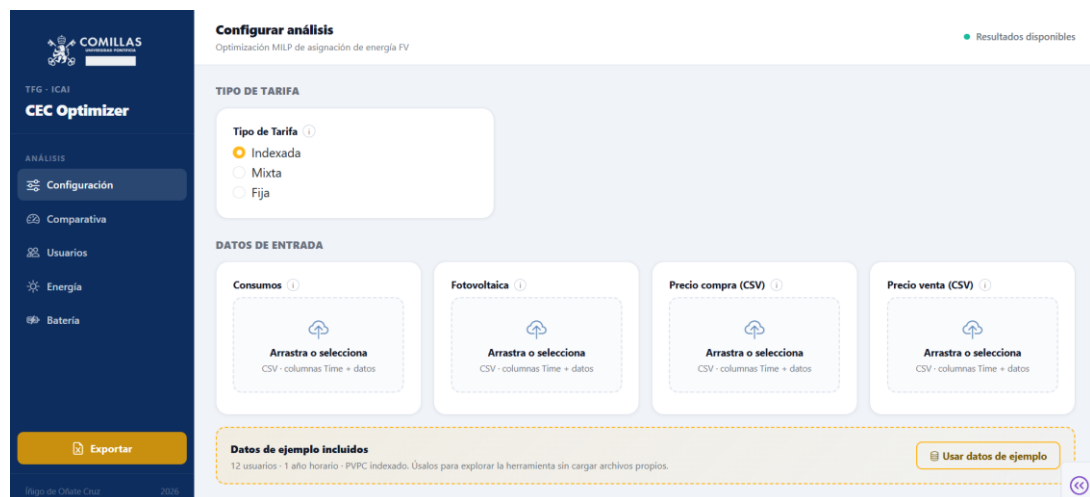


Figura 2. Carga de datos y selección de tarifa

Además, desde esta misma pestaña de *Configuración* también se accede a las opciones avanzadas, donde el usuario puede seleccionar los modelos de reparto a ejecutar:

- *Reparto proporcional fijo*: asigna a cada usuario un coeficiente según el peso de su demanda histórica sobre la demanda total.
- *Modelo ex ante RD 244/2019*: actúa como referencia, calculando los coeficientes óptimos para cada bloque trimestral y los mantiene constantes durante dicho periodo, aproximando así la lógica del marco vigente [1], [2].
- *Modelo ex ante rígido*: es una versión más restrictiva del anterior, en la que los coeficientes solo se calculan una vez para todo el año.
- *Modelo dinámico*: resuelve el mismo problema de optimización, pero recalcula los coeficientes con mayor frecuencia, pudiendo hacerlo de forma horaria, diaria, semanal o mensual.
- *Modelo dinámico con batería*: parte del modelo dinámico horario e incorpora almacenamiento comunitario.

En el caso de seleccionar el modelo dinámico con batería, la herramienta permite seleccionar parámetros como la capacidad, potencia, eficiencia de carga, eficiencia de descarga, CAPEX y ciclos de vida. Conviene aclarar que los valores por defecto son los estándar de la industria para el caso de baterías de ion litio [14].

Figura 3. Configuración de parámetros del almacenamiento comunitario

2.4. Función objetivo

Una vez cargados los datos y definida la configuración del análisis, se realiza una validación de los datos de entrada para detectar posibles errores como la continuidad temporal de las series, la coherencia entre generación y demanda, posibles anomalías en los precios o desfases horarios.

Dado que la herramienta está desarrollada en *Python*, los modelos de optimización se formulan en *Pyomo* [9]. Además, se utiliza *Gurobi* como *solver* principal, recurriendo a *CBC* o *GLPK* como alternativas en caso de no estar disponible. Todos los modelos de optimización comparten la misma función objetivo:

$$\min \sum_t [p_t^{buy} \cdot importación_t - p_t^{sell} \cdot exportación_t]$$

La diferencia entre modelos, por tanto, no está en el objetivo (minimizar el coste energético total), sino en la frecuencia con la que se actualizan los coeficientes de reparto $\alpha_{u,b}$, definidos para cada usuario u y bloque temporal b . Las restricciones garantizan que los coeficientes sumen la unidad en cada bloque, que el autoconsumo asignado a cada usuario no supere ni su demanda ni la generación que le corresponde y que el autoconsumo total no exceda la generación fotovoltaica disponible.

Además, cuando se activa la batería comunitaria, el modelo decide en cada hora si conviene cargarla, descargarla o no hacer uso de ella. La idea es guardar la energía que sobra y utilizarla con el objetivo de minimizar compras a la red. Para que esta batería sea realista, se impide que la batería cargue y descargue al mismo tiempo y, además, se tienen en cuenta las pérdidas del proceso de carga y descarga y el coste asociado al desgaste de

la batería. De esta forma, el modelo no utiliza la batería siempre que puede, sino solo cuando el ahorro obtenido compensa la degradación producida por su uso.

Tras la ejecución, la herramienta no muestra directamente los resultados, sino que antes comprueba su coherencia. Así, se evita que un error en los datos o en la propia optimización termine afectando al análisis final, una vez validados los resultados, estos se presentan en las distintas pestañas de la interfaz.

2.5. Pestañas

La pestaña *Comparativa* ordena los modelos por coste total y muestra el ahorro acumulado y relativo frente al modelo de referencia.

La pestaña *Usuarios* recoge el desglose de costes individuales, el índice de equidad, la evolución temporal y distribución estadística de los coeficientes de reparto.

La pestaña *Energía* muestra los balances de autoconsumo, importación y excedentes exportados, así como la evolución del estado de carga de la batería a lo largo del tiempo y el perfil horario medio de precios.

La pestaña *Batería* permite analizar la viabilidad financiera del almacenamiento comunitario. A partir del CAPEX (definido en la configuración), los costes de operación y mantenimiento, la inflación del precio eléctrico y la tasa de descuento, la herramienta calcula el VAN, la TIR, el período de retorno y el flujo de caja acumulado anual. La vida útil estimada se deriva automáticamente a partir de los ciclos equivalentes definidos en la configuración.

Por último, la pestaña *Exportar* permite descargar los resultados en formato Excel, pudiendo elegir de forma individual las hojas a incluir. De esta manera, la herramienta no solo compara los modelos de optimización, sino que también facilita el uso posterior de los resultados obtenidos.

Exportar
Optimización MLP de asignación de energía FV

CONTENIDO A EXPORTAR
Activa o desactiva cada hoja del archivo

- ☒ Comparativa de modelos
Resumen de KPIs, costes y métricas de todos los modelos optimizados
- ☒ Series temporales
Datos hora a hora: autoconsumo, importación, exportación y coste
- ☒ Coste por usuario
Desglose individual: coste ex ante, dinámico y ahorro por usuario
- ☒ Coeficientes alpha de reparto
Media del coeficiente alpha por modelo y usuario (solo periodos con FV)
- ☒ Análisis financiero de la Batería
Parámetros: VAN, TIR, payback y flujo de caja anual
- ☒ Estado de carga de la Batería
Serie horaria del nivel de carga de la batería comunitaria

VISTA PREVIA
Primeras filas de la hoja Comparativa

MODELO	COSTE (€)	% AUTOCONSUMO	% EXCEDENTE	% IMPORTACIÓN	AUTOCONSUMO (kWh)	EXC
Reparto proporcional	3887.41	22.04	47.01	77.96	8168.55	724
Ex ante RD 244/2019	3877.58	22.47	45.99	77.53	8326.3	708
Dinámico Horario	3741.24	27.38	34.18	72.62	10146.42	526
Dinámico con batería	2714.2	38.92	0.84	61.08	6486.6	130

Mostrando 4 de 4 modelos - 13 columnas

Descargar Excel

Figura 4. Pestaña de exportación de resultados

3. Resultados

Tal y como se ha mencionado anteriormente, los resultados se han obtenido a partir de un caso de referencia. Sin embargo, cabe tener presente que los valores expuestos son meramente ilustrativos, ya que el valor añadido no reside en los resultados exactos sino en las relaciones y tendencias que estos ponen de manifiesto.

3.1. Comparativa general de modelos de reparto

En primer lugar, se comparan los modelos desde el punto de vista económico, tomando como referencia el modelo *ex ante* conforme al RD 244/2019, ya que es el que más se aproxima al funcionamiento que permite la normativa vigente y, por tanto, el que tiene más sentido usar para medir hasta qué punto los modelos más flexibles consiguen mejorar el resultado actual.

<i>Modelo</i>	<i>Ahorro</i>	<i>Importación evitada</i>	<i>Inversión inicial</i>
Dinámico con batería	30%	16,3%	Sí
Dinámico horario	3,52%	4,9%	No
Dinámico diario	1,75%	2,3%	No
Dinámico semanal	0,36%	0,4%	No
Dinámico mensual	0,15%	0,1%	No
<i>Ex ante</i> rígido	-0,03%	-0,1%	No
Reparto proporcional	-0,2%	-0,5%	No

Tabla 2. Comparativa de ahorro e importación evitada frente al modelo de referencia

Tal y como se puede observar, el modelo con mayor ahorro es el dinámico con batería. Sin embargo, este resultado es engañoso, puesto que en esta comparativa se recoge el ahorro energético, pero no la inversión inicial necesaria para instalar la batería.

Dejando a un lado el modelo con batería, el mejor resultado corresponde al modelo dinámico horario, lo cual muestra que se puede reducir el coste total de la comunidad con tan solo recalcular los coeficientes más frecuentemente. No obstante, esta relación entre la frecuencia de actualización y el ahorro no es lineal. Lo cierto es que, el salto entre los modelos de menor frecuencia es prácticamente irrelevante, mientras que avanzar hacia el modelo horario produce reducciones mucho más significativas. Por tanto, introducir cierta flexibilidad no es suficiente por sí solo, sino que esta debe ser lo bastante alta como para capturar las variaciones reales del sistema.

Debido a las razones señaladas en la introducción se puede apreciar que hay una relación directa entre la importación evitada y el coste total. Es por ello por lo que se da la importancia a la gestión eficiente de la energía en este Trabajo de Fin de Grado.

Por último, tanto el modelo *ex ante* rígido como el reparto proporcional presentan un ahorro ligeramente negativo respecto al modelo de referencia, lo cual confirma que una asignación demasiado rígida no resulta suficiente para mejorar el aprovechamiento económico de la energía generada.

3.2. Ahorro individual y equidad del reparto

Una vez expuesto cómo los modelos dinámicos permiten reducir el coste energético total de la comunidad, cabe preguntarse cómo se reparte dicho beneficio entre los distintos usuarios y cómo se relaciona la equidad con la frecuencia de actualización de los coeficientes.

El único modelo que genera ahorro para todos los usuarios es el dinámico con batería. No hay que perder de vista, sin embargo, que el ahorro calculado no incluye la inversión inicial que requiere la batería, por lo que el resultado real de cada usuario dependería también de cómo se repartiera dicho coste. Esta cuestión se plantea como línea futura de trabajo, ya que requiere de un análisis significativo.

En cuanto al resto de modelos dinámicos, pudiera parecer en un primer momento que existe una relación directa entre el nivel de consumo de cada usuario y el ahorro que obtiene. Sin embargo, lo cierto es que lo que realmente determina el resultado no es cuánto consume un usuario, sino cuándo lo hace. Debido a esto, un usuario con consumo elevado en horas de baja generación puede ver incrementado su coste, aunque el modelo mejore el resultado agregado. Por tanto, el hecho de que un modelo reduzca el coste total de la comunidad no significa que reduzca el coste de cada usuario.

Para cuantificar esta cuestión, se calcula el índice de equidad de Jain para cada modelo:

<i>Modelo</i>	<i>Índice de equidad de Jain</i>
Dinámico con batería	97%
Dinámico horario	26%
Dinámico diario	51%
Dinámico semanal	Ahorro insuficiente
Dinámico mensual	Ahorro insuficiente

Tabla 3. Índice de equidad de los modelos dinámicos

El modelo dinámico con batería presenta el índice más alto, lo cual refleja que el almacenamiento permite desacoplar el reparto del momento de generación. En cuanto a los modelos sin batería, cabe destacar que actualizar los coeficientes con mayor frecuencia no implica un reparto más justo, ya que, el modelo horario, que es el que mayor ahorro agregado consigue, obtiene un índice de equidad del 26%, frente al 51% del diario.

Esto se debe a la propia naturaleza del modelo horario, ya que, al recalcular los coeficientes en cada hora, el reparto se ajusta con mucha mayor precisión y tiende a asignar la generación a aquellos usuarios cuyo consumo coincide con las horas en las que esta resulta más valiosa. De esta forma, se reduce al máximo el coste agregado, pero el beneficio se concentra en determinados perfiles, llegando incluso a perjudicar a otros. Esto no debe interpretarse como un defecto del modelo, sino como una consecuencia de su flexibilidad. El modelo diario, en cambio, al optimizar sobre bloques más amplios, no puede aprovechar esas coincidencias horarias concretas, por lo que reparte un ahorro menor, pero de forma mucho más equitativa.

Por tanto, maximizar el ahorro total y distribuirlo de forma equitativa son objetivos que, en ausencia de batería, no van necesariamente de la mano.

3.3. Estudio económico del almacenamiento comunitario

Una vez analizado el comportamiento de la batería, cabe evaluar si la inversión que requiere resulta rentable. Para ello, la herramienta calcula los principales indicadores financieros a partir de los parámetros definidos por el usuario.

Cabe mencionar que tanto el ahorro como los costes de operación y mantenimiento se actualizan cada año conforme a la inflación de la electricidad. En el caso de referencia, la tasa de descuento es inferior a dicha inflación, por lo que los flujos descontados crecen a lo largo del horizonte de análisis. Esta peculiaridad es propia de este caso de estudio y no es extrapolable a todos los casos.



Figura 5. Estudio económico de la batería comunitaria

Tal y como se puede observar, el VAN es positivo y significativamente mayor que cero y la TIR supera la tasa de descuento. Esto indica que la inversión es rentable bajo los parámetros definidos. Respecto al período de retorno, cabe mencionar que, aunque este sea elevado se debe tener en cuenta que respecto a la duración de la inversión este no supone ni la mitad de la vida útil de la batería.

Además, se obtiene un ahorro anual de 652 € lo que indica que el margen de la inversión es modesto. Sin embargo, este flujo crece año a año con la inflación hasta el final de la vida útil y es esta acumulación la que termina generando un VAN significativo.

Asimismo, para descomponer el VAN y ver los distintos elementos de la inversión se muestra el desglose financiero.

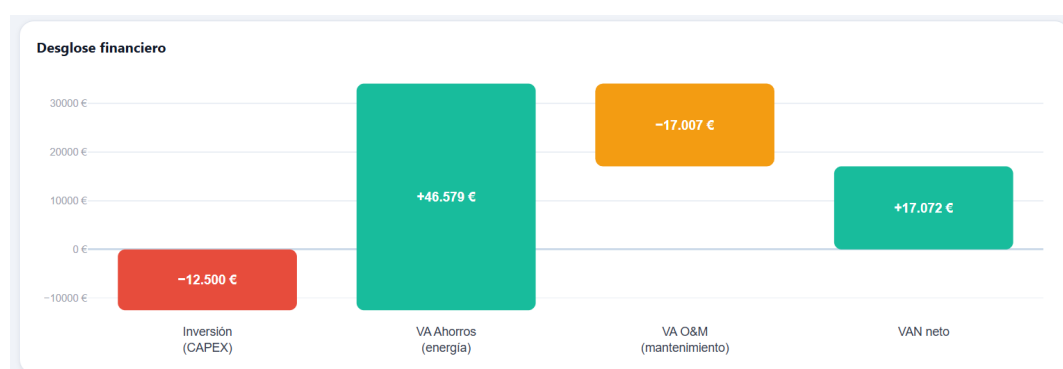


Figura 6. Desglose financiero de la batería

Tal y como se puede observar, aunque la inversión inicial sea significativa, el coste de operación y mantenimiento es incluso mayor representando casi el 37 % del valor actual de los ahorros brutos. Este desglose pone de manifiesto la importancia no solo de la inversión inicial sino también de los costes incurridos.

Por último, cabe de preguntarse cuán ventajoso es el modelo de almacenamiento frente al modelo horario. Para poder comparar ambos modelos se ha de considerar todo el horizonte de la inversión, de forma que se pueda comparar el ahorro anualizado de cada uno de los modelos frente al de referencia.

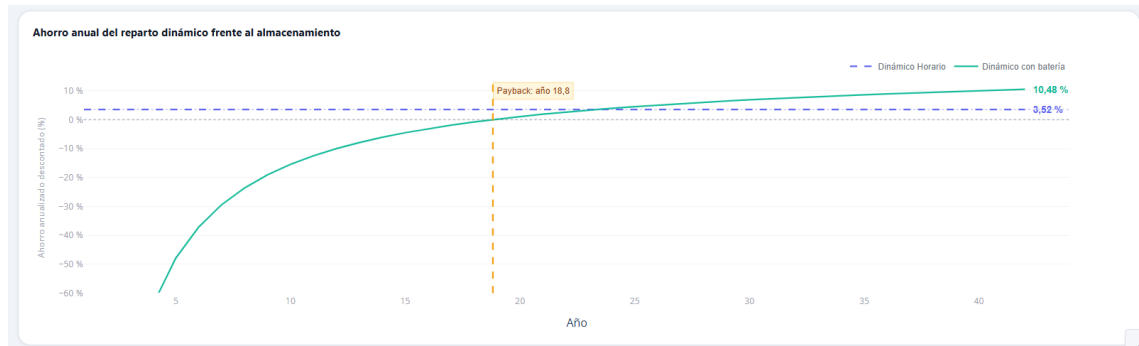


Figura 7. Ahorro anual del reparto dinámico frente al almacenamiento

El modelo dinámico horario presenta desde el primer año un ahorro anualizado estable del 3,52 %, constante en el tiempo bajo las mismas condiciones. El modelo con batería, en cambio, parte de valores negativos debido al peso de la inversión inicial y no cruza el eje de cero hasta el año 18,8, coincidiendo con el período de retorno. A medida que los ahorros se acumulan, la curva mejora progresivamente hasta alcanzar el 10,48 % al final del horizonte, superando así al modelo horario.

No obstante, esta superioridad no es inmediata, ambas curvas se cruzan en el año 24, de forma que solo a partir de ese punto el modelo con batería resulta más ventajoso en ahorro anualizado. La decisión de instalar un sistema de almacenamiento, por tanto, no solo depende de si la inversión llega a recuperarse, sino también de si el horizonte temporal contemplado supera ese umbral.

3.4. Análisis de escenarios

Si bien un análisis de sensibilidad permite estudiar cómo afecta cada parámetro de forma individual a la rentabilidad, lo cierto es que en la práctica estos no varían de forma independiente, sino que responden a un mismo contexto económico. Es por ello por lo que se plantean tres escenarios posibles:

<i>Variable</i>	<i>Optimista</i>	<i>Base</i>	<i>Pesimista</i>
Inflación eléctrica	4,0 %	3,0 %	2,0 %
Tasa de descuento	2,5 %	2,5 %	5,0 %
O&M anual	2,25 %	3,0 %	4,25 %

VAN	29.302 €	17.072 €	–865 €
Período de retorno	15,4 años	18,8 años	48,7 años
TIR	9,2 %	7,3 %	4,6 %
Ahorro anualizado	1.135 €/año	661 €/año	–50 €/año

Tabla 4. Análisis de escenarios combinados de rentabilidad del almacenamiento

Además, se obtiene la siguiente comparativa de la inversión frente al modelo horario:

	<i>Optimista</i>	<i>Base</i>	<i>Pesimista</i>
Ahorro anualizado	17,99 %	10,48 %	–0,53 %
Cruce con modelo horario	Año 15,5	Año 23	–

Tabla 5. Comparativa de los escenarios frente al modelo dinámico horario

En el escenario optimista, la batería supera al modelo horario ya en el año 15,5 y cierra el horizonte en el 17,99 %, lo que refleja que bajo un contexto favorable el almacenamiento resulta la alternativa más rentable a largo plazo con una ventaja muy amplia.

En el caso base, el cruce se produce en el año 23, cuando el ahorro anualizado de la batería alcanza el 3,30 %, prácticamente idéntico al 3,52 % del modelo horario, y a partir de ahí continúa mejorando hasta el 10,48 %.

En el escenario pesimista, en cambio, la curva de la batería nunca llega a cruzar la del modelo horario y cierra el horizonte en el –0,53 %, por lo que, independientemente del horizonte temporal considerado, el modelo dinámico horario resulta siempre preferible.

En definitiva, los resultados ponen de manifiesto que la rentabilidad del almacenamiento comunitario es viable bajo condiciones favorables o incluso moderadas, pero que la combinación simultánea de varios factores adversos puede hacer que la inversión no resulte justificable. Al fin y al cabo, no es ninguno de los parámetros por separado el que determina la inviabilidad, sino su efecto conjunto.

4. Conclusiones

Puede afirmarse que el presente Trabajo de Fin de Grado ha cumplido con los objetivos planteados. El objetivo no era únicamente desarrollar una herramienta de optimización, ya que lo cierto es que el valor añadido de este proyecto frente al resto de soluciones existentes es la capacidad de analizar y cuantificar las mejoras de forma transparente y parametrizable.

En cuanto a los resultados, estos confirman que una mayor frecuencia de actualización de los coeficientes permite reducir el coste energético total. Lo cierto es que, aunque los modelos de menor frecuencia consiguen mejoras prácticamente marginales, a medida que se afina la granularidad las reducciones se vuelven considerablemente más significativas, de forma que la relación entre la frecuencia de actualización y el coste total no es lineal. Cabe señalar además que la Orden TED/1247/2021 introdujo la posibilidad de modificar los coeficientes hasta cuatro veces al año, lo cual, aunque supone un avance respecto al esquema inicial del RD 244/2019, se traduce en resultados prácticamente indistinguibles de los de un modelo completamente rígido.

Por otro lado, una reducción del coste total no implica necesariamente una reducción del coste de cada usuario. Lo cierto es que los modelos dinámicos minimizan el coste agregado, pero no garantizan la equidad del reparto. Esto no debe interpretarse como un defecto de los modelos, sino como una consecuencia directa de su funcionamiento. Sin embargo, el modelo con batería resuelve esta cuestión al desacoplar el reparto del momento exacto de generación, alcanzando un índice de equidad de Jain del 97 %. Conviene tener presente, sin embargo, que la batería no supera al modelo horario en ahorro anualizado hasta el año 24 y que, bajo condiciones adversas, la inversión puede no llegar a recuperarse.

No obstante, los resultados deben entenderse dentro de las limitaciones propias del estudio. La más relevante es que la herramienta opera con datos históricos conocidos, por lo que los ahorros obtenidos representan una cota superior de lo alcanzable en la práctica con predicciones. Lo cierto es que, para distintas comunidades los resultados numéricos variarán significativamente, por lo que no deben tomarse como extrapolables, aunque las conclusiones que se derivan de ellos sí lo son.

Como líneas de trabajo futuro, las más relevantes son la incorporación de modelos de predicción que acerquen la herramienta a un funcionamiento real, el estudio de mecanismos de compensación interna entre usuarios y el dimensionamiento óptimo de la batería dentro del propio problema de optimización.

5. Referencias

- [1] Red Eléctrica de España (REE). (2025). eSIOS: Descargas de información del sistema eléctrico español. Datos publicados entre el 1 de enero de 2021 y el 31 de diciembre de 2025. Madrid: Red Eléctrica de España.
https://www.esios.ree.es/es/descargas?date_type=publicacion&start_date=01-01-2021&end_date=31-12-2025 .

- [2] Ministerio para la Transición Ecológica. "Real Decreto 244/2019, de 5 de abril, por el que se regulan las condiciones administrativas, técnicas y económicas del autoconsumo de energía eléctrica". Boletín Oficial del Estado, núm. 83, abril 2019.
<https://www.boe.es/eli/es/rd/2019/04/05/244> .
- [3] Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico. "Orden TED/1247/2021, de 15 de noviembre, por la que se modifica, para la implementación de coeficientes de reparto variables en autoconsumo colectivo, el anexo I del Real Decreto 244/2019". Boletín Oficial del Estado, núm. 274, noviembre 2021.
<https://www.boe.es/eli/es/o/2021/11/15/ted1247> .
- [4] Parlamento Europeo y Consejo de la Unión Europea. "Directiva (UE) 2023/2413, de 18 de octubre de 2023, por la que se modifica la Directiva (UE) 2018/2001 relativa al fomento del uso de energía procedente de fuentes renovables". Diario Oficial de la Unión Europea, octubre 2023. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/ES/TXT/?uri=CELEX:32023L2413> .
- [5] République Française. Loi n.º 2023-175 du 10 mars 2023 relative à l'accélération de la production d'énergies renouvelables. Journal Officiel de la République Française, marzo 2023. <https://www.legifrance.gouv.fr/jorf/id/JORFTEXT000047294244/> .
- [6] Parlamento Italiano. Decreto Legislativo 8 novembre 2021, n. 199. Attuazione della direttiva (UE) 2018/2001 sulla promozione dell'uso dell'energia da fonti rinnovabili. Gazzetta Ufficiale, núm. 285, noviembre 2021. <https://www.normattiva.it/uri-res/N2Ls?urn:nir:stato:decreto.legislativo:2021-11-08;199> .
- [7] Governo de Portugal. Decreto-Lei n.º 15/2022, de 14 de janeiro, que estabelece a organização e o funcionamento do Sistema Elétrico Nacional. Diário da República, enero 2022. <https://files.dre.pt/1s/2022/01/01000/0000300185.pdf>
- [8] Fina, B.; Auer, H.; Friedl, W. "Profitability of PV sharing in energy communities: Use cases for different settlement patterns". Energy, vol. 189, 116148, 2019.
<https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.116148> .
- [9] Cosic, A.; Stadler, M.; Mansoor, M.; Zellinger, M. "Mixed-integer linear programming based optimization strategies for renewable energy communities". Energy, vol. 237, 121559, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.121559> .
- [10] Hart, W. E., Laird, C. D., Watson, J. P., Woodruff, D. L., Hackebeil, G. A., Nicholson, B. L., & Sirola, J. D. (2021). Pyomo - Optimization Modeling in Python (3rd ed.). Springer.
<https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-030-68928-5> .
- [11] Plotly Technologies Inc. Dash Documentation & User Guide. <https://dash.plotly.com/> .
- [12] Pflugradt, N.; Stenzel, P.; Kotzur, L.; Stolten, D. "LoadProfileGenerator: An Agent-Based Behavior Simulation for Generating Residential Load Profiles". Journal of Open Source Software, 7(71), 3574, 2022. <https://doi.org/10.21105/joss.03574> .

- [13] European Commission, Joint Research Centre. "PVGIS API non-interactive service - seriescalc". Photovoltaic Geographical Information System. https://joint-researchcentre.ec.europa.eu/photovoltaic-geographical-information-system-pvgis/getting-startedpvgis/api-non-interactive-service_e .
- [14] PV-MAPS. "Baterías BESS y flow en plantas solares en España". <https://share.google/6i1Dt21h1R53sc18Q> .

DEVELOPMENT OF AN OPTIMIZATION TOOL WITH A WEB INTERFACE FOR ENERGY ALLOCATION AMONG USERS IN ENERGY COMMUNITIES

Author: de Oñate Cruz, Íñigo.

Co-Supervisor: Rodríguez Vilches, Rubén.

Co-Supervisor: Modrego Arceo, Fernando.

Collaborating Entity: ICAI – Universidad Pontificia Comillas.

PROJECT SUMMARY

This project develops a web-based tool that optimises the electricity distribution in energy communities, proposing alternatives to the fixed sharing coefficient scheme established by current regulations. To this end, the distribution problem is formulated as a mixed integer linear programming (MILP) problem that minimises the total energy cost. The interface also allows different distribution models to be compared and includes the possibility of adding a community battery.

Under a simulated case of 12 households, the tool reduces the total energy cost by 3.52% with respect to the normative model, and by up to 10.48% when a community battery is incorporated.

Keywords: Energy community, Collective self-consumption, Distribution coefficients, MILP, Community storage.

1. Introduction

Energy communities can be understood as groupings of renewable energy generation and consumption whose objective is to make the most of the electricity produced.

In this context, the allocation of electricity is fundamental to making efficient use of the generated energy. This allocation is carried out through what are known as sharing coefficients, which determine the percentage of the energy produced that corresponds to each user. It also follows that the sum of these coefficients must equal one, since all generated energy is distributed.

However, setting the value of the sharing coefficients is not straightforward, as user consumption varies constantly. In other words, a fixed allocation (*ex ante* model) prevents adaptation to fluctuations in user consumption, leading to inefficient community management. For instance, under an *ex ante* model, a situation could arise in which a user is allocated electricity that they do not end up consuming. In that case, this energy would be considered a surplus and fed into the grid.

The problem arises when, at the same time, another user in the same community demands more energy than they have been allocated and is therefore forced to purchase electricity from the grid. The community would thus be simultaneously selling and buying energy, when the logical approach would be to internally reallocate those surpluses towards users

with a deficit, so that only the residual flow that cannot be used within the community itself is exchanged with the grid.

Added to this is the fact that, in the Spanish context, the average sale price to the grid over the last four years has been approximately 2.5 to 2.7 times lower than the average price paid by a household [1]. This lack of internal redistribution therefore not only reduces energy efficiency, but also significantly increases the total cost of the community.

This is why dynamic (*ex post*) models are more suitable, as they allow the coefficients to be updated based on actual consumption and generation. One might think that it suffices to update the *ex ante* coefficients with sufficient frequency, but these still present the same underlying problem, they are defined before knowing what has actually occurred and therefore cannot adjust precisely to the reality of each moment.

1.1. State of the art

At this point, it is worth asking what allocation models are contemplated under current regulations. In 2019, *Royal Decree 244/2019* established that generated energy must be distributed among participants using coefficients defined in advance [2]. However, two years later, *Order TED/1247/2021* was published, introducing the possibility of using sharing coefficients that can be modified up to four times per year [3]. Nevertheless, these coefficients must also be set in advance and communicated to the distribution company beforehand.

Although the current framework establishes a prior allocation model, a trend towards more flexible models can be observed. Europe is moving in the same direction, with initiatives such as the RED III Directive reinforcing the role of energy communities and collective self-consumption within the energy transition [4]. Countries that may be considered comparable to Spain have in fact advanced towards more flexible sharing schemes: France uses a system closer to *ex post* distribution [5], Italy articulates shared energy through the *energia condivisa* mechanism [6], and Portugal allows collective self-consumption schemes with greater operational flexibility [7].

The European market also features commercial platforms oriented towards energy community management. Solutions such as *Ampere Energy*, *Enogrid*, and *Hexergy* incorporate functionalities for monitoring, scenario simulation, results visualisation, and in some cases battery management. These platforms illustrate how the market is moving towards digital energy distribution models, although they tend to be closed, poorly parametrisable solutions.

In the academic domain, works such as those of Fina et al. [8] and Cosic et al. [9] have proposed optimisation models to analyse the profitability, planning, and operation of energy communities. However, these works tend to focus on specific cases and do not provide a tool that allows, within a single interface, the comparison of different sharing schemes, temporal granularities, and the effect of community storage.

<i>Model</i>	<i>Distribution</i>	<i>Advantages</i>	<i>Limitations</i>
Spain	<i>Ex ante</i>	Simplicity	Inefficiency
France	Close to ex post	Self-consumption	Complexity
Italy	<i>Ex ante</i> with incentives	Profitability	Procedural burden
Portugal	Flexible <i>ex ante</i>	Adaptability	Coordination
Commercial cases	Dynamic	Efficiency	Closed solutions

Table 6. Comparison of distribution models in energy communities

As can be seen, although the more flexible models allow a better use of the generated energy, they also entail a greater complexity.

1.2. Objectives and scope of the work

Once the limitations of the current model have been identified, it is worth asking what can be done about them. The objective of this project is therefore to develop and validate a tool that minimises the total energy cost of an energy community, thus overcoming the limitations of the current regulatory framework [2][3].

To this end, the energy distribution is formulated as a mixed integer linear programming (MILP) problem that minimises the total energy cost, such that the goal is not merely to distribute energy among participants, but to do so in a way that minimises exchanges with the grid and, consequently, the cost borne by the community [10].

The project also seeks to compare different models in order to study the relationship between distribution flexibility and total energy cost. Furthermore, in addition to the aggregate economic saving, the tool also evaluates equity in the distribution, since an optimal solution for the community as a whole could generate inequalities among its participants, making it necessary to analyse how costs are distributed at the individual level.

The tool has been developed so that the user can load different input data and visualise the results. It also incorporates the possibility of including a community battery, allowing analysis not only of its impact on the energy distribution, but also of its financial viability through indicators such as the Net Present Value (NPV), the Internal Rate of Return (IRR), and the payback period.

In order to draw conclusions, a residential energy community representative of the Spanish context has been taken as a reference case, comprising 12 users with hourly

series of consumption, photovoltaic generation, and purchase and sale prices corresponding to the year 2024. It should be noted, however, that since the tool operates with known historical data, the results represent a theoretical upper bound of what would be achievable in practice.

2. Methodology

2.1. Architecture of the tool

The developed tool is organised into three layers that execute sequentially, as shown in Figure 1.

First, there is the input layer, where the user loads the data and configures the execution of the tool.

The data then passes to the core of the tool, which is responsible for validating them, executing the distribution models, and verifying the consistency of the results obtained.

Finally, the web interface, developed in *Plotly Dash* [11], allows these results to be visualised through metrics, tables, charts, and an export tab.

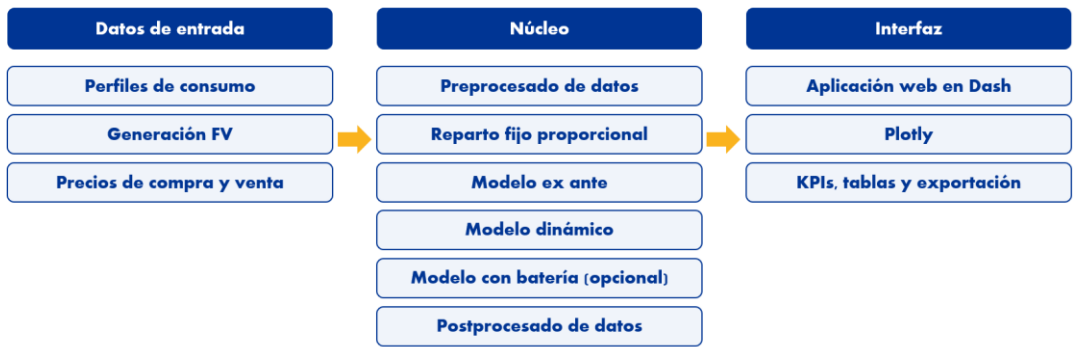


Figure 8. Architecture of the tool

2.2. Reference case

As a reference case, a residential energy community located in the El Retiro area of Madrid has been simulated. Although energy communities exist in both residential and industrial settings, real consumption data are not publicly available. For this reason, a residential scenario has been constructed taking as a reference one of the first collective self-consumption projects, which features a photovoltaic installation on the rooftop of a residential building, making it a realistic reference for the type of community to be simulated.

The case comprises 12 households whose consumption profiles are sourced from *LoadProfileGenerator* [12]. Furthermore, in order to provide a representative picture, a single household type has not been used, but rather a combination of different profiles.

Photovoltaic generation is obtained from *PVGIS/JRC* [13], using as a reference an installation located in El Retiro, Madrid.

Finally, purchase and sale prices are constructed from the hourly PVPC files published by eSIOS for the year 2024 [1]. The purchase price corresponds to the PVPC energy term, which represents the cost paid by the consumer, while the sale price is the surplus compensation price.

2.3. Input configuration

The tool begins on the Configuration tab, from which the user can load the input data. However, to facilitate use of the application, example data are also provided, allowing it to be tested without the need to load custom files.

It is worth noting that the type of tariff can also be selected from this tab. Purchase and sale prices can thus be indexed to the loaded files or defined as fixed values, depending on the scenario to be analysed.

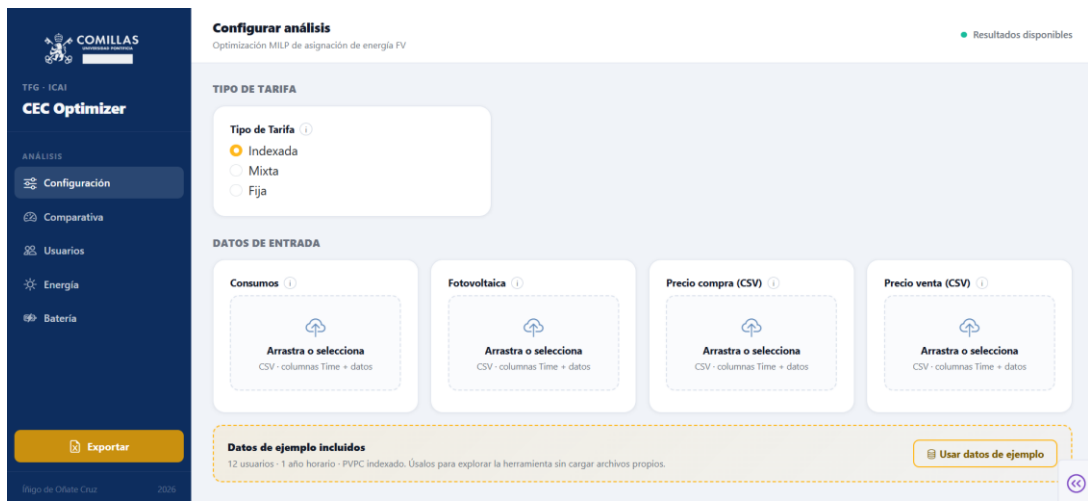


Figure 9. Data loading and tariff selection

In addition, the advanced options are also accessible from this same Configuration tab, where the user can select the distribution models to be executed:

- *Fixed proportional distribution*: assigns each user a coefficient based on the weight of their historical demand relative to total demand.
- *Ex ante model RD 244/2019*: serves as the reference model, calculating optimal coefficients for each quarterly block and keeping them constant throughout that period, thus approximating the logic of the current regulatory framework [1][2].
- *Rigid ex ante model*: a more restrictive version of the previous model, in which the coefficients are calculated only once for the entire year.
- *Dynamic model*: solves the same optimisation problem but recalculates the coefficients more frequently, doing so on an hourly, daily, weekly, or monthly basis.
- *Dynamic model with battery*: builds on the hourly dynamic model and incorporates community storage.

When the dynamic model with battery is selected, the tool allows parameters such as capacity, power, charge efficiency, discharge efficiency, CAPEX, and cycle life to be

configured. It should be noted that the default values correspond to industry standards for lithium-ion batteries [14].

Figure 10. Configuration of the community storage parameters

2.4. Objective function

Once the data have been loaded and the analysis configuration defined, the input data are validated to detect potential errors such as temporal continuity of the series, coherence between generation and demand, possible anomalies in prices, or time offsets.

Since the tool is developed in *Python*, the optimisation models are formulated in *Pyomo* [9]. *Gurobi* is used as the primary solver, with *CBC* or *GLPK* as alternatives when it is not available. All optimisation models share the same objective function:

$$\min \sum_t [p_t^{buy} \cdot importación_t - p_t^{sell} \cdot exportación_t]$$

The difference between models therefore lies not in the objective (minimising the total energy cost) but in the frequency with which the sharing coefficients $\alpha_{u,b}$, defined for each user u and time block b , are updated. The constraints ensure that the coefficients sum to one in each block, that the self-consumption assigned to each user does not exceed either their demand or their allocated generation, and that total self-consumption does not exceed the available photovoltaic generation.

When the community battery is activated, the model decides each hour whether to charge it, discharge it, or leave it idle. The aim is to store surplus energy and use it to minimise grid purchases. To ensure the battery behaves realistically, simultaneous charging and discharging is prevented, and both the losses from the charge and discharge process and the cost associated with battery degradation are accounted for. The model therefore only uses the battery when the saving obtained outweighs the degradation caused by its use.

After execution, the tool does not display the results directly, instead, it first checks their consistency. This prevents any error in the data or in the optimisation itself from affecting

the final analysis. Once the results have been validated, they are presented across the different tabs of the interface.

2.5. Tabs

The *Comparison* tab ranks the models by total cost and displays the cumulative and relative saving with respect to the reference model.

The *Users* tab provides a breakdown of individual costs, the equity index, the temporal evolution, and the statistical distribution of the sharing coefficients.

The *Energy* tab shows the self-consumption, import, and exported surplus balances, as well as the evolution of the battery state of charge over time and the average hourly price profile.

The *Battery* tab allows the financial viability of the community storage to be analysed. Based on the CAPEX (defined in the configuration), operation and maintenance costs, electricity price inflation, and the discount rate, the tool calculates the NPV, IRR, payback period, and annual cumulative cash flow. The estimated useful life is derived automatically from the equivalent cycles defined in the configuration.

Finally, the *Export* tab allows the results to be downloaded in Excel format, with individual sheets selectable for inclusion. The tool therefore not only compares the optimisation models but also facilitates the subsequent use of the results obtained.

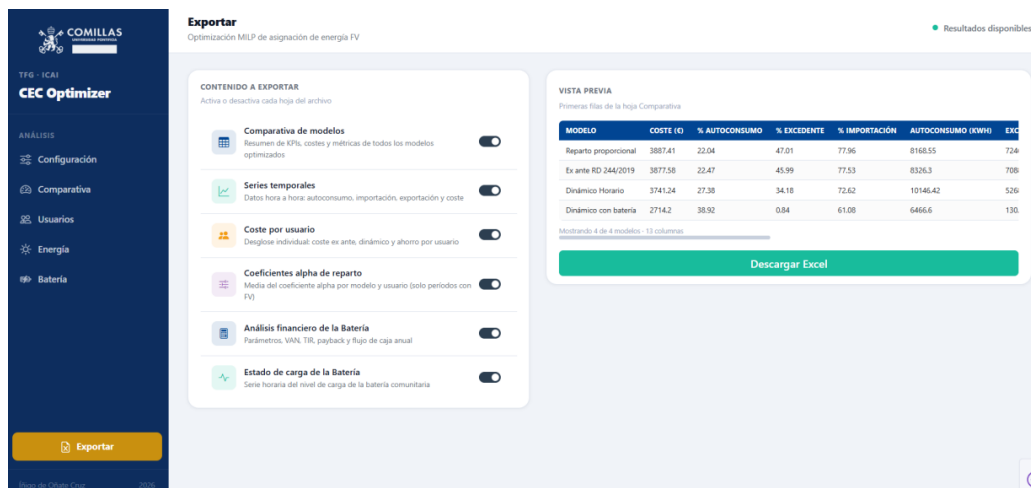


Figure 11. Export of results

3. Results

As mentioned above, the results have been obtained from a reference case. It should be borne in mind, however, that the values presented are merely illustrative, since the added value lies not in the exact results but in the relationships and trends they reveal.

3.1. General comparison of distribution models

The models are first compared from an economic standpoint, taking the *ex ante* model conforming to RD 244/2019 as the reference, since it most closely approximates the functioning permitted by current regulations and is therefore the most meaningful benchmark for measuring how far the more flexible models improve upon the current outcome.

<i>Model</i>	<i>Saving</i>	<i>Avoided import</i>	<i>Initial investment</i>
Dynamic with battery	30 %	16.3 %	Yes
Hourly dynamic	3.52 %	4.9 %	No
Daily dynamic	1.75 %	2.3 %	No
Weekly dynamic	0.36 %	0.4 %	No
Monthly dynamic	0.15 %	0.1 %	No
Rigid <i>ex ante</i>	−0.03 %	−0.1 %	No
Proportional distribution	−0.2 %	−0.5 %	No

Table 7. Comparison of savings and avoided import against the reference model

As can be observed, the model with the greatest saving is the dynamic model with battery. However, this result is misleading, since this comparison captures the energy saving but not the initial investment required to install the battery.

Setting aside the battery model, the best result corresponds to the hourly dynamic model, which shows that the total community cost can be reduced simply by recalculating the coefficients more frequently. This relationship between update frequency and saving is not linear, however. The gap between the lower-frequency models is practically negligible, whereas moving towards the hourly model produces considerably more significant reductions. Introducing some degree of flexibility is therefore not sufficient in itself; it must be high enough to capture the real variations of the system.

For the reasons set out in the introduction, a direct relationship can be observed between avoided import and total cost, which underlines the importance of efficient energy management in this project.

Finally, both the rigid *ex ante* model and the proportional distribution present a slightly negative saving relative to the reference model, confirming that an excessively rigid allocation is not sufficient to improve the economic utilisation of the generated energy.

3.2. Individual savings and equity of the distribution

Having shown how dynamic models reduce the total energy cost of the community, it is worth asking how this benefit is distributed among users and how equity relates to the frequency of coefficient updates.

The only model that generates savings for all users is the dynamic model with battery. It should not be overlooked, however, that the calculated saving does not include the initial investment required by the battery, meaning that each user's actual outcome would also depend on how this cost is allocated. This question is proposed as a future line of work, as it requires significant further analysis.

Regarding the remaining dynamic models, it might initially appear that there is a direct relationship between a user's consumption level and the saving they obtain. However, what truly determines the outcome is not how much a user consumes, but when they do so. As a result, a user with high consumption during hours of low generation may see their cost increase even when the model improves the aggregate outcome. The fact that a model reduces the community's total cost therefore does not mean that it reduces every user's individual cost.

To quantify this, the Jain equity index is calculated for each model:

<i>Model</i>	<i>Jain fairness index</i>
Dynamic with battery	97 %
Hourly dynamic	26 %
Daily dynamic	51 %
Weekly dynamic	Insufficient saving
Monthly dynamic	Insufficient saving

Table 8. Fairness index of the dynamic models

The dynamic model with battery presents the highest index, reflecting that storage allows the distribution to be decoupled from the moment of generation. Regarding the models

without battery, it is worth highlighting that updating the coefficients more frequently does not imply a more equitable distribution, the hourly model, which achieves the greatest aggregate saving, obtains an equity index of only 26%, compared with 51% for the daily model. Maximising the total saving and distributing it equitably are therefore objectives that, in the absence of a battery, do not necessarily go hand in hand.

3.3. Economic study of community storage

Having analysed the behaviour of the battery, it is worth evaluating whether the required investment is profitable. To this end, the tool calculates the main financial indicators based on the parameters defined by the user.

It should be noted that both the saving and the operation and maintenance costs are updated each year in line with electricity inflation. In the reference case, the discount rate is lower than this inflation rate, meaning that discounted cash flows grow over the analysis horizon. This is a feature specific to this case study and cannot be generalised to all cases.



Figure 12. Economic viability analysis of the community battery

As can be observed, the NPV is positive and significantly greater than zero, and the IRR exceeds the discount rate, indicating that the investment is profitable under the defined parameters. Regarding the payback period, although it is high, it should be noted that it represents less than half the useful life of the battery.

An annual saving of €652 is obtained, indicating that the investment margin is modest. However, this cash flow grows year on year with inflation throughout the useful life, and it is this accumulation that ultimately generates a significant NPV.

To decompose the NPV and examine the individual components of the investment, the financial breakdown is also shown.



Figure 13. Financial breakdown of the battery

As can be observed, although the initial investment is significant, the operation and maintenance cost is even greater, representing almost 37% of the present value of gross savings. This breakdown highlights the importance not only of the initial investment but also of the ongoing costs incurred.

Finally, it is worth asking how advantageous the storage model is compared with the hourly model. To compare both alternatives, the entire investment horizon must be considered, allowing the annualised saving of each model relative to the reference to be compared.

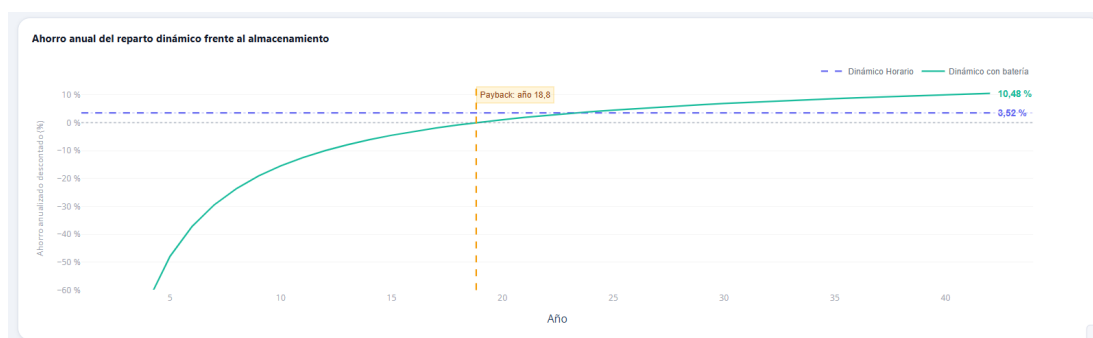


Figure 14. Annual saving of dynamic sharing versus storage

The hourly dynamic model presents a stable annualised saving of 3.52% from the first year, constant over time under the same conditions. The battery model, by contrast, starts from negative values due to the weight of the initial investment and does not cross the zero axis until year 18.8, coinciding with the payback period. As savings accumulate, the curve improves progressively until reaching 10.48% at the end of the horizon, thus surpassing the hourly model.

This superiority is not immediate, however: both curves cross at year 24, so the battery model only becomes more advantageous in terms of annualised saving from that point onwards. The decision to install a storage system therefore depends not only on whether the investment is recovered, but also on whether the time horizon under consideration exceeds that threshold.

3.4. Scenario analysis

While a sensitivity analysis allows the effect of each parameter on profitability to be studied individually, in practice these parameters do not vary independently but respond to the same economic context. Three scenarios are therefore proposed:

<i>Variable</i>	<i>Optimistic</i>	<i>Base</i>	<i>Pessimistic</i>
Electrical inflation	4.0 %	3.0 %	2.0 %
Discount rate	2.5 %	2.5 %	5.0 %
Annual O&M	2.25 %	3.0 %	4.25 %
NPV	€29,302	€17,072	–€865
Payback period	15.4 years	18.8 years	48.7 years
IRR	9.2 %	7.3 %	4.6 %
Annualised saving	€1,135/year	€661/year	–€50/year

Table 9. Combined scenario analysis of storage profitability

The following comparison of the investment against the hourly model is also obtained:

	<i>Optimistic</i>	<i>Base</i>	<i>Pessimistic</i>
Annualised saving	17.99 %	10.48 %	–0.53 %
Crossing with hourly model	Year 15.5	Year 23	–

Table 10. Comparison of scenarios against the hourly dynamic model

In the optimistic scenario, the battery surpasses the hourly model as early as year 15.5 and closes the horizon at 17.99%, reflecting that under favourable conditions storage is the most profitable long-term alternative by a wide margin. In the base case, the crossover occurs at year 23, when the battery's annualised saving reaches 3.30%, practically identical to the 3.52% of the hourly model, and from that point continues improving to 10.48%. In the pessimistic scenario, by contrast, the battery curve never

crosses that of the hourly model and closes the horizon at -0.53% , making the hourly dynamic model always preferable regardless of the time horizon considered.

In short, the results show that the profitability of community storage is viable under favourable or even moderate conditions, but that the simultaneous combination of several adverse factors can make the investment unjustifiable. It is not any single parameter in isolation that determines non-viability, but their combined effect.

4. Conclusions

It can be affirmed that this Final Degree Project has met its stated objectives. The goal was not merely to develop an optimisation tool; the added value of this project over existing solutions lies in its ability to analyse and quantify improvements in a transparent and parametrisable manner.

Regarding the results, these confirm that a higher frequency of coefficient updates allows the total energy cost to be reduced. Although lower-frequency models achieve practically marginal improvements, as granularity increases the reductions become considerably more significant, such that the relationship between update frequency and total cost is non-linear. It is also worth noting that Order TED/1247/2021 introduced the possibility of modifying the coefficients up to four times per year, which, while representing an advance over the initial scheme of RD 244/2019, yields results practically indistinguishable from those of a completely rigid model.

Furthermore, a reduction in total cost does not necessarily imply a reduction in each user's individual cost. Dynamic models minimise the aggregate cost but do not guarantee equitable distribution. This should not be interpreted as a flaw in the models, but as a direct consequence of how they function. The battery model resolves this issue by decoupling distribution from the exact moment of generation, achieving a Jain equity index of 97%. It should be noted, however, that the battery does not surpass the hourly model in annualised saving until year 24, and that under adverse conditions the investment may not be recovered.

The results must be understood within the limitations of the study. The most relevant is that the tool operates with known historical data, meaning that the savings obtained represent an upper bound of what would be achievable in practice using forecasts. For different communities, the numerical results will vary significantly and should not be taken as generalisable, although the conclusions drawn from them are.

As future lines of work, the most relevant are the incorporation of predictive models to bring the tool closer to real-world operation, the study of internal compensation mechanisms between users, and the optimal sizing of the battery within the optimisation problem itself.

5. References

- [1] Red Eléctrica de España (REE). (2025). eSIOS: Descargas de información del sistema eléctrico español. Datos publicados entre el 1 de enero de 2021 y el 31 de diciembre de 2025. Madrid: Red Eléctrica de España.

- https://www.esios.ree.es/es/descargas?date_type=publicacion&start_date=01-01-2021&end_date=31-12-2025 .
- [2] Ministerio para la Transición Ecológica. "Real Decreto 244/2019, de 5 de abril, por el que se regulan las condiciones administrativas, técnicas y económicas del autoconsumo de energía eléctrica". Boletín Oficial del Estado, núm. 83, abril 2019. <https://www.boe.es/eli/es/rd/2019/04/05/244> .
- [3] Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico. "Orden TED/1247/2021, de 15 de noviembre, por la que se modifica, para la implementación de coeficientes de reparto variables en autoconsumo colectivo, el anexo I del Real Decreto 244/2019". Boletín Oficial del Estado, núm. 274, noviembre 2021. <https://www.boe.es/eli/es/o/2021/11/15/ted1247> .
- [4] European Parliament and Council of the European Union. Directive (EU) 2023/2413 of 18 October 2023. Official Journal of the European Union, October 2023. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/ES/TXT/?uri=CELEX:32023L2413> .
- [5] French Republic. Law No. 2023-175 of 10 March 2023 on accelerating the production of renewable energy. Journal Officiel de la République Française, March 2023. <https://www.legifrance.gouv.fr/jorf/id/JORFTEXT000047294244/>
- [6] Italian Parliament. Legislative Decree No. 199 of 8 November 2021, implementing Directive (EU) 2018/2001 on the promotion of the use of energy from renewable sources. Gazzetta Ufficiale, No. 285, November 2021. <https://www.normattiva.it/uri-res/N2Ls?urn:nir:stato:decreto.legislativo:2021-11-08;199>
- [7] Government of Portugal. Decree-Law No. 15/2022 of 14 January, establishing the organisation and functioning of the National Electricity System. Diário da República, January 2022. <https://files.dre.pt/1s/2022/01/01000/0000300185.pdf>
- [8] Fina, B.; Auer, H.; Friedl, W. "Profitability of PV sharing in energy communities: Use cases for different settlement patterns". Energy, vol. 189, 116148, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.116148> .
- [9] Cosic, A.; Stadler, M.; Mansoor, M.; Zellinger, M. "Mixed-integer linear programming based optimization strategies for renewable energy communities". Energy, vol. 237, 121559, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.121559> .
- [10] Hart, W. E., Laird, C. D., Watson, J. P., Woodruff, D. L., Hackebeil, G. A., Nicholson, B. L., & Sirola, J. D. (2021). Pyomo — Optimization Modeling in Python (3rd ed.). Springer. <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-030-68928-5> .
- [11] Plotly Technologies Inc. Dash Documentation & User Guide. <https://dash.plotly.com/> .
- [12] Pflugradt, N.; Stenzel, P.; Kotzur, L.; Stolten, D. "LoadProfileGenerator: An Agent-Based Behavior Simulation for Generating Residential Load Profiles". Journal of Open Source Software, 7(71), 3574, 2022. <https://doi.org/10.21105/joss.03574> .

- [13] European Commission, Joint Research Centre. "PVGIS API non-interactive service — seriescalc". Photovoltaic Geographical Information System. https://joint-researchcentre.ec.europa.eu/photovoltaic-geographical-information-system-pvgis/getting-startedpvgis/api-non-interactive-service_e .
- [14] PV-MAPS. "Baterías BESS y flow en plantas solares en España". <https://share.google/6i1Dt21h1R53sc18Q> .

Índice de la memoria

<i>Índice de la memoria</i>	<i>I</i>
<i>Índice de figuras</i>	<i>IV</i>
<i>Índice de tablas</i>	<i>VI</i>
Capítulo 1. Introducción	8
1.1 Motivación	8
1.2 Las comunidades energéticas	9
1.3 Limitaciones del marco normativo vigente	11
1.4 Objetivos del proyecto	12
1.5 Alcance y estructura de la memoria	13
Capítulo 2. Estado de la Técnica	15
2.1 Marco regulatorio español	15
2.2 Marco regulatorio europeo	16
2.3 Plataformas comerciales	18
2.4 Trabajos académicos relacionados	19
2.5 Posicionamiento del trabajo	21
Capítulo 3. Descripción del Modelo Desarrollado	23
3.1 Arquitectura de la herramienta	23
3.1.1 Capa de entrada	23
3.1.2 Núcleo de optimización	24
3.1.3 Interfaz web	25
3.2 Caso de referencia y datos de entrada	25
3.2.1 Perfiles de consumo	26
3.2.2 Generación fotovoltaica	29
3.2.3 Precios de compra y venta de energía	30
3.2.4 Tratamiento temporal de los datos	32
3.3 Formulación del problema de optimización	34
3.3.1 Conjuntos y parámetros de los modelos	34

3.3.2	<i>Función objetivo</i>	35
3.3.3	<i>Variables de decisión</i>	37
3.3.4	<i>Restricciones del modelo</i>	38
3.3.5	<i>Modelización del almacenamiento comunitario</i>	41
3.4	<i>Modelos de reparto</i>	44
3.4.1	<i>Reparto proporcional fijo</i>	44
3.4.2	<i>Modelo ex ante conforme al RD 244/2019</i>	45
3.4.3	<i>Modelo ex ante rígido</i>	45
3.4.4	<i>Modelo de reparto dinámico</i>	46
3.4.5	<i>Modelo dinámico con almacenamiento comunitario</i>	46
3.5	<i>Métricas de evaluación</i>	47
3.5.1	<i>Métricas económicas</i>	47
3.5.2	<i>Métricas energéticas</i>	48
3.5.3	<i>Métricas de equidad</i>	49
3.6	<i>Pestañas de la interfaz web</i>	49
3.6.1	<i>Pestaña de Configuración</i>	50
3.6.2	<i>Pestaña de Comparativa</i>	54
3.6.3	<i>Pestaña de Usuarios</i>	56
3.6.4	<i>Pestaña de Energía</i>	59
3.6.5	<i>Pestaña de Batería</i>	62
3.6.6	<i>Pestaña de Exportar</i>	65
3.7	<i>Implementación de la herramienta</i>	67
3.7.1	<i>Entorno tecnológico</i>	67
3.7.2	<i>Resolución numérica del modelo</i>	69
3.7.3	<i>Verificación de resultados</i>	70
Capítulo 4.	<i>Análisis de Resultados</i>	72
4.1	<i>Comparativa general de los modelos de reparto</i>	72
4.1.1	<i>Coste total y ahorro</i>	72
4.1.2	<i>Balance energético</i>	74
4.1.3	<i>Evolución temporal del ahorro</i>	76
4.2	<i>Análisis por usuario</i>	79
4.2.1	<i>Desglose de costes</i>	79
4.2.2	<i>Equidad del reparto</i>	81

4.2.3	<i>Coeficientes de reparto.....</i>	82
4.3	<i>Almacenamiento comunitario.....</i>	84
4.3.1	<i>Hipótesis y parámetros considerados</i>	84
4.3.2	<i>Estado de carga.....</i>	85
4.3.3	<i>Indicadores de rentabilidad.....</i>	87
4.3.4	<i>Comparativa con el modelo horario sin almacenamiento.....</i>	88
4.4	<i>Análisis de sensibilidad.....</i>	90
4.4.1	<i>Sensibilidad a la tasa de descuento</i>	90
4.4.2	<i>Sensibilidad a la inflación de la electricidad.....</i>	91
4.4.3	<i>Sensibilidad a los costes de operación y mantenimiento.....</i>	92
4.4.4	<i>Análisis de escenarios</i>	94
Capítulo 5.	<i>Conclusiones.....</i>	97
5.1	<i>Conclusiones sobre la herramienta desarrollada</i>	97
5.2	<i>Conclusiones sobre los resultados obtenidos.....</i>	98
5.3	<i>Limitaciones del estudio</i>	100
5.4	<i>Líneas de trabajo futuro</i>	101
Capítulo 6.	<i>Bibliografía.....</i>	104
ANEXO A.	<i>Alineación del proyecto con los Objetivos de Desarrollo Sostenible.....</i>	107
ANEXO B.	<i>Estructura del código</i>	109

Índice de figuras

Figura 1. Arquitectura de la herramienta.....	IV
Figura 2. Carga de datos y selección de tarifa.....	V
Figura 3. Configuración de parámetros del almacenamiento comunitario.....	VI
Figura 4. Pestaña de exportación de resultados.....	VII
Figura 5. Estudio económico de la batería comunitaria	X
Figura 6. Desglose financiero de la batería	XI
Figura 7. Ahorro anual del reparto dinámico frente al almacenamiento	XI
Figure 8. Architecture of the tool	XIX
Figure 9. Data loading and tariff selection	XX
Figure 10. Configuration of the community storage parameters.....	XXI
Figure 11. Export of results	XXII
Figure 12. Economic viability analysis of the community battery.....	XXV
Figure 13. Financial breakdown of the battery.....	XXVI
Figure 14. Annual saving of dynamic sharing versus storage.....	XXVI
Figura 15. Perfil de consumo horario de viviendas unipersonales	64
Figura 16. Perfil de consumo horario de viviendas de dos personas.....	65
Figura 17. Perfil de consumo horario de viviendas de tres o más personas.....	65
Figura 18. Perfil de generación fotovoltaica por estación	67
Figura 19. Evolución anual de los precios de compra y venta	68
Figura 20. Precios de compra y venta de electricidad para el 26 de diciembre de 2024.....	69
Figura 21. Configuración de tarifa indexada	87
Figura 22. Configuración de tarifa mixta	88
Figura 23. Configuración de tarifa fija.....	88
Figura 24. Opciones del modelo ex ante	89
Figura 25. Opciones del modelo dinámico.....	90
Figura 26. Parámetros de la batería comunitaria	90
Figura 27. Pestaña de Comparativa	92

Figura 28. Ahorro absoluto y relativo por usuario	93
Figura 29. Evolución de los coeficientes de reparto en modelos ex ante	94
Figura 30. Distribución estadística de los coeficientes en los modelos dinámicos	95
Figura 31. Evolución temporal de los coeficientes en el rango seleccionado	96
Figura 32. Balance energético de la comunidad.....	97
Figura 33. Balance mensual energético.....	98
Figura 34. Estado de carga de la batería.....	98
Figura 35. Flujo de caja acumulado de la inversión en almacenamiento	100
Figura 36. Desglose financiero del VAN del almacenamiento	101
Figura 37. Comparativa del ahorro anualizado: dinámico horario frente a dinámico con batería	102
Figura 38. Pestaña de Exportar.....	103
Figura 39. Hoja informativa del archivo Excel exportado	103
Figura 40. Evolución del ahorro del modelo dinámico horario frente a la referencia.....	114
Figura 41. Evolución del ahorro del modelo dinámico diario frente a la referencia.....	114
Figura 42. Evolución del ahorro del modelo dinámico semanal frente a la referencia	114
Figura 43. Evolución del ahorro del modelo dinámico mensual frente a la referencia	115
Figura 44. Evolución del estado de carga de la batería comunitaria	123
Figura 45. Indicadores económicos de la inversión en la batería comunitaria.....	124
Figura 46. Desglose financiero del VAN de la batería comunitaria.....	125
Figura 47. Comparativa del ahorro anualizado: modelo dinámico horario frente a modelo con batería.....	126

Índice de tablas

Tabla 1. Comparativa de modelos de reparto en comunidades energéticas	III
Tabla 2. Comparativa de ahorro e importación evitada frente al modelo de referencia.....	16
Tabla 3. Índice de equidad de los modelos dinámicos	18
Tabla 4. Análisis de escenarios combinados de rentabilidad del almacenamiento	20
Tabla 5. Comparativa de los escenarios frente al modelo dinámico horario.....	21
Table 6. Comparison of distribution models in energy communities.....	XVIII
Table 7. Comparison of savings and avoided import against the reference model	XXIII
Table 8. Fairness index of the dynamic models	XXIV
Table 9. Combined scenario analysis of storage profitability	XXVII
Table 10. Comparison of scenarios against the hourly dynamic model.....	XXVII
Tabla 11. Comparativa del marco regulatorio en Europa.....	54
Tabla 12. Comparativa de plataformas comerciales.....	56
Tabla 13. Comprobaciones del DataFrame de entrada.....	71
Tabla 14. Conjuntos usados en los modelos.....	71
Tabla 15. Parámetros usados en los modelos	72
Tabla 16. Variables de decisión del modelo dinámico	74
Tabla 17. Variables de decisión adicionales del modelo con batería	75
Tabla 18. Parámetros de entrada de la batería comunitaria	79
Tabla 19. Alternativas evaluadas para la interfaz web en Python	105
Tabla 20. Coste total y ahorro de los modelos de reparto frente al modelo de referencia	110
Tabla 21. Balance energético de los modelos: autoconsumo, importación y vertido.....	112
Tabla 22. Coste individual y ahorro relativo por usuario en los distintos modelos de reparto frente al modelo de referencia	117
Tabla 23. Índice de equidad de Jain de los modelos dinámicos	118
Tabla 24. Coeficientes de reparto medios por usuario en los modelos dinámicos	120
Tabla 25. Hipótesis y parámetros para el análisis del almacenamiento comunitario	122
Tabla 26. Sensibilidad de la rentabilidad a la tasa de descuento	127

Tabla 27. Sensibilidad de la rentabilidad a la inflación eléctrica	129
Tabla 28. Sensibilidad de la rentabilidad a los costes de operación y mantenimiento	130
Tabla 29. Análisis de escenarios combinados de rentabilidad del almacenamiento	131
Tabla 30. Comparativa de los escenarios frente al modelo dinámico horario.....	132

Capítulo 1. INTRODUCCIÓN

La transición del modelo energético mundial durante los últimos años no es ninguna novedad. Lo cierto es que detrás de esta transformación conviven varias preocupaciones como el cambio climático, la sostenibilidad y, en muchos países, una dependencia energética del exterior que ha resultado cara y problemática. Tras ello, las energías renovables han sido la respuesta más extendida y, aunque sea su impacto medioambiental aquello que más suele destacarse, lo cierto es que han traído consigo un avance tremendamente disruptivo: nunca antes había podido un consumidor final generar la electricidad que consume.

Dicho esto, que esta posibilidad exista no significa que esté al alcance de todos, ya que estas inversiones son caras y, al tratarse de proyectos con economías de escala, una instalación de mayor tamaño es más rentable que varias instalaciones individuales. Es por ello por lo que, en los últimos años, el autoconsumo colectivo ha ganado protagonismo, permitiendo que varios individuos compartan la energía generada por una misma instalación.

Sin embargo, que varios usuarios consuman una energía generada en común no es tarea fácil, pues resulta necesario establecer un criterio de reparto cuya elección depende de los objetivos de la comunidad. En el caso de este Trabajo de Fin de Grado, dicho criterio será aquel que minimice el coste total asumido por la comunidad, elección que se justifica en la motivación de este trabajo (véase 1.1) y se desarrolla con mayor detalle más adelante (véase 1.2).

1.1 MOTIVACIÓN

El 1 de septiembre de 2022, el entonces director del ICAI remarcó una idea a la nueva promoción de la escuela, el ingeniero tiene un compromiso con la sociedad. El ingeniero debe poner su conocimiento al servicio de la sociedad, no ya solo como individuo, porque eso nace más bien de su naturaleza como persona, sino como ingeniero, pues este ha sido educado y se ha visto beneficiado por los avances revolucionarios de innumerables

científicos, profesores y compañeros de profesión. Es por ello por lo que debe usar sus conocimientos para contribuir al progreso, el cual no surge de la imposición ni de la planificación, sino de la libertad de aplicar el conocimiento donde realmente aporta valor.

Lo cierto es que el marco normativo vigente impone un modelo de reparto de energía los autoconsumos colectivos y comunidades energéticas que está lejos de ser óptimo, pues el esquema legislativo aboga por una estructura poco flexible que deriva en un mayor coste para el usuario final [1]. Sin embargo, mejores modelos de asignación podrían suponer un ahorro significativo para la comunidad, de forma que el usuario final se vea incentivado hacia este tipo de iniciativas, beneficiosas tanto para el consumidor como para el país en su conjunto.

Bajo esta idea nace el presente Trabajo de Fin de Grado, que aspira a estudiar el margen de mejora y, con ello, reflejar la importancia de flexibilizar el marco normativo.

1.2 LAS COMUNIDADES ENERGÉTICAS

Según la Unión Europea, las comunidades energéticas se definen como una entidad jurídica que, basada en participación abierta, voluntaria y controlada por socios cercanos, busca beneficios socioambientales locales sobre la rentabilidad financiera [2], y su crecimiento en los últimos años ha sido más que notable.

Según el Observatorio Energía Común, en 2024 España alcanzó las 659 comunidades energéticas, lo que supone un aumento del 44 % respecto a 2023 tras la incorporación de 200 nuevas iniciativas durante ese año [3]. Lo cierto es que este crecimiento pone de manifiesto que la importancia del reparto crece con ellas, ya que, a mayor número de participantes, más complejo resulta.

En este contexto, la forma en que se distribuye la electricidad entre los miembros resulta determinante. Esta distribución se lleva a cabo mediante los denominados coeficientes de reparto, que fijan el porcentaje de energía producida que corresponde a cada usuario, y cuya

suma ha de ser necesariamente la unidad, ya que la totalidad de la energía generada debe quedar repartida entre los miembros de la comunidad.

Sin embargo, fijar estos coeficientes no es sencillo, puesto que el consumo de los usuarios varía constantemente a lo largo del día y no siempre coincide con la generación disponible en ese mismo instante. Dicho de otro modo, pudiera darse la situación de que un reparto que en un momento determinado parecía razonable dejara de serlo unas horas después, simplemente porque las condiciones reales de consumo y generación han cambiado, lo que lleva a pensar que actualizarlos con cierta frecuencia sería la respuesta más directa.

Pero precisamente aquí aparece la limitación del modelo *ex ante*, un esquema que fija los coeficientes con antelación, antes de conocer el consumo y la generación reales. Aunque este modelo simplifica bastante la operativa, no basta con actualizarlo de vez en cuando, ya que el reparto sigue sin poder ajustarse a lo que realmente ocurre dentro de la comunidad en cada instante, lo que puede derivar en situaciones manifiestamente ineficientes.

Por ejemplo, pudiera darse la situación de que a un usuario se le asignara electricidad que no llega a consumir, de tal forma que ese excedente acabaría vertiéndose a la red eléctrica, mientras que otro miembro de esa misma comunidad, con una demanda superior a su energía asignada, se vería obligado a comprar electricidad de esa misma red. Es decir, la comunidad estaría vendiendo energía por un lado y comprándola por otro, cuando lo lógico sería contar con algún mecanismo interno que permitiera reasignar esos excedentes hacia los usuarios con déficit, de tal forma que solo se intercambiara con la red el flujo residual que no pudiera gestionarse dentro de la propia comunidad.

Lo anterior no solo tiene consecuencias energéticas, sino que afecta directamente al coste total de la comunidad. En el contexto español, el precio medio de venta de excedentes a la red ha sido durante los cuatro últimos años en torno a 2,5-2,7 veces inferior al precio medio pagado por un hogar [4], lo que significa que la ausencia de redistribución interna no solo reduce el aprovechamiento de la energía generada, sino que incrementa considerablemente el coste total asumido por el conjunto de la comunidad.

Por todo ello, los modelos *ex post* adquieren especial relevancia, pues permiten que los coeficientes se determinen a partir de los datos reales de consumo y generación. Pudiera pensarse que basta con actualizar los coeficientes *ex ante* con frecuencia suficiente, pero estos siguen presentando el mismo problema de raíz, se fijan antes de saber lo que ha ocurrido, por lo que no logran ajustarse con precisión a la realidad de cada momento. Es por ello por lo que los modelos *ex post* resultan más adecuados para reducir aquellos intercambios con la red que, con una redistribución más ajustada, podrían haberse evitado.

1.3 LIMITACIONES DEL MARCO NORMATIVO VIGENTE

Una vez explicado el problema asociado al reparto de energía, cabe preguntarse qué solución presenta la normativa vigente. En el año 2019, el Real Decreto 244/2019 estableció que la energía de autoconsumo colectivo debía repartirse entre los participantes mediante coeficientes previamente definidos (modelo *ex ante*) [5].

Dos años más tarde, la Orden TED/1247/2021 [6] introdujo la posibilidad de modificar esos coeficientes hasta un máximo de cuatro veces al año. Sin embargo, aunque esto supone avance respecto al esquema inicial, dichos coeficientes deben fijarse de antemano y comunicarse previamente a la empresa distribuidora.

Por tanto, la principal limitación sigue estando presente, aunque se puedan modificar hasta cuatro veces al año los coeficientes se definen antes de conocer la generación disponible y el consumo real, y, si bien el coste total es algo menor que bajo un esquema que no permite modificar los coeficientes, cabe preguntarse cuán de significativo es este avance. A esta pregunta se le dará respuesta más adelante gracias a la herramienta desarrollada (véase 4.1.1).

1.4 OBJETIVOS DEL PROYECTO

Una vez identificadas las limitaciones del modelo actual, cabe preguntarse qué puede hacerse al respecto. El objetivo de este proyecto es, por tanto, desarrollar una herramienta que minimice el coste energético total de la comunidad.

Con este fin, el problema de asignación de energía se formula como un MILP (programación lineal entera mixta) [7]. No se trata únicamente de repartir la energía entre los participantes, sino de hacerlo de tal forma que se reduzcan al máximo los intercambios con la red y, por tanto, el coste que asume la comunidad.

Además, el trabajo no persigue un único reparto óptimo, sino comparar distintos modelos de asignación, el modelo *ex ante* que fija la Orden TED/1247/2021 [6], que sirve como referencia por ser el que impone la normativa, y varios modelos dinámicos. La idea es estudiar el margen de mejora de alternativas más flexibles frente al modelo de referencia.

Sin embargo, aunque la hipótesis de que un modelo dinámico podría mejorar la eficiencia del reparto resulta intuitiva, no basta con plantearlo. Es por ello por lo que, con el fin de que las mejoras puedan cuantificarse, el proyecto emplea datos horarios de consumo, generación y precios.

El proyecto también estudia la incorporación de una batería comunitaria, que permitiría almacenar la energía sobrante y reducir la dependencia de la red. Al requerir una inversión inicial importante, el análisis no se limita a lo energético: la herramienta incluye además un estudio económico de la rentabilidad de dicha instalación.

Teniendo todo esto en cuenta, los objetivos específicos son:

- Formular el problema de reparto para cada uno de los modelos considerados.
- Incorporar un modelo de batería comunitaria que permita estudiar el efecto del almacenamiento.

- Desarrollar una interfaz web que permita cargar los datos de entrada y configurar distintos parámetros.
- Comparar los distintos modelos de reparto mediante métricas económicas y energéticas.
- Analizar la viabilidad económica de la batería comunitaria.
- Validar la herramienta mediante un caso de estudio representativo.

1.5 ALCANCE Y ESTRUCTURA DE LA MEMORIA

El alcance de este Trabajo de Fin de Grado consiste en desarrollar una herramienta con interfaz web que permita analizar y comparar distintos modelos de reparto para comunidades energéticas.

Con dicha finalidad, el proyecto parte de un caso simulado por una comunidad residencial que dispone de una instalación fotovoltaica compartida, con varios usuarios consumiendo energía procedente de dicha instalación y la necesidad de determinar cómo distribuir esa energía entre todos ellos de la forma más eficiente posible.

La idea es construir una herramienta que permita preparar datos de entrada, verificar su coherencia, ejecutar modelos y mostrar resultados. De esta manera, se evaluará el impacto de cada modelo de reparto en el coste total, y, por tanto, su efecto en la energía exportada e importada.

Asimismo, se incorpora el análisis de una batería comunitaria, ya que resulta especialmente relevante al permitir estudiar si el almacenamiento de los excedentes generados en determinados momentos puede contribuir a reducir las compras de energía a la red.

Sin embargo, se debe tener en cuenta que la rentabilidad de la batería está sujeta a la inversión inicial. La herramienta cuenta por ello con un estudio económico sobre la rentabilidad de dicha instalación bajo distintos escenarios.

Una vez señalados los objetivos, también cabe delimitar qué aspectos quedan fuera del alcance del proyecto, ya que lo cierto es que la herramienta no aspira a realizar predicciones futuras de demanda, generación o precios, sino que opera a partir de series horarias previamente disponibles. Es por ello por lo que, los resultados expuestos muestran el mejor caso posible ya que en realidad no se contará con los datos futuros. Además, conviene señalar que los datos simulados provienen de aproximaciones, por lo que los resultados deben interpretarse como una estimación.

Por último, cabe mencionar que esta memoria se ha organizado de tal forma que se parte del contexto general y avanza hacia el estado de la técnica, de forma que, una vez el lector se haya familiarizado con la situación actual del problema pueda seguir la explicación del modelo desarrollado, acabando así con el análisis de los resultados y las conclusiones.

Capítulo 2. ESTADO DE LA TÉCNICA

Una vez expuesto el reparto de la electricidad en comunidades energéticas y su problemática, cabe preguntarse sobre las soluciones propuestas desde los ámbitos regulatorios, comerciales y académicos.

De este modo, una vez se tenga una visión global del estado de la técnica, será posible justificar la aportación del presente Trabajo de Fin de Grado frente a las soluciones ya desarrolladas.

2.1 MARCO REGULATORIO ESPAÑOL

En el año 2019, se publicó el Real Decreto 244/2019, en el cual se establecieron las condiciones específicas del autoconsumo colectivo. En este decreto se impuso que la energía generada debía repartirse entre los participantes mediante coeficientes definidos con carácter previo [5]. De esta forma, el reparto quedaría fijado de antemano (modelo *ex ante*), sin embargo, aunque ello facilitara la gestión administrativa, esta asignación previa alberga cierta complejidad cuando se tiene en cuenta el funcionamiento real de una comunidad energética.

Lo cierto es que, al definirse los coeficientes antes de conocer la generación efectiva y el consumo real de los usuarios, el reparto no puede adaptarse a las necesidades reales de cada momento. Por lo que, aunque el modelo *ex ante* resulte sencillo desde un punto de vista operativo, presenta una limitación clara.

Ante esta problemática, dos años más tarde se publicaría la Orden TED/1247/2021, la cual introdujo la posibilidad de utilizar coeficientes de reparto que, si bien eran fijos, podían modificarse hasta un límite de cuatro veces al año [6]. A pesar de que esto supuso un avance, su impacto fue limitado ya que estos coeficientes deben definirse previamente y comunicarse con antelación a la distribuidora.

Por tanto, aunque la normativa española ha avanzado hacia una mayor flexibilización, no abandona la lógica *ex ante*, ya que, aunque los coeficientes puedan modificarse hasta cuatro veces al año, estos siguen definiéndose antes de conocer el consumo y la generación real de los usuarios. Por tanto, el reparto no puede adaptarse plenamente a las necesidades reales de cada momento.

2.2 MARCO REGULATORIO EUROPEO

A nivel europeo se puede observar cómo la tendencia general apunta hacia un mayor protagonismo de los consumidores dentro del sistema energético. Durante los últimos años, las directivas europeas en materia de energías renovables han defendido un modelo de transición energética y, en el caso de las comunidades energéticas, ha ido la Directiva RED III quien ha abogado por flexibilizar la regulación que afecta al autoconsumo colectivo [8].

Esta tendencia europea claramente responde a la necesidad de avanzar hacia modelos de reparto más eficientes, ya que, si el objetivo consiste en fomentar el intercambio de energía y la gestión local de los recursos, resulta lógico que los modelos de reparto se liberalicen.

Sin embargo, esta tendencia europea no se ha desarrollado de la misma forma en todos los países. Por ello, resulta necesario analizar cómo han abordado esta cuestión países que puedan ser similares a España, países como Francia, Italia o Portugal.

En Francia, el autoconsumo colectivo se aproxima a un modelo más dinámico, en el que la energía puede repartirse atendiendo en mayor medida al consumo horario de los participantes [9]. De tal forma que, si un usuario no aprovechara toda la energía que le corresponde, el sistema podría favorecer una reasignación más eficiente dentro de la propia comunidad. Este enfoque permite un mayor aprovechamiento interno de la energía, pero exige también una gestión más compleja, ya que requiere una mayor coordinación entre los participantes, la distribuidora y los agentes encargados de medir y liquidar los flujos energéticos.

En Italia, el modelo se gestiona alrededor de las denominadas *Comunità Energetiche Rinnovabili* y del concepto de *energia condivisa* [10]. De tal forma que, la asignación no se centra solo en repartir la energía generada, sino en calcular la energía compartida dentro de la comunidad y asociarla a determinados incentivos económicos. Por tanto, el modelo italiano introduce una dimensión económica especialmente relevante, ya que el valor de la energía compartida no depende solo del reparto energético, sino también de los mecanismos de incentivo y de los acuerdos internos entre los miembros de la comunidad.

Portugal, por su parte, ha avanzado hacia un esquema de autoconsumo colectivo con una mayor flexibilidad operativa que el caso español [11]. Sin embargo, esta mejora también conlleva una mayor necesidad de coordinación.

Como se puede observar, los países europeos avanzan hacia modelos más flexibles, aunque no todos lo hacen de la misma forma. Francia se aproxima en mayor medida a un reparto dinámico, Italia introduce una lógica de energía compartida asociada a incentivos económicos y Portugal permite una mayor flexibilidad operativa. Por tanto, la conclusión que puede extraerse es clara, una mayor flexibilidad puede mejorar el aprovechamiento de la energía generada, pero también exige herramientas capaces de gestionar correctamente esa mayor complejidad.

<i>País</i>	<i>Reparto</i>	<i>Ventajas</i>	<i>Limitaciones</i>
España	<i>Ex ante</i>	Simplicidad	Rigidez
Francia	Próximo al <i>ex post</i>	Autoconsumo	Complejidad
Italia	<i>Ex ante</i> con incentivos	Rentabilidad	Tramitación
Portugal	<i>Ex ante</i> flexible	Adaptación	Coordinación
<i>Ex post</i>	Dinámicos	Eficiencia	Complejidad

Tabla 11. Comparativa del marco regulatorio en Europa

Por tanto, aunque se puede observar cómo tanto el modelo español como el europeo parecen evolucionar hacia una mayor flexibilidad, existe un margen todavía muy amplio con los modelos de reparto dinámicos (*ex post*).

2.3 PLATAFORMAS COMERCIALES

Fruto del crecimiento de las comunidades energéticas, en los últimos años ha surgido la necesidad de contar con plataformas digitales de gestión. Ante esta nueva demanda no han tardado en desarrollarse soluciones comerciales como pueden ser *Ampere Energy*, *Enogrid* o *Hexergy*.

Aunque existen muchas otras plataformas comerciales, estas tres últimas representan el grueso de la oferta comercial. Por un lado, *Ampere Energy* cuenta con funcionalidades de monitorización, gestión inteligente de la energía y almacenamiento [12]. Esta resulta relevante porque no se centra únicamente en visualizar los consumos, sino que también integra la batería como un elemento más dentro de la gestión energética de la comunidad.

Enogrid, por su parte, al desarrollarse en el contexto francés, se centra principalmente en facilitar la gestión de operaciones de autoconsumo colectivo, de este modo, realiza un seguimiento de la energía compartida dentro de la comunidad [13].

Hexergy, en el caso italiano, ofrece una plataforma más orientada al diseño, creación y seguimiento de comunidades energéticas [14]. De esta forma, esta solución es la más cercana al proyecto desarrollado ya que a diferencia de las demás, no solo monitoriza operación de la comunidad, sino también simula la configuración y puesta en marcha.

Sin embargo, estas plataformas no se libran de limitaciones, ya que se caracterizan por ser soluciones cerradas que no dejan ver claridad cómo se calculan los repartos internamente.

Además, están orientadas a la monitorización, por lo que no permiten comparar distintos modelos de reparto.

<i>Plataforma</i>	<i>Función principal</i>	<i>Limitaciones</i>
Ampere Energy	Gestión energética comunitaria	Menor transparencia interna
Enogrid	Gestión de autoconsumo colectivo	Orientación más operativa
Hexergy	Creación y seguimiento de comunidades	Entorno cerrado de plataforma

Tabla 12. Comparativa de plataformas comerciales

Las plataformas comerciales confirman que existe una necesidad real de herramientas digitales para la gestión de comunidades energéticas, sin embargo, su enfoque suele estar más orientado a la operación práctica de comunidades ya constituidas que al análisis comparativo de distintos modelos de reparto. Por ello, estas soluciones solo se aplican a casos actuales, lo cual deja margen para herramientas que permitan estudiar de forma más transparente cómo pueden variar los resultados bajo distintos escenarios.

2.4 TRABAJOS ACADÉMICOS RELACIONADOS

En el ámbito académico, existen distintos trabajos y aun siendo la mayoría muy diferentes todos ellos parten de una misma idea de fondo, una comunidad energética resulta eficiente o no según el reparto de la energía generada.

A modo de ejemplo, Fina et al. [15] analizan la rentabilidad de compartir generación fotovoltaica dentro de comunidades energéticas, comparando distintos patrones residenciales y tipos de consumidores. El trabajo muestra que compartir energía puede mejorar la rentabilidad frente a soluciones individuales, especialmente cuando los usuarios presentan perfiles de consumo diferentes. Esta idea resulta especialmente relevante, ya que permite observar que la diversidad de consumos dentro de una comunidad presenta una oportunidad para aprovechar mejor la energía generada.

Otros trabajos como Cosic et al. [16] proponen estrategias de optimización basadas en programación lineal entera mixta para comunidades de energía renovable. Este enfoque resulta cercano al seguido en este Trabajo de Fin de Grado, ya que permite incorporar restricciones técnicas y decisiones discretas, especialmente cuando se introduce el almacenamiento energético. Es decir, la programación lineal entera mixta permite representar no solo cuánta energía se consume, se compra o se vierte, sino también cuándo resulta conveniente cargar o descargar una batería. Además, siguiendo esta misma línea, Lazzari et al. [17] desarrollan una herramienta de optimización multiobjetivo para la planificación y operación de comunidades energéticas que combina la selección de participantes con la asignación de energía solar, mostrando que una agrupación inadecuada de usuarios reduce significativamente el potencial de autoconsumo.

Por otro lado, Casalicchio et al. [18] proponen un modelo que estudia la equidad evaluando cómo distintos modelos de negocio distribuyen los beneficios entre los participantes, mostrando que la optimización de la inversión no garantiza un reparto equitativo.

Sin embargo, cabe mencionar que estos trabajos presentan ciertas limitaciones ya que muchos de ellos se centran en casos de estudio muy específicos y no trasladan las formulaciones a una herramienta abierta e interactiva que permita cargar datos, seleccionar modelos, comparar distintas frecuencias de actualización y visualizar los resultados de forma sencilla. Además, el almacenamiento comunitario suele analizarse de forma separada, sin quedar siempre integrado dentro de una misma herramienta de comparación de modelos.

Por tanto, aunque los trabajos académicos aportan una base importante sobre las formulaciones sigue existiendo margen para llevar estas formulaciones a una herramienta que sea práctica, visual y parametrizable, de forma que permita comparar distintos modelos de reparto.

2.5 POSICIONAMIENTO DEL TRABAJO

Una vez analizados el marco regulatorio tanto español como europeo, las plataformas comerciales y los principales trabajos académicos sobre la optimización del reparto energético, ya es posible entender la aportación diferencial del presente Trabajo de Fin de Grado.

Por un lado, el marco español ha avanzado en los últimos años hacia una mayor flexibilidad. Sin embargo, tal y como se ha expuesto anteriormente sigue manteniendo una lógica de asignación previa, en la que los coeficientes deben definirse antes de conocer el consumo y la generación real de los usuarios. Es por ello por lo que, aunque el sistema actual resulte sencillo desde un punto de vista administrativo, todavía presenta limitaciones a la hora de aprovechar internamente la energía generada.

Por otro lado, el análisis europeo muestra que existen modelos con mayor capacidad de adaptación. Francia se aproxima más a un reparto dinámico, Italia introduce incentivos asociados a la energía compartida y Portugal permite una mayor flexibilidad operativa. No obstante, todos estos modelos muestran también una misma realidad: cuanto mayor es la flexibilidad del reparto, mayor es también la complejidad técnica, administrativa y de gestión necesaria para hacerlo viable.

Algo similar ocurre con las plataformas comerciales. Lo cierto es que soluciones como *Ampere Energy*, *Enogrid* o *Hexergy* confirman que el mercado se está moviendo hacia herramientas digitales para gestionar comunidades energéticas. Sin embargo, al tratarse normalmente de soluciones cerradas, no siempre permiten conocer con claridad qué criterios de reparto se aplican ni comparar distintos modelos bajo las mismas condiciones de entrada. Es decir, son herramientas útiles para la gestión operativa, pero no necesariamente para estudiar de forma transparente el efecto que tiene cada esquema de asignación.

En el ámbito académico, los trabajos revisados aportan una base importante para formular el problema mediante modelos de optimización. Sin embargo, muchos de ellos se centran en casos concretos o en formulaciones específicas, sin trasladar siempre el modelo a una

herramienta visual, abierta y parametrizable. Por tanto, aunque permite entender cómo puede formularse el problema, todavía existe margen para acercar estas metodologías a un entorno práctico que facilite su uso y comparación.

Bajo todo este contexto, el presente Trabajo de Fin de Grado desarrolla una interfaz web que permite ejecutar los modelos y visualizar sus resultados. De esta manera, ofrece una comparativa transparente entre distintos esquemas de reparto, lo cual no es posible con las plataformas comerciales. Y además permite analizar qué mejora podría alcanzarse si se aplicaran modelos más dinámicos que los impuestos por el marco normativo actual.

El valor añadido de este trabajo reside, por tanto, en desarrollar una herramienta que integre una comparativa entre modelos de reparto con un módulo de análisis económico bajo una misma interfaz web. De esta forma, la herramienta no solo permite identificar qué modelo reduce más el coste total de la comunidad, sino también analizar cómo se reparte el ahorro entre los usuarios y si la incorporación de una batería resulta razonable desde el punto de vista financiero.

Capítulo 3. DESCRIPCIÓN DEL MODELO

DESARROLLADO

3.1 ARQUITECTURA DE LA HERRAMIENTA

La herramienta desarrollada se organiza en tres capas que se ejecutan de forma secuencial, de esta forma se consigue aislar los distintos componentes para que operen de forma modular.

3.1.1 CAPA DE ENTRADA

La capa de entrada se resume en la funcionalidad de la pestaña de *Configuración*, ya que es desde aquí donde el usuario carga los datos, selecciona el tipo de tarifa, elige los modelos de reparto a ejecutar e introduce los distintos parámetros de la batería comunitaria.

En lo que respecta a los datos, esta capa ofrece dos opciones. Por un lado, el usuario puede hacer uso de datos de ejemplo ya cargados para poder explorar la herramienta. No obstante, en caso de no querer hacer uso de ellos, la capa requiere como mínimo dos ficheros CSV: perfiles de consumo y generación fotovoltaica. Esto es debido a que los precios de compra dependen del tipo de tarifa seleccionada en la interfaz.

El usuario puede seleccionar tres tipos: indexada, mixta y manual. La tarifa indexada obliga al usuario a cargar dos archivos, uno con la serie temporal del precio de compra y otro con la del precio de venta. En cambio, la tarifa manual permite establecer un valor fijo para ambos precios, siendo su valor por defecto el precio medio de compra y venta del año 2024, ya que este es el año utilizado en el caso de estudio. Por último, la tarifa mixta combina ambos enfoques, de tal forma que uno de los precios se obtiene a partir de un fichero cargado y el otro se define manualmente como un valor constante.

3.1.2 NÚCLEO DE OPTIMIZACIÓN

Una vez finalizada la capa de entrada, el núcleo recibe los datos y se encarga de realizar el preprocesado. Comprueba que las series temporales coinciden y estandariza las columnas, eliminando valores duplicados y rellenando nulos mediante interpolación directa e inversa.

Una vez los datos están estandarizados, la herramienta los consolida en un mismo *DataFrame* y realiza hasta quince comprobaciones para detectar posibles inconsistencias (véase 3.2.4). Entre otras, se revisan valores negativos en consumo o generación, ratios de generación desmedidos o precios de compra superiores a los de venta durante más del 10 % del período analizado. Cabe mencionar que aquellas comprobaciones clasificadas como error detienen la ejecución de la herramienta, mientras que las advertencias se registran en el *log* y permiten continuar con el análisis.

A continuación, el núcleo ejecuta los modelos de reparto previamente seleccionados por el usuario. El elemento central de todos ellos es el coeficiente de reparto $\alpha_{u,b}$, el cual determina qué fracción de la generación fotovoltaica corresponde a cada usuario u dentro de cada bloque temporal b . Lo cierto es que la función objetivo y las restricciones principales son comunes a todos los modelos, ya que todos buscan minimizar el coste total de la comunidad respetando las condiciones del reparto (véase 3.3). Lo que cambia entre ellos es la granularidad de los bloques temporales, es decir, la frecuencia con la que se recalculan los coeficientes.

Los modelos de optimización se formulan en *Pyomo* y se utiliza *Gurobi* como *solver* principal, recurriendo a *CBC* o *GLPK* como alternativas en caso de no estar disponible.

Por último, el postprocesado corrige los coeficientes en aquellos bloques en los que la generación supera a la demanda total, ya que en ese caso el reparto óptimo no queda determinado de forma única. Además, antes de exponer los resultados en la interfaz, se verifica su coherencia comprobando los balances de energía y coste. De esta forma, se evita que un error numérico en la optimización acabe afectando al análisis posterior.

3.1.3 INTERFAZ WEB

Por último, la interfaz web, desarrollada en *Plotly Dash*, es la encargada de mostrar los resultados del núcleo al usuario. Para ello, se organiza en cinco pestañas de navegación y una adicional para la exportación de datos.

Cabe mencionar que, como ya se ha visto, la pestaña de *Configuración*, a pesar de formar parte de la interfaz web, está más relacionada con la capa de entrada.

Por su parte, las pestañas de *Comparativa*, *Usuarios*, *Energía* y *Batería* son las encargadas de mostrar los resultados del análisis mediante tablas, gráficos y métricas. Sin embargo, más adelante se profundizará en cada una ya que, su contenido no es siempre el mismo.

Además, el botón de exportación permite descargar un fichero Excel con las hojas que el usuario seleccione: el resumen de métricas, las series temporales completas, los costes por usuario, los coeficientes de reparto y los flujos de caja del estudio económico.

Cabe mencionar que toda la lógica de actualización se gestiona mediante *callbacks* reactivos, de tal forma que cualquier acción del usuario actualiza los componentes visuales sin necesidad de recargar la página.

3.2 CASO DE REFERENCIA Y DATOS DE ENTRADA

Existen mayoritariamente dos tipos de comunidades energéticas en España: comunidades energéticas residenciales e industriales. Sin embargo, los datos de consumo de perfiles industriales no son públicos ni resultan de fácil acceso. Es por ello por lo que se ha optado por recrear una comunidad energética residencial, ya que, al contar con más datos públicos, permite construir un caso de referencia representativo de la realidad española.

Este caso de referencia se ha inspirado en una de las primeras comunidades energéticas en España. De esta forma, se contempla un edificio residencial situado en El Retiro, con una instalación fotovoltaica ubicada en el tejado [19]. Además, la simulación toma como

referencia el año 2024, con el objetivo de trabajar con los datos económicos más recientes posibles y todos los datos se han obtenido con granularidad horaria.

Cabe mencionar que no se pretende reproducir con exactitud dicha comunidad energética real, sino construir un escenario residencial representativo que permita validar la herramienta y analizar cómo varían los resultados según el modelo de reparto utilizado. De hecho, aunque el caso se inspira en el edificio residencial de El Retiro, se ha simplificado el número de usuarios hasta un total de doce apartamentos, con el fin de facilitar la ejecución del modelo. Del mismo modo, la generación fotovoltaica se ha ajustado proporcionalmente a esta simplificación, por lo que la superficie de paneles considerada no coincide exactamente con la instalación real, sino con una versión adaptada al caso de estudio.

3.2.1 PERFILES DE CONSUMO

Los perfiles de consumo horario de los doce usuarios se han generado mediante *LoadProfileGenerator* [20], una herramienta que permite construir perfiles sintéticos de demanda residencial. Lo cierto es que no se dispone de datos reales y públicos de consumo horario de comunidades energéticas, por lo que resulta necesario recurrir a una aproximación que permita construir un caso de referencia suficientemente realista sobre el que validar la herramienta desarrollada.

Siendo esto así, cabe preguntarse cuán de cercana es esta aproximación a la realidad. Lo cierto es que *LoadProfileGenerator* fue desarrollado a partir del consumo energético de hogares alemanes. Estos datos parecen, por tanto, razonables puesto que el consumo residencial en países de Europa occidental responde a usos similares como pueden ser iluminación, electrodomésticos y dispositivos electrónicos. Además, los niveles medios de consumo por hogar en ambos países se sitúan en rangos comparables.

Por otra parte, aunque los perfiles utilizados correspondan al año 2021, no supone un problema ya que los patrones de consumo residencial son estables y no cambian significativamente de un año a otro.

Además, ningún edificio residencial cuenta con usuarios idénticos, por lo que se han combinado distintos perfiles siguiendo la realidad demográfica española. Según el Censo de Población y Viviendas de 2021 del INE, la distribución de hogares por número de personas en España se sitúa aproximadamente en un 26 % de hogares unipersonales, un 31 % de hogares formados por dos personas y un 43 % de hogares de tres o más miembros [21]. Siguiendo esta proporción, los doce usuarios del caso de referencia se han distribuido en tres viviendas unipersonales, cuatro viviendas de dos personas y cinco viviendas de tres o más miembros.

Además, dentro de cada tipología tampoco se han generado perfiles idénticos. Esto se debe a que se ha introducido ruido gaussiano mediante distintas semillas, de tal forma que, como se puede observar en las siguientes figuras, dos usuarios del mismo tipo de hogar no presentan exactamente la misma curva horaria.

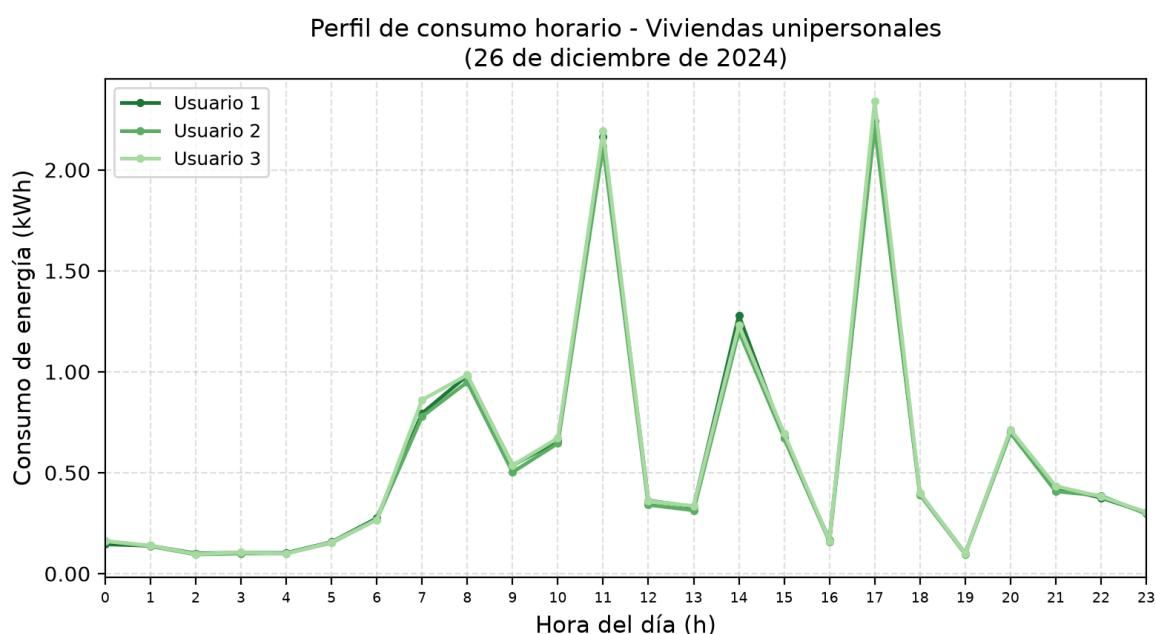


Figura 15. Perfil de consumo horario de viviendas unipersonales

Perfil de consumo horario - Viviendas de dos personas
(26 de diciembre de 2024)

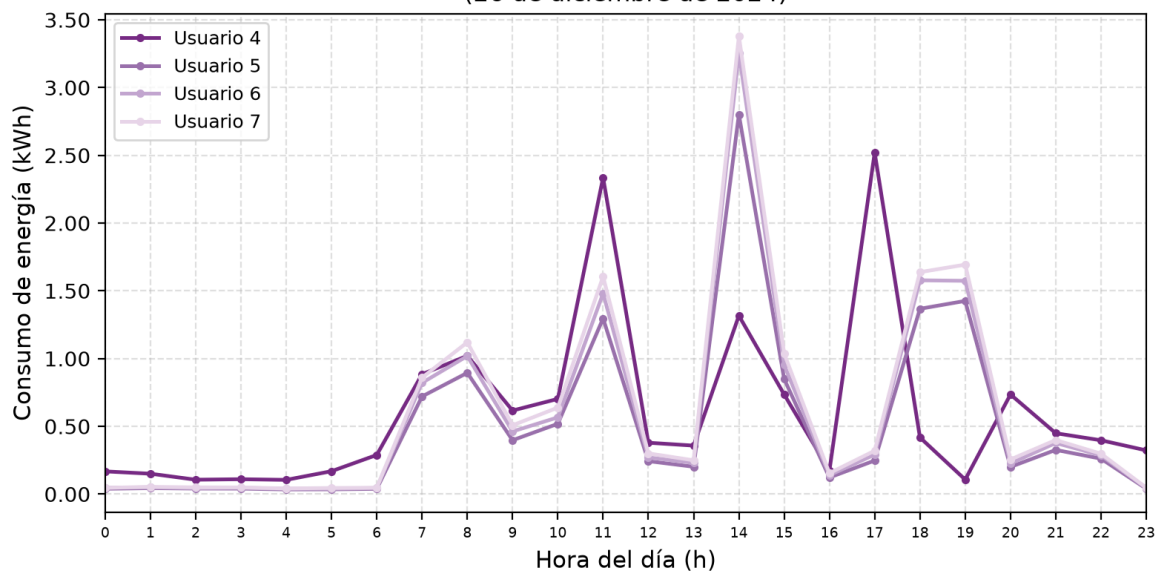


Figura 16. Perfil de consumo horario de viviendas de dos personas

Perfil de consumo horario - Viviendas de tres o más personas
(26 de diciembre de 2024)

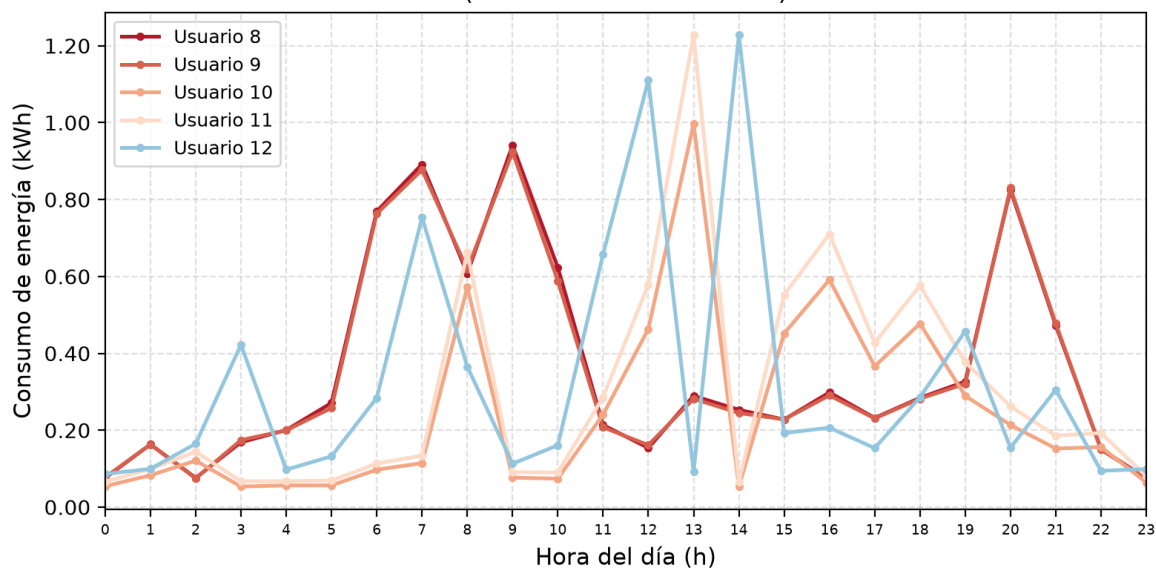


Figura 17. Perfil de consumo horario de viviendas de tres o más personas

Como resultado final, se obtiene una demanda total anual de 37.029 kWh y una media de 3.086 kWh por usuario. Sabiendo que la demanda individual oscila entre los 1.505 kWh y los 4.341 kWh, puede afirmarse que el caso de referencia es apropiado para estudiar cómo responden los distintos modelos de reparto ante usuarios con necesidades energéticas diferentes.

3.2.2 GENERACIÓN FOTOVOLTAICA

La generación fotovoltaica se ha obtenido mediante *PVGIS* (Photovoltaic Geographical Information System) [22], una herramienta de la Comisión Europea que permite calcular la generación de energía solar en base a distintos parámetros.

En este caso, se han escogido los valores estándar en la industria en paneles solares residenciales. De esta forma, la instalación se ha situado en El Retiro y se ha considerado una instalación fija, con paneles de silicio cristalino, una inclinación de 30°, orientación sur y sin seguimiento solar [23].

Además, para simular un escenario realista se ha considerado que la instalación tiene pérdidas energéticas y una potencia de referencia no ideal. De este modo, se ha escogido el valor por defecto del 14 % como pérdidas y tomado una potencia de referencia de 10 kWp en lugar de los 12 kWp teóricos que resultarían de asignar 1 kWp por usuario.

El año utilizado ha sido 2020, al ser el último año disponible en *PVGIS* para la serie empleada. Sin embargo, esta aproximación resulta válida para el caso de estudio por dos motivos. En primer lugar, tanto 2020 como 2024 son años bisiestos, por lo que ambos cuentan con el mismo número de horas y no se pierde ni se duplica ningún registro al remapear las fechas. En segundo lugar, la radiación solar no cambia de forma significativa de un año a otro, por lo que la serie obtenida permite representar de manera razonable la generación fotovoltaica horaria de una instalación situada en Madrid.

Como resultado final, se obtiene una producción de 15.436 kWh, con un máximo horario de 9,1 kWh y 4.251 horas con generación positiva. Esta generación cubre aproximadamente el

41,7 % de la demanda anual de la comunidad, lo cual resulta razonable, ya que permite estudiar horas en las que se vende y en las que se compra

Además, resulta lógico que el perfil de generación medio difiera entre estaciones tal y como se puede observar en la siguiente gráfica.

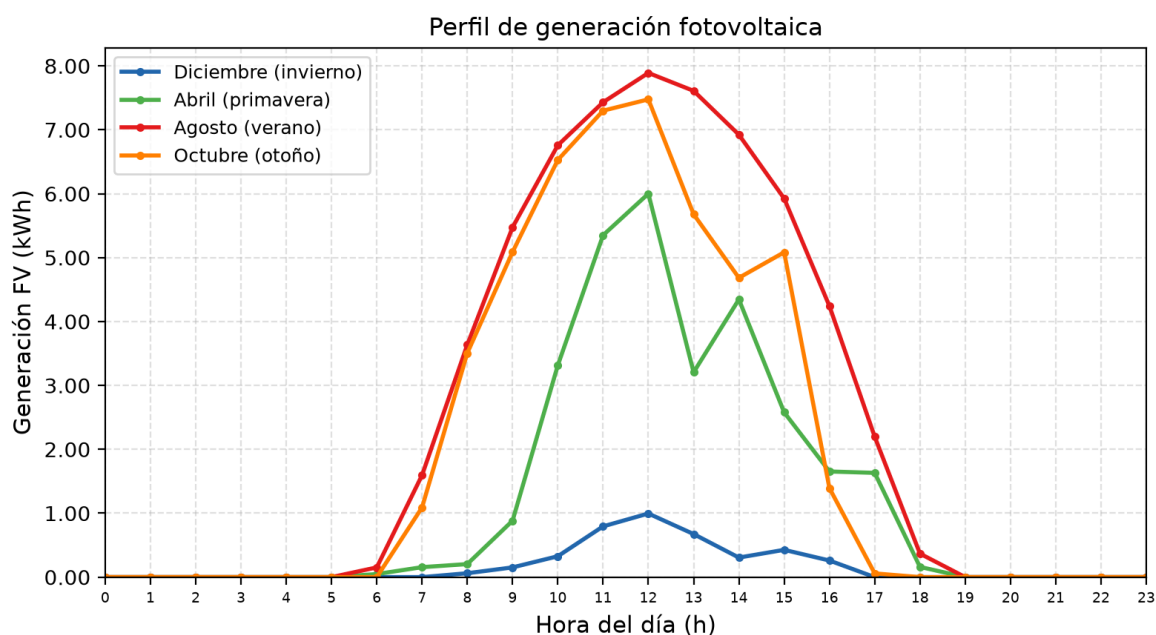


Figura 18. Perfil de generación fotovoltaica por estación

3.2.3 PRECIOS DE COMPRA Y VENTA DE ENERGÍA

Las series temporales de precios se han obtenido a partir de los archivos diarios publicados por Red Eléctrica de España para el año 2024 [24]. En concreto, se han utilizado los ficheros `PVPC_DETALLE_DD_YYYYMMDD.xls`, los cuales recogen, para cada día del año, los distintos componentes del precio eléctrico.

Para obtener el precio de compra, se ha tomado como referencia el FEU, ya que representa el coste final de la energía para un consumidor acogido al PVPC. Es decir, no recoge únicamente el precio del mercado diario, sino que también incorpora peajes, cargos regulados y pérdidas de red.

Por otro lado, el precio de venta se ha aproximado mediante el precio del mercado diario en barras de central. Este valor se utiliza como referencia para estimar la compensación de los excedentes vertidos a la red bajo el esquema de autoconsumo con compensación simplificada establecido en el Real Decreto 244/2019.

Esta distinción entre precio de compra y precio de venta resulta fundamental, ya que, el usuario que compra electricidad de la red paga un precio final que incluye distintos componentes regulados, mientras que, al vender excedentes, únicamente recibe una compensación asociada al precio de mercado. Es por ello por lo que el precio de venta es sistemáticamente inferior al precio de compra, es de esta diferencia de donde nace la motivación de este Trabajo de Fin de Grado por aprovechar la energía internamente.

Por último, al ser 2024 un año bisiesto, cabe recalcar que se cuenta con 366 días y 8.784 horas. Además, se han tenido en cuenta los cambios horarios, de forma que, el 31 de marzo se elimina una hora y el 27 de octubre se añade otra.

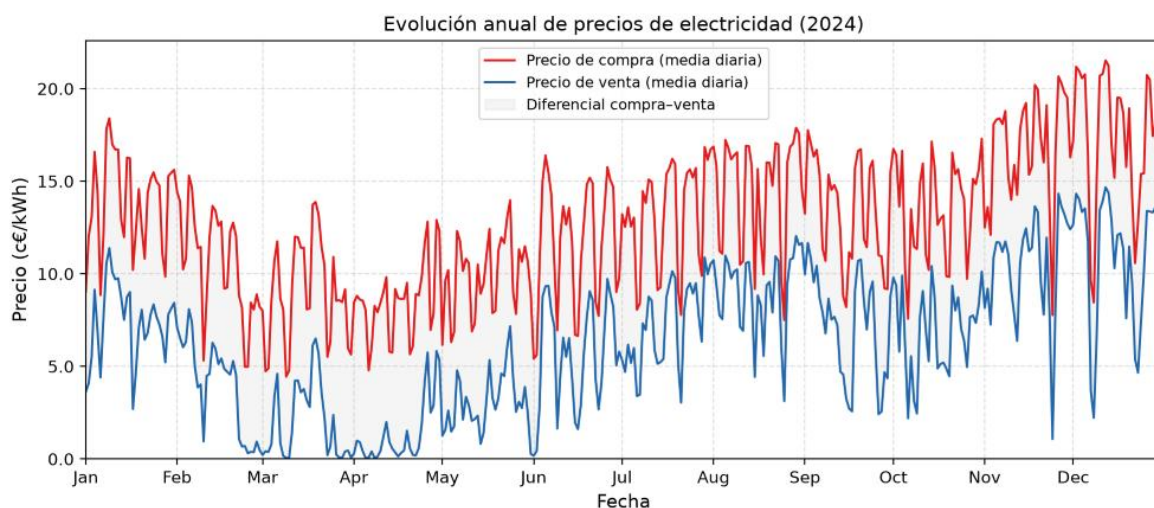


Figura 19. Evolución anual de los precios de compra y venta

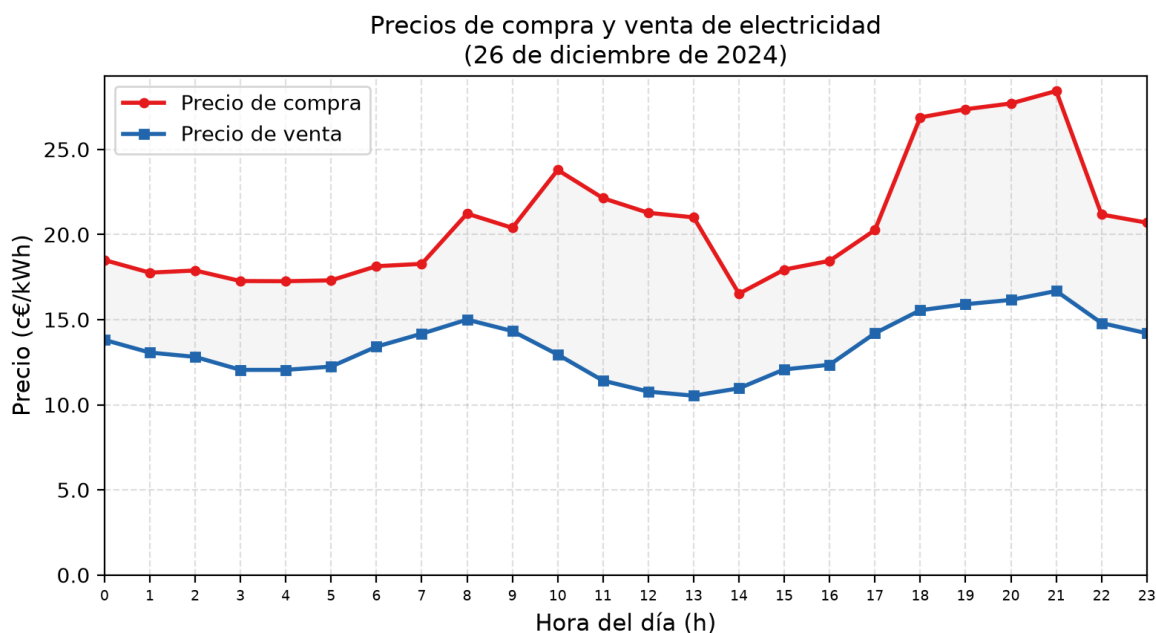


Figura 20. Precios de compra y venta de electricidad para el 26 de diciembre de 2024

3.2.4 TRATAMIENTO TEMPORAL DE LOS DATOS

Tal y como se ha mencionado anteriormente, todos los datos de entrada se consolidan en un mismo *DataFrame*. Para ello, durante el preprocesado, todas las series temporales son normalizadas, transformando los *timestamps* de cada fichero a *datetime* y *UTC*. Además, cada instante se redondea a la hora correspondiente y se eliminan las referencias de zona horaria.

Una vez normalizadas las fechas, se procede a eliminar los valores duplicados. En el caso de los datos de consumo y generación, estos se suman, ya que representan energía acumulada en una misma hora. En cambio, para las series de precios se toma la media, puesto que se trata de un coste unitario y sumarlo no tendría sentido.

Una vez normalizadas y limpiadas las series, se unen mediante un *inner join* entre los datos de consumo y generación, de esta forma, solo se conservan aquellas horas que aparecen en ambas series. Cabe mencionar que, si este cruce elimina más del 10% de las filas, se genera una advertencia para avisar de un posible problema de alineación temporal entre los ficheros

cargados. Posteriormente, los precios se incorporan mediante un *left join*, manteniendo todas las horas en las que ya existen datos de consumo y generación.

Los huecos que puedan aparecer tras esta unión se tratan de forma distinta según el tipo de dato: los de precios se rellenan mediante interpolación directa e inversa, mientras que los de consumo o generación se imputan a cero. Además, se comprueba que la serie temporal sea continua y, si se detectan huecos, se reconstruye el índice horario completo rellorando los valores correspondientes.

Por último, sobre el *DataFrame* final se ejecutan una serie de comprobaciones para detectar posibles errores. Como no todas tienen el mismo nivel de gravedad, las clasificadas como ERROR detienen la ejecución, mientras que las clasificadas como WARN se registran en el *log* y permiten continuar con el análisis.

<i>Código</i>	<i>Nivel</i>	<i>Qué comprueba</i>
MISSING_COLUMNS	ERROR	Existencia de las columnas
NO_USERS	ERROR	Existencia de al menos un perfil de consumo
TIME_NOT_DATETIME	ERROR	Tipo datetime64 en la columna temporal
TIME_HAS_NAT	ERROR	Ausencia de valores nulos en los timestamps
TIME_DUPLICATES	ERROR	Ausencia de timestamps duplicados
TIME_GAPS	WARN	Huecos temporales superiores al doble del paso modal
NON_NUMERIC	ERROR	Tipo numérico en todas las columnas de datos
NEGATIVE_VALUES	WARN	Ausencia de valores negativos en generación y consumos
SHORT_SERIES	WARN	Longitud mínima de 24 registros
FV_LOW_RATIO/FV_HIGH_RATIO	WARN	Ratio generación/demanda entre el 1% y el 300%

PRICE_INVERTED	WARN	Precio de compra inferior al de venta en menos del 10% de los periodos
NEGATIVE_BUY_PRICE	WARN	Precios de compra negativos
ZERO_DEMAND_USER	WARN	Ausencia de usuarios con demanda total nula
FV_NIGHT_GENERATION	WARN	Generación fotovoltaica nocturna nula

Tabla 13. Comprobaciones del DataFrame de entrada

3.3 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA DE OPTIMIZACIÓN

Lo cierto es que todos los modelos parten de una misma lógica, minimizar el coste energético total de la comunidad. La diferencia entre ellos reside, por tanto, en la frecuencia con la que se actualizan los coeficientes de reparto.

3.3.1 CONJUNTOS Y PARÁMETROS DE LOS MODELOS

Sin embargo, antes de presentar la formulación, conviene definir los conjuntos e índices utilizados.

<i>Conjunto</i>	<i>Descripción</i>
U	Conjunto de usuarios de la comunidad
T	Conjunto de instantes temporales del período analizado
B	Conjunto de bloques temporales de reparto

Tabla 14. Conjuntos usados en los modelos

<i>Parámetro</i>	<i>Descripción</i>
$D_{u,t}$	Demanda del usuario u en el instante t
G_t	Energía fotovoltaica generada en el instante t
p_t^{buy}	Precio de compra de energía en el instante t
p_t^{sell}	Precio de venta de energía en el instante t

Tabla 15. Parámetros usados en los modelos

3.3.2 FUNCIÓN OBJETIVO

Todos los modelos de optimización minimizan el coste energético total. Este coste se entiende como la diferencia entre lo que la comunidad paga por comprar energía a la red y lo que ingresa por vender los excedentes. Por tanto, la función objetivo puede expresarse de forma resumida como:

$$\min \sum_t [p_t^{buy} \cdot importación_t - p_t^{sell} \cdot exportación_t]$$

Lo cierto es que esta expresión resume la idea principal del modelo, ya que, si la comunidad compra más energía de la red, el coste aumenta, en cambio, si vende excedentes, recibe una compensación económica. Sin embargo, al ser el precio de compra muy superior al de venta lo más eficiente no es vender, sino aprovechar la energía internamente para evitar comprar.

Asimismo, resulta necesario desglosar cómo se calculan la importación y la exportación en cada instante t . En el modelo sin batería, la importación representa la parte de la demanda total que no ha podido cubrirse con autoconsumo:

$$importación_t = \sum_u D_{u,t} - \sum_u s_{u,t}$$

donde $D_{u,t}$ representa la demanda del usuario u en el instante t y $s_{u,t}$ representa la energía fotovoltaica consumida por el usuario u en el instante t .

Del mismo modo, la exportación representa la parte de la generación fotovoltaica que no ha sido aprovechada dentro de la comunidad:

$$exportación_t = G_t - \sum_u s_{u,t}$$

donde G_t representa la generación fotovoltaica disponible en el instante (t). De esta forma, si la generación no se asigna a ningún usuario como autoconsumo, dicha energía pasa a considerarse excedente vertido a la red.

Sustituyendo estos dos términos en la expresión general, la función objetivo del modelo sin batería queda de la siguiente forma:

$$\min \sum_t \left[p_t^{buy} \cdot \left(\sum_u D_{u,t} - \sum_u s_{u,t} \right) - p_t^{sell} \cdot \left(G_t - \sum_u s_{u,t} \right) \right]$$

De este modo, el modelo busca aumentar el autoconsumo interno con el objetivo de reducir el coste total.

Al añadir una batería comunitaria, la lógica se mantiene, pero se añaden los flujos de carga y descarga.

$$importación_t = \sum_u D_{u,t} - \sum_u s_{u,t} - d_t$$

$$exportación_t = G_t - \sum_u s_{u,t} - c_t$$

donde c_t representa la energía cargada en la batería y d_t la energía descargada en el instante t . De esta forma, la descarga de la batería reduce la energía que debe comprarse a la red, mientras que la carga reduce la que se vierte como excedente.

Ahora bien, el uso de la batería no es gratuito, ya que cada ciclo de carga y descarga conlleva una degradación. Por ello se añade un término adicional en la función objetivo, proporcional a la energía movida:

$$c_{deg} \cdot (c_t + d_t)$$

Por tanto, la función objetivo del modelo con batería queda definida como:

$$\min \sum_t \left[p_t^{buy} \cdot \left(\sum_u D_{u,t} - \sum_u s_{u,t} - d_t \right) - p_t^{sell} \cdot \left(G_t - \sum_u s_{u,t} - c_t \right) + c_{deg} \cdot (c_t + d_t) \right]$$

De esta forma, el modelo no activa la batería simplemente porque haya energía sobrante, sino solo cuando hacerlo resulta rentable. La batería carga o descarga únicamente si el ahorro que genera compensa el coste de su desgaste; de lo contrario, es preferible no usarla.

3.3.3 VARIABLES DE DECISIÓN

Una vez definida la función objetivo, resulta necesario introducir las variables de decisión del modelo. En el caso de los modelos sin batería, el problema se formula como un problema de programación lineal continuo.

La primera variable de decisión es el coeficiente de reparto $\alpha_{u,b}$, que determina el porcentaje de generación fotovoltaica asignada al usuario u dentro del bloque temporal b .

La segunda variable es $s_{u,t}$, que representa la energía solar autoconsumida por el usuario u en el instante t .

<i>Variable</i>	<i>Dominio</i>	<i>Significado</i>
$\alpha_{u,b}$	$[0,1]$	Coeficiente de reparto del usuario (u) en el bloque temporal (b)
$s_{u,t}$	≥ 0	Energía solar autoconsumida por el usuario (u) en el instante (t)

Tabla 16. Variables de decisión del modelo dinámico

En el modelo sin batería, el número total de variables queda determinado por $U \cdot B$ variables asociadas a $\alpha_{u,b}$ y $U \cdot T$ variables asociadas a $s_{u,t}$ donde U representa el número de usuarios, B el número de bloques temporales y T el número total de instantes analizados.

Sin embargo, al incorporar la batería comunitaria, el modelo añade nuevas variables, ya que, para cada instante t , se introducen variables de carga, descarga y estado de carga, además de dos variables binarias que indican si la batería está cargando o descargando en cada momento.

<i>Variable</i>	<i>Dominio</i>	<i>Significado</i>
c_t	$[0, P_{max}]$	Potencia de carga de la batería en el instante t
d_t	$[0, P_{max}]$	Potencia de descarga de la batería en el instante t
SOC_t	$[0, E_{max}]$	Estado de carga de la batería en el instante t
z_t^c	$(0,1)$	Variable binaria que indica si la batería está cargando en t
z_t^d	$(0,1)$	Variable binaria que indica si a batería está descargando en t

Tabla 17. Variables de decisión adicionales del modelo con batería

Son precisamente estas variables binarias z_t^c y z_t^d , las que hacen que el modelo pase de ser un problema lineal continuo a un MILP y su función es impedir que la batería cargue y descargue simultáneamente.

3.3.4 RESTRICCIONES DEL MODELO

Una vez definidas las variables de decisión, resulta necesario comentar las restricciones que garantizan que el reparto obtenido sea coherente. Estas restricciones se dividen en dos grupos, las comunes a todos los modelos y las exclusivas para la batería comunitaria.

En primer lugar, todos los modelos deben garantizar que la totalidad de la generación fotovoltaica queda asignada entre los usuarios de la comunidad. Es por ello por lo que, para cada bloque temporal b , la suma de los coeficientes de reparto debe ser igual a la unidad:

$$\sum_{u=1}^U \alpha_{u,b} = 1 \quad \forall b \in B$$

De esta forma, no queda energía sin asignar ni se reparte más energía de la realmente disponible, ya que los coeficientes representan porcentajes de reparto.

Además, el autoconsumo de cada usuario debe estar limitado por su propia demanda. Es decir, ningún usuario puede autoconsumir más energía de la que realmente necesita en un determinado instante:

$$s_{u,t} \leq D_{u,t} \quad \forall u \in U, t \in T$$

Del mismo modo, el autoconsumo de cada usuario también debe estar limitado por la parte de generación fotovoltaica que le ha sido asignada mediante su coeficiente de reparto. Por tanto, aunque un usuario tenga mucha demanda, solo podrá autoconsumir la energía que le corresponda según el reparto definido para el bloque temporal al que pertenece ese instante:

$$s_{u,t} \leq G_t \cdot \alpha_{u,b} \quad \forall u \in U, t \in T$$

donde $b(t)$ representa el bloque temporal al que pertenece el instante t , según la estrategia de reparto utilizada en cada modelo.

A nivel agregado, también debe garantizarse que el autoconsumo total de la comunidad no supere la demanda total existente en cada instante:

$$\sum_{u=1}^U s_{u,t} \leq \sum_{u=1}^U D_{u,t} \quad \forall t \in T$$

Asimismo, el autoconsumo total tampoco puede superar la generación fotovoltaica disponible:

$$\sum_{u=1}^U s_{u,t} \leq G_t \quad \forall t \in T$$

Estas dos últimas restricciones permiten cerrar el balance físico de la comunidad en cada instante, ya que impiden que el modelo asigne más energía de la que se demanda o más energía de la que realmente se genera.

Cuando se incorpora la batería comunitaria, resulta necesario añadir nuevas restricciones para representar correctamente su funcionamiento. En primer lugar, se impide que la batería cargue y descargue al mismo tiempo:

$$z_t^c + z_t^d \leq 1 \quad \forall t \in T$$

Esta restricción resulta necesaria, ya que, no tendría sentido que la batería estuviera cargándose y descargándose de forma simultánea.

A continuación, la carga y la descarga quedan acotadas por la potencia máxima de la batería y por las variables binarias que indican si la batería está cargando o descargando en cada instante:

$$\begin{aligned} c_t &\leq P_{\max} \cdot z_t^c \quad \forall t \in T \\ d_t &\leq P_{\max} \cdot z_t^d \quad \forall t \in T \end{aligned}$$

De esta forma, si la variable binaria de carga vale cero, la batería no puede cargar. Del mismo modo, si la variable binaria de descarga vale cero, la batería no puede descargar.

Además, la batería solo puede cargarse con excedente fotovoltaico:

$$c_t \leq G_t - \sum_{u \in U} s_{u,t} \quad \forall t \in T$$

Del mismo modo, la batería solo puede descargarse para cubrir demanda de la comunidad:

$$\sum_{u=1}^U s_{u,t} + d_t \leq \sum_{u=1}^U D_{u,t} \quad \forall t \in T$$

Por último, se define la evolución del estado de carga de la batería. Para el primer instante, el estado de carga depende del estado inicial, de la energía cargada y de la energía descargada, teniendo en cuenta las eficiencias de carga y descarga:

$$SOC_1 = SOC_0 + \eta_c \cdot c_1 - \frac{d_1}{\eta_d}$$

donde SOC_0 es el estado de carga inicial y, por defecto, vale cero (batería descargada).

Para el resto de los instantes, el estado de carga se actualiza de forma recurrente:

$$SOC_t = SOC_{t-1} + \eta_c \cdot c_t - \frac{d_t}{\eta_d} \quad \forall t \in \{2, \dots, T\}$$

Finalmente, se impone que la batería termine el horizonte temporal vacía:

$$SOC_T = 0$$

Esta última restricción evita que el modelo acumule energía al final del período analizado sin llegar a utilizarla. De lo contrario, podría generarse un valor ficticio, ya que el modelo estaría almacenando energía que no aporta ningún ahorro real dentro del horizonte considerado.

3.3.5 MODELIZACIÓN DEL ALMACENAMIENTO COMUNITARIO

La batería comunitaria se incorpora únicamente en el modelo dinámico horario, y no en los modelos *ex ante*. La razón es que el almacenamiento opera hora a hora: en cada momento hay que decidir si conviene cargar, descargar o no hacer nada con la batería. En un modelo

ex ante, donde los coeficientes se fijan con antelación y no cambian durante bloques amplios, incorporarla no tendría demasiado sentido.

La batería funciona como una forma de almacenar energía para cuando sea necesario. Si en un momento dado la generación solar supera el consumo de la comunidad, ese excedente puede almacenarse y aprovecharse más tarde, cuando de otro modo habría que comprarlo a la red. Se compra menos de fuera y se aprovecha mejor lo que se genera.

Los parámetros que caracterizan la batería son los siguientes:

<i>Parámetro</i>	<i>Símbolo</i>	<i>Descripción</i>
capacity_kwh	E_{max}	Capacidad energética de la batería
power_kw	P_{max}	Potencia máxima de carga y descarga
efficiency_charge	η_c	Rendimiento de carga
efficiency_discharge	η_d	Rendimiento de descarga
replacement_cost_eur	$C_{reemplazo}$	Coste de sustitución de la batería
lifecycle_cycles	N_{ciclos}	Ciclos equivalentes de vida útil

Tabla 18. Parámetros de entrada de la batería comunitaria

Como ya se ha mencionado en las restricciones del modelo, la batería no puede cargar y descargar al mismo tiempo. Además, solo puede cargarse con excedente fotovoltaico, de tal forma que no se permite comprar energía de la red para almacenarla. Del mismo modo, la descarga se utiliza para cubrir demanda interna de la comunidad, evitando que la batería funcione como un mecanismo de compra y venta de energía.

Sin embargo, el uso de la batería no puede considerarse gratuito. Cada carga y descarga contribuye a su degradación, por lo que el modelo incorpora un coste asociado al desgaste de la batería. Es por ello por lo que se introduce el término c_{deg} en la función objetivo, de tal

forma que el optimizador solo utiliza la batería cuando el ahorro obtenido compensa el coste derivado de su uso.

El coste marginal de degradación por kWh ciclado se calcula como:

$$c_{\text{deg}} = \frac{C_{\text{reemplazo}}}{2 \cdot E_{\text{max}} \cdot N_{\text{ciclos}}}$$

Esta expresión reparte el coste de sustitución de la batería entre la energía total que puede mover durante su vida útil. Al considerar carga y descarga, se utiliza el factor $2 \cdot E_{\text{max}}$, ya que un ciclo completo implica tanto cargar como descargar la batería.

Por último, para estimar la pérdida de salud de la batería al final del horizonte analizado, se calcula primero el número de ciclos equivalentes completos:

$$EFC = \frac{\text{total_carga} + \text{total_descarga}}{2 \cdot E_{\text{max}}}$$

A partir de este valor, la pérdida estimada de salud se obtiene como:

$$\Delta SOH = \frac{EFC}{N_{\text{ciclos}}} \cdot 20\%$$

De esta forma, la batería no se modela únicamente como un recurso energético capaz de almacenar excedentes, sino también como un activo que se degrada con el uso. Por tanto, el modelo evita utilizarla de forma indiscriminada y solo la activa cuando realmente aporta valor económico al conjunto de la comunidad.

Una vez definida la formulación general del problema, resulta necesario explicar los modelos de reparto que se han implementado en la herramienta. Lo cierto es que todos ellos parten de una misma idea, asignar la generación fotovoltaica entre los usuarios de la comunidad,

pero se diferencian en la forma en la que calculan los coeficientes de reparto y en la frecuencia con la que estos pueden actualizarse.

Bajo este planteamiento, se analizan desde modelos muy simples, donde el reparto permanece fijo durante todo el período, hasta modelos dinámicos, donde los coeficientes pueden adaptarse con mayor frecuencia al consumo y a la generación disponible. Además, se incorpora un último modelo con batería comunitaria, con el objetivo de estudiar qué ocurre cuando la comunidad puede almacenar parte de los excedentes fotovoltaicos.

3.4 MODELOS DE REPARTO

Una vez definida la formulación del problema, resulta necesario explicar los modelos de reparto implementados.

Esta herramienta analiza desde modelos muy simples, donde el reparto permanece fijo durante todo el período, hasta modelos dinámicos, donde los coeficientes pueden adaptarse con mayor frecuencia al consumo real de los usuarios. Además, se incorpora un último modelo con batería comunitaria, con el objetivo de estudiar qué tan rentable resulta la instalación.

3.4.1 REPARTO PROPORCIONAL FIJO

El reparto proporcional fijo es el modelo más sencillo, ya que, en lugar de resolver un problema de optimización, calcula los coeficientes de reparto en base al peso de la demanda de cada usuario sobre la demanda total.

Por lo tanto, los usuarios con mayor consumo de energía tienen prioridad ya que reciben un mayor coeficiente. Este coeficiente, además, permanece constante durante todo el horizonte temporal, por lo que, el modelo no tiene capacidad de adaptación alguna a fluctuaciones del consumo o generación. Precisamente por esto, sirve como referencia básica para comprobar qué valor añadido aportan los modelos optimizados frente a un reparto sencillo.

3.4.2 MODELO *EX ANTE* CONFORME AL RD 244/2019

El modelo de referencia a lo largo de este trabajo es el modelo *ex ante* conforme al RD 244/2019 y la Orden TED/1247/2021 [5][6], ya que, es el modelo de reparto indicado por la normativa vigente. De esta forma, se tiene una lógica por la cual se definen los coeficientes con carácter previo, y, a pesar de que la asignación puede cambiar hasta en cuatro ocasiones al año, el reparto queda siempre fijado antes de conocer el consumo y la generación reales.

Sin embargo, cabe mencionar que la normativa permite definir coeficientes con mayor detalle temporal del que se usa en este Trabajo de Fin de Grado. Al fin y al cabo, se ha realizado una aproximación considerando un único conjunto de coeficientes para cada bloque trimestral. De esta forma, los coeficientes se optimizan para cada trimestre y permanecen constantes durante todo ese período.

Esta simplificación se ha considerado razonable ya que, al estar trabajando con datos históricos, permitir que el modelo *ex ante* modificara los coeficientes con granularidad horaria podría desvirtuar la propia limitación que se quiere representar. Al fin y al cabo, en un modelo *ex ante* los coeficientes deben definirse antes de conocer lo que realmente va a ocurrir, por lo que utilizar información horaria futura para fijarlos con tanto detalle haría que el modelo se acercara demasiado a un reparto dinámico.

En cambio, en los modelos dinámicos esta cuestión no supone el mismo problema, ya que su lógica consiste precisamente en actualizar el reparto en función de la información disponible en cada momento. Por tanto, para mantener una comparación coherente, se ha optado por representar el modelo *ex ante* mediante coeficientes constantes por bloque trimestral, conservando así su principal limitación, la falta de adaptación al consumo y la generación reales de cada hora.

3.4.3 MODELO *EX ANTE* RÍGIDO

El modelo *ex ante* rígido puede entenderse como el caso más limitado del modelo anterior. En este caso, todo el horizonte temporal se considera como un único bloque, por lo que los coeficientes se calculan una sola vez y no se modifican durante todo el año.

$$B = 1$$

Este modelo permite aislar el efecto que tiene la actualización periódica de los coeficientes. Es decir, al compararlo con el modelo *ex ante* trimestral, puede observarse qué mejora se obtiene únicamente por permitir que los coeficientes se revisen varias veces a lo largo del año.

No obstante, al igual que ocurre con el modelo anterior, los coeficientes se siguen definiendo antes de conocer el comportamiento real de los usuarios, por lo que el reparto mantiene una rigidez importante.

3.4.4 MODELO DE REPARTO DINÁMICO

El modelo de reparto dinámico introduce una mayor flexibilidad en la actualización de los coeficientes, a diferencia de los modelos *ex ante*, la herramienta permite optimizar el reparto con distintas granularidades temporales (horaria, diaria, semanal o mensual).

Lo cierto es que el modelo horario representa el caso más flexible de todos, ya que permite adaptar los coeficientes a las condiciones reales de generación, demanda y precios en cada instante. Por tanto, es el modelo de menor coste posible sin incorporar almacenamiento comunitario. Sin embargo, esta mayor flexibilidad no basta con obtenerla sin más, ya que también implica una mayor complejidad computacional al tener que calcular y gestionar un número mucho mayor de coeficientes. Es por ello por lo que resulta interesante comparar distintas granularidades y analizar si el ahorro adicional justifica una actualización más frecuente.

3.4.5 MODELO DINÁMICO CON ALMACENAMIENTO COMUNITARIO

El modelo dinámico con almacenamiento comunitario se basa en modelo dinámico horario que incorpora una batería comunitaria, de esta forma, la batería sirve como un elemento que desplaza energía entre distintos momentos temporales, almacenando los excedentes y cubriendo los déficits.

Cabe mencionar que la batería solo puede cargarse con excedente fotovoltaico, de tal forma que no se permite cargarla con energía procedente de la red. Del mismo modo, la descarga se destina únicamente a cubrir demanda interna de la comunidad, evitando así que el almacenamiento se utilice como mecanismo de exportación. Además, el horizonte temporal termina con un estado de carga a cero, de forma que se liquida la totalidad de la carga restante en el momento final. Esto se debe a este almacenamiento representa una plusvalía latente a cuantificar.

Sin embargo, el uso de la batería no puede considerarse gratuito. Cada ciclo de carga y descarga contribuye a su degradación, por lo que el coste asociado a ese desgaste se incorpora en la función objetivo. De esta forma, el modelo no recurre a la batería simplemente porque exista energía sobrante, sino únicamente cuando el ahorro obtenido compensa el desgaste derivado de su uso. Por tanto, este modelo permite analizar no solo el efecto energético del almacenamiento, sino también si su instalación y uso resulta razonable desde un punto de vista económico.

3.5 MÉTRICAS DE EVALUACIÓN

Una vez expuestos los modelos resulta necesario determinar las métricas a calcular. Lo cierto es que para medir el rendimiento de los modelos no basta con conocer el menor coste total, sino que también conviene analizar la equidad, la gestión energética y, en el caso de la batería, la rentabilidad de la inversión.

3.5.1 MÉTRICAS ECONÓMICAS

En primer lugar, se calcula el coste energético total de cada modelo. De este modo, el coste viene determinado por las compras a red menos los ingresos obtenidos por la venta de excedentes.

$$C = \sum_{t=1}^T (p_t^{buy} \cdot I_t - p_t^{sell} \cdot E_t)$$

A partir de este valor, se calcula el ahorro obtenido por cada modelo respecto al modelo *ex ante* tomado como referencia. Dicho ahorro se expresa tanto en euros como en porcentaje, de forma que sea posible comparar de manera clara la mejora conseguida.

$$Ahorro = C^{ref} - C^{opt}$$

$$Ahorro_{\%} = \frac{C^{ref} - C^{opt}}{C^{ref}} \cdot 100$$

Además, el coste también se analiza por usuario, ya que una reducción del coste total de la comunidad no tendría el mismo valor si el ahorro se concentrara únicamente en unos pocos participantes.

3.5.2 MÉTRICAS ENERGÉTICAS

En segundo lugar, se estudia la gestión de la comunidad respecto a la energía generada.

La tasa de autoconsumo indica qué parte de la demanda total se cubre con la generación fotovoltaica propia:

$$SC = \frac{\sum_t S_t}{\sum_t D_t} \cdot 100$$

La tasa de excedente mide qué parte de la generación fotovoltaica se acaba vendiendo a la red:

$$EXC = \frac{\sum_t E_t}{\sum_t G_t} \cdot 100$$

Por último, la tasa de importación indica qué parte de la demanda es cubierta comprando electricidad a la red:

$$IMP = \frac{\sum_t I_t}{\sum_t D_t} \cdot 100$$

Además, para el modelo con batería se calcula cuánto se ha utilizado la batería mediante el cálculo de ciclos equivalentes completos (EFC):

$$EFC = \frac{total_carga + total_descarga}{2 \cdot E_{max}}$$

3.5.3 MÉTRICAS DE EQUIDAD

No obstante, una vez analizado el impacto total resulta relevante analizar la equidad del reparto. Al fin y al cabo, una reducción del coste total tendría menos valor si se produjera a costa de concentrar el ahorro en unos pocos participantes. Es por ello por lo que, se calcula el índice de equidad de Jain [25]:

$$J = \frac{(\sum_{u=1}^U r_u)^2}{U \cdot \sum_{u=1}^U r_u^2}$$

donde:

$$r_u = \frac{c_u^{ref} - c_u^{opt}}{c_u^{ref}}$$

Este índice toma valores entre 0 y 1. Un valor cercano a 1 indica que el ahorro se reparte de forma equilibrada entre los miembros de la comunidad. Sin embargo, este índice solo es representativo cuando el ahorro es significativamente mayor que cero. Es por ello por lo que cuando el ahorro no es suficientemente grande no se calcula el índice para no inducir a error. [25]

3.6 PESTAÑAS DE LA INTERFAZ WEB

La interfaz dispone de una barra lateral fija desde la que el usuario navega entre las pestañas de Configuración, Comparativa, Usuarios, Energía, Batería y Exportar. La pestaña de

Batería, no obstante, solo aparece si el usuario elige ejecutar el modelo dinámico con almacenamiento.

En la esquina superior derecha de la herramienta se indica en todo momento si hay resultados disponibles. En caso de que no los haya, en el resto de las pestañas no se visualizará nada en espera a la ejecución de los modelos para obtener resultados a analizar.

3.6.1 PESTAÑA DE CONFIGURACIÓN

La pestaña de Configuración es la página de inicio de la herramienta. Desde aquí, el usuario selecciona el tipo de tarifa, carga los datos de entrada y configura los modelos que quiere ejecutar.

En primer lugar, se selecciona el tipo de tarifa: indexada (opción por defecto), mixta y fija. En la tarifa indexada, los precios de compra y venta se cargan mediante ficheros CSV independientes.



Figura 21. Configuración de tarifa indexada

En la tarifa mixta, uno de los precios se introduce manualmente como valor constante, mientras que el otro se carga mediante fichero.

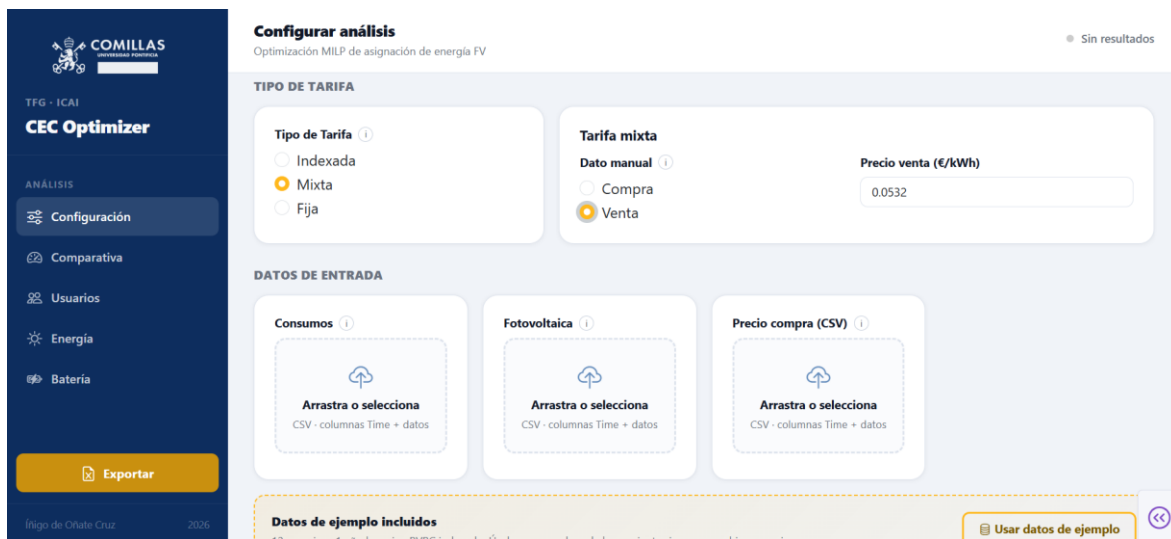


Figura 22. Configuración de tarifa mixta

Por último, en la tarifa fija, tanto el precio de compra como el precio de venta se introducen directamente como valores constantes, tomando por defecto, la media durante 2024, 0,1161 €/kWh para la compra y 0,0532 €/kWh para la venta.

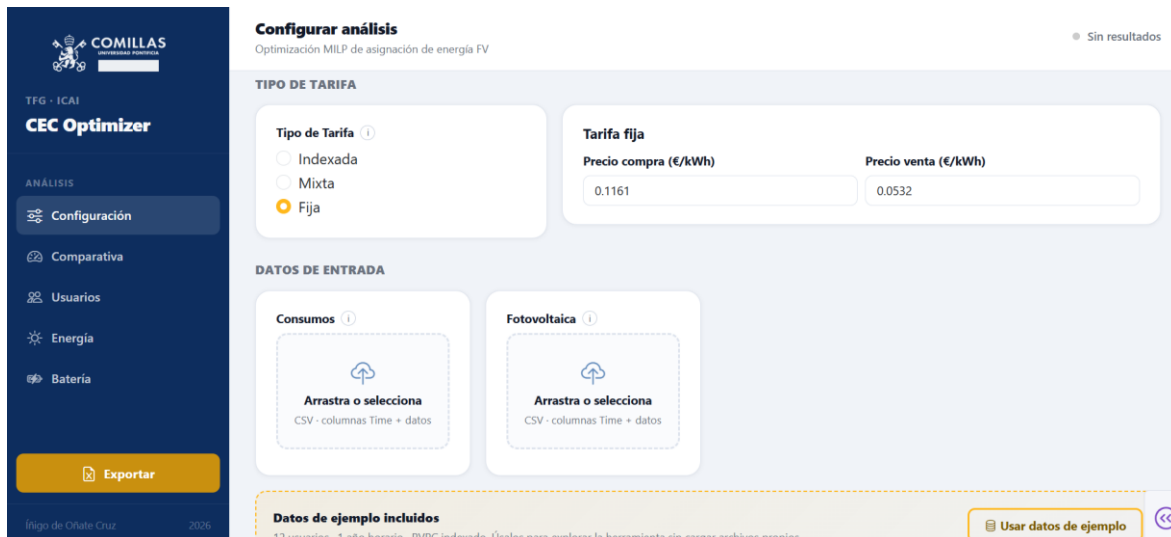


Figura 23. Configuración de tarifa fija

De esta forma, según la tarifa seleccionada, la herramienta muestra u oculta automáticamente los campos de carga de precios que sean necesarios.

A continuación, la pestaña permite cargar los datos de entrada. Para ello, se muestran distintas zonas de carga para los ficheros de consumo, generación fotovoltaica, precio de compra y precio de venta. El fichero de consumos debe contener una columna temporal y una columna por cada usuario, mientras que el fichero de generación recoge la producción fotovoltaica horaria. En el caso de los precios, estos solo deben cargarse cuando el tipo de tarifa seleccionado lo requiera. Además, con el objetivo de facilitar una primera exploración de la herramienta, se incorpora la posibilidad de usar un conjunto de datos de ejemplo, formado por 12 usuarios, un año completo con granularidad horaria y tarifa PVPC indexada.

Por último, la pestaña de Configuración incluye las opciones de ejecución. Desde el apartado de opciones avanzadas, el usuario puede seleccionar qué modelos quiere analizar.

En el caso del modelo *ex ante*, se puede incluir el modelo de referencia conforme al RD 244/2019, activo por defecto, y también el modelo *ex ante* rígido.

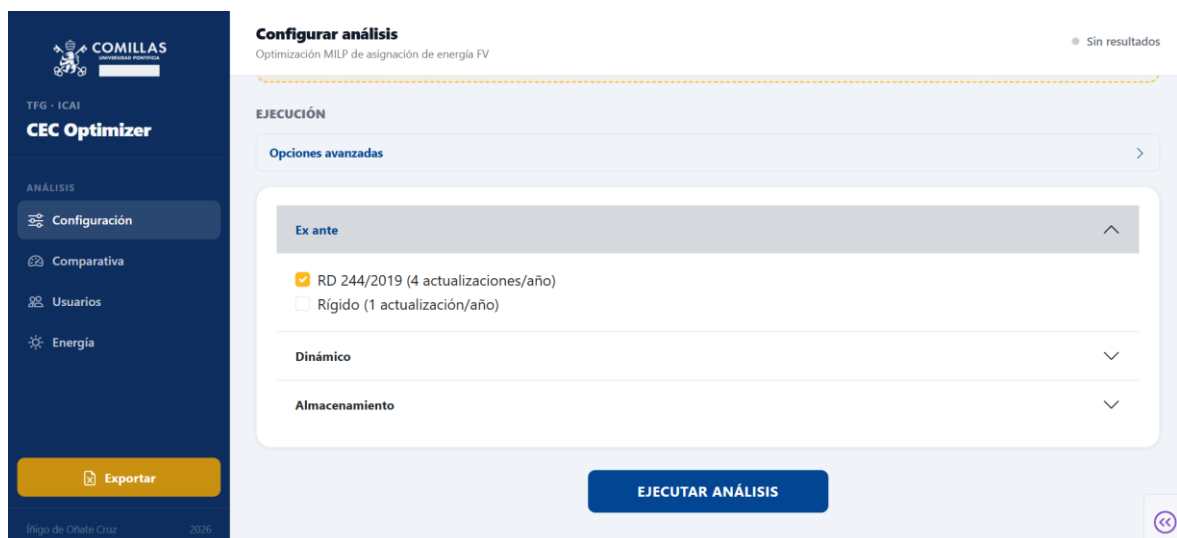


Figura 24. Opciones del modelo ex ante

Para el modelo dinámico, se pueden seleccionar distintas frecuencias de actualización de los coeficientes: horaria, diaria, semanal o mensual. Además, la herramienta permite escoger el *solver* que se utilizará para resolver el problema, siendo Gurobi la opción por defecto por su mayor rendimiento, aunque también se contempla el uso de CBC o GLPK.

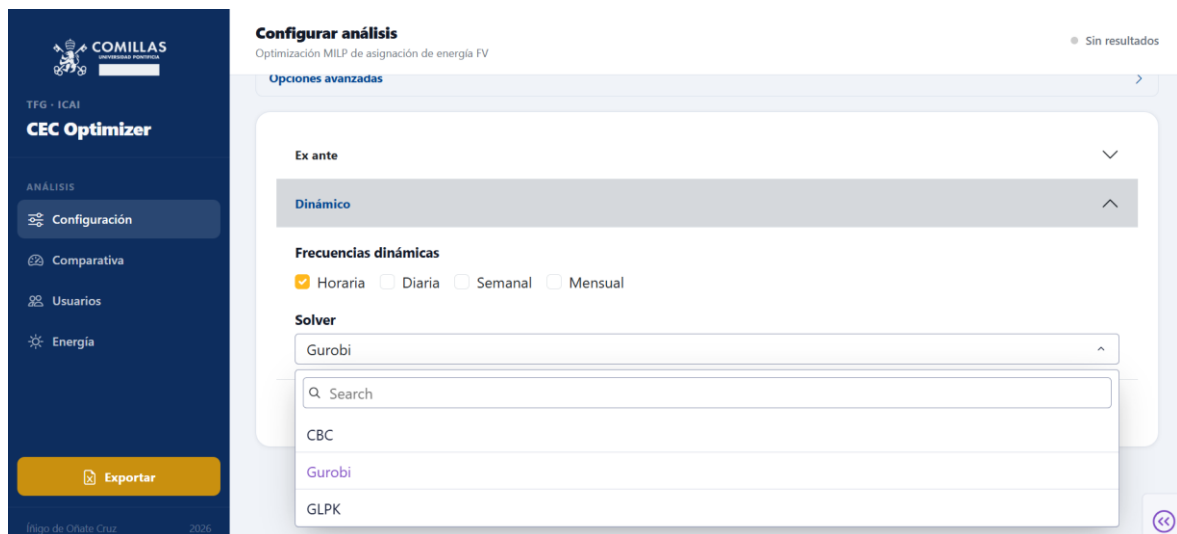


Figura 25. Opciones del modelo dinámico

Asimismo, desde esta misma pestaña se puede activar la batería comunitaria. En caso de hacerlo, se despliegan los parámetros técnicos y económicos del almacenamiento, como la capacidad, la potencia máxima de carga y descarga, las eficiencias, el CAPEX y el número de ciclos de vida. Cabe mencionar que la pestaña de Batería solo aparece en la barra lateral cuando este modelo se encuentra activado, ya que únicamente en ese caso tiene sentido realizar el análisis financiero del almacenamiento.

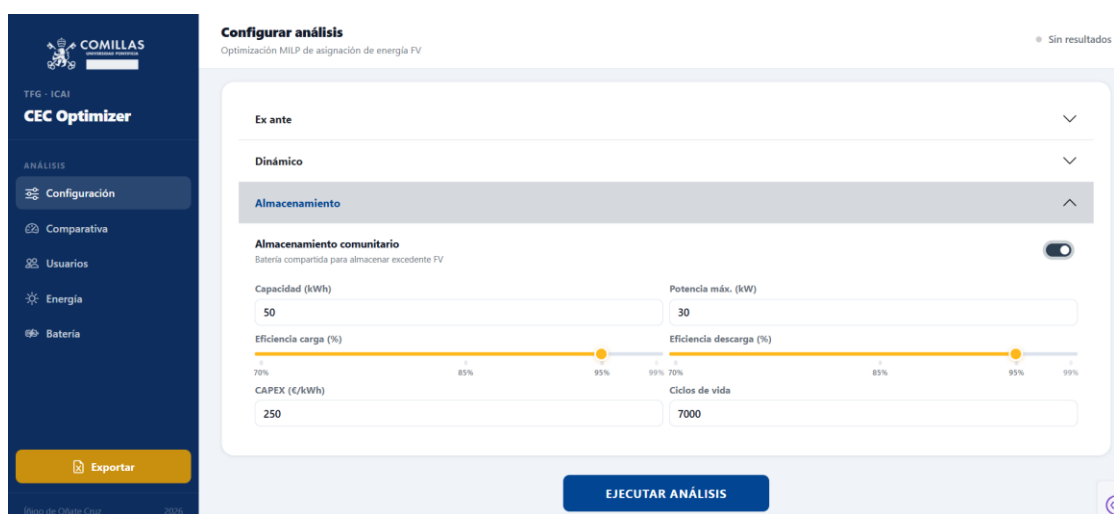


Figura 26. Parámetros de la batería comunitaria

Los valores por defecto se han tomado de forma que sean representativos para el caso de referencia, es decir, para una comunidad energética residencial. Bajo dicho caso, teniendo en cuenta el número de usuarios y la demanda se ha considerado una capacidad de 50 kWh. Una vez calculada la capacidad se ha escalado la potencia máxima tomando un valor de 30 kW.

En cuanto al resto de parámetros, se tiene que para las baterías de ión-litio la eficiencia del ciclo completo, es decir, de carga y descarga se sitúa entre el 88 y el 92%, de este modo, se ha considerado que la carga y descarga tienen las mismas pérdidas con el fin de guardar la simetría [26]. Realizando los cálculos se obtiene que una eficiencia de carga y descarga del 95% resulta en una eficiencia de ciclo completo del 90,25%.

Respecto al coste de instalación, como ya se mencionaba en la introducción estas inversiones cuentan con grandes economías de escala y lo cierto es que la instalación de baterías en proyectos grandes viene a costar alrededor de 200 €/kWh, sin embargo, el caso de referencia es el de una comunidad residencial. Estos proyectos más pequeños tienen de media un cargo aplicable del 25%, por lo que, se ha establecido un coste del CAPEX de 250 €/kWh [26].

Por último, el rango de vida útil de las baterías ion-litio se sitúa entre 6.000 y 8.000 ciclos, por lo que, se ha tomado el valor de 7.000 ciclos de vida útil como media representativa [26].

Cabe mencionar que, aunque estos datos se han tomado para que sean lo más cercanos posibles a la realidad, es inevitable que tengan un margen de error. Es por ello que esta herramienta supera las limitaciones de las soluciones comerciales cerradas haciendo estos parámetros modificables para poder investigar distintos escenarios, ajustables a cada comunidad.

3.6.2 PESTAÑA DE COMPARATIVA

El objetivo principal de la pestaña de comparativa es mostrar una visión general de todos los modelos ejecutados y permitir comparar sus resultados.

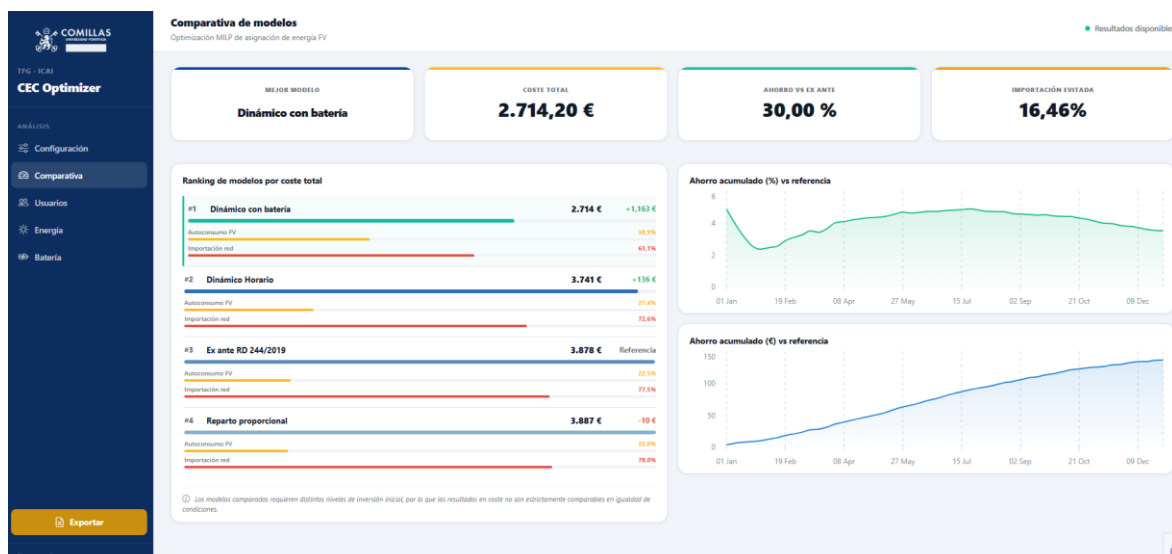


Figura 27. Pestaña de Comparativa

En la parte superior se muestran las métricas principales, se indica cuál ha sido el mejor modelo, el coste total, el ahorro porcentual frente al modelo *ex ante* de referencia y la reducción de importación de red conseguida. De esta forma, el usuario puede identificar rápidamente cuál es el modelo con mejor resultado y qué mejora supone respecto al esquema de referencia.

A continuación, la pantalla se divide en dos partes. En la columna izquierda aparece un *ranking* de modelos ordenado de menor a mayor coste total. Para cada modelo se muestra su nombre, el coste absoluto, la diferencia en euros respecto al modelo de referencia y distintas barras que permiten comparar el porcentaje de autoconsumo fotovoltaico y la importación de red. Cabe mencionar que el modelo *ex ante* conforme al RD 244/2019 aparece identificado como referencia.

Además, se incluye una advertencia para los modelos con batería, ya que, el coste energético mostrado no incorpora directamente la inversión inicial del almacenamiento. Es por ello por lo que el análisis económico de dicha inversión se desarrolla de forma separada en la pestaña Batería.

Por último, en la columna derecha se muestran dos gráficos que representan la evolución temporal del ahorro acumulado del mejor modelo dinámico frente al modelo de referencia. Cabe mencionar que en estos gráficos se muestra siempre el mejor modelo sin batería, ya que, aunque el modelo con almacenamiento pueda presentar un menor coste energético, su resultado no incorpora directamente la inversión inicial de la batería y, por tanto, el ahorro acumulado no sería completamente representativo. Los gráficos muestran el ahorro relativo y absoluto respectivamente, de esta forma, se puede analizar si el ahorro se mantiene de forma relativamente constante a lo largo del año o si se concentra en determinados momentos de mayor generación fotovoltaica.

3.6.3 PESTAÑA DE USUARIOS

La pestaña Usuarios, permite analizar los resultados del mejor modelo a nivel individual. Lo cierto es que no basta únicamente con comprobar si se reduce el coste total de la comunidad, sino que también resulta necesario observar cómo se reparte ese ahorro.

En primer lugar, la pestaña muestra para cada uno de los usuarios el ahorro tanto absoluto como relativo frente al modelo de referencia. De esta forma, se puede comprobar de manera directa qué impacto tiene la optimización sobre cada usuario.

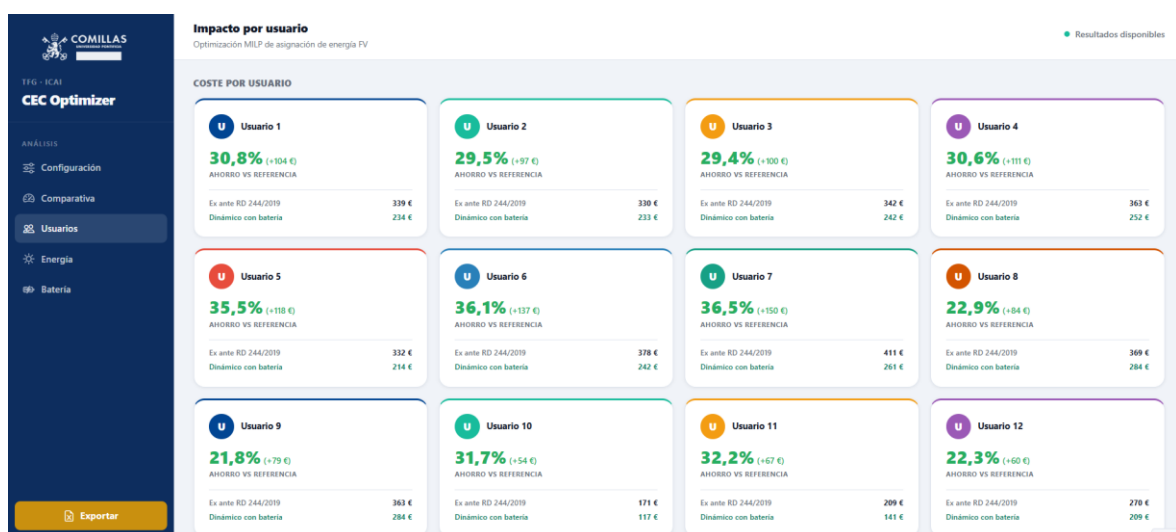


Figura 28. Ahorro absoluto y relativo por usuario

Además, se muestra el índice de equidad de Jain, el cual permite valorar si el ahorro se reparte de forma equilibrada (valores lo más cercanos al 100%) entre los miembros de la comunidad.

Asimismo, la pestaña permite también seleccionar el modelo a visualizar y observar cómo se distribuyen sus coeficientes de reparto.

En el caso de los modelos *ex ante*, se muestra la evolución de los coeficientes a lo largo del tiempo, ya que estos permanecen constantes durante bloques amplios.

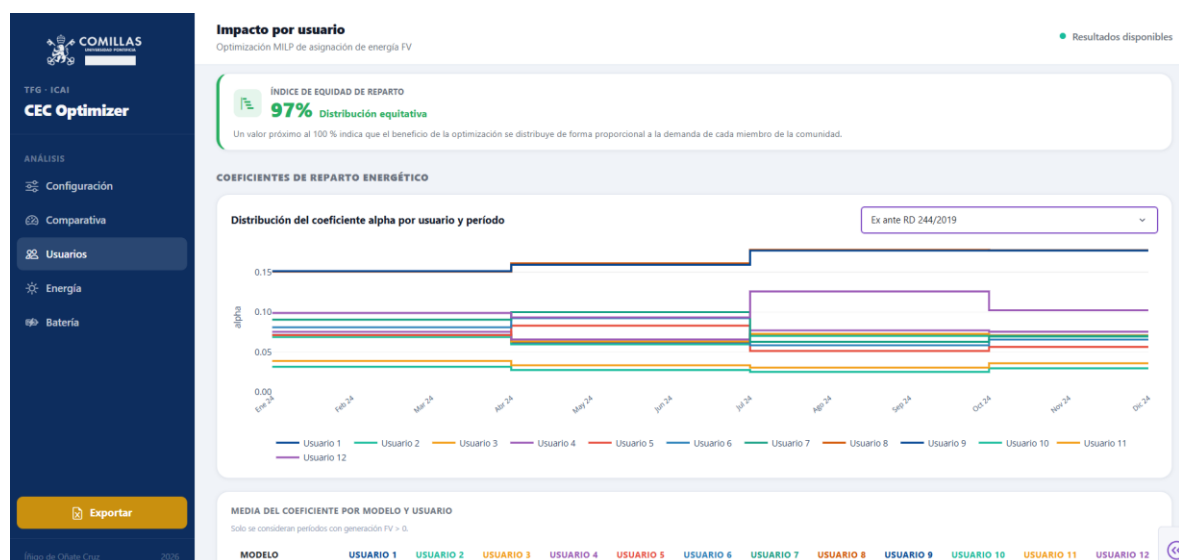


Figura 29. Evolución de los coeficientes de reparto en modelos ex ante

En cambio, en los modelos dinámicos, al cambiar con mucha mayor frecuencia, se muestra una distribución estadística que permite interpretar mejor su variabilidad sin sobrecargar la visualización.



Figura 30. Distribución estadística de los coeficientes en los modelos dinámicos

Bajo este gráfico se incluye una tabla con la media del coeficiente por modelo y usuario. Esta tabla resulta útil para comparar cómo cambia la asignación media de energía según el modelo de reparto utilizado. Cabe mencionar que estos valores se calculan únicamente en las horas con generación fotovoltaica positiva, ya que en los instantes en los que no existe producción solar el coeficiente de reparto no tiene efecto real sobre la energía asignada.

Por último, la pestaña permite analizar la evolución temporal de los coeficientes dentro de un rango de fechas seleccionado por el usuario.

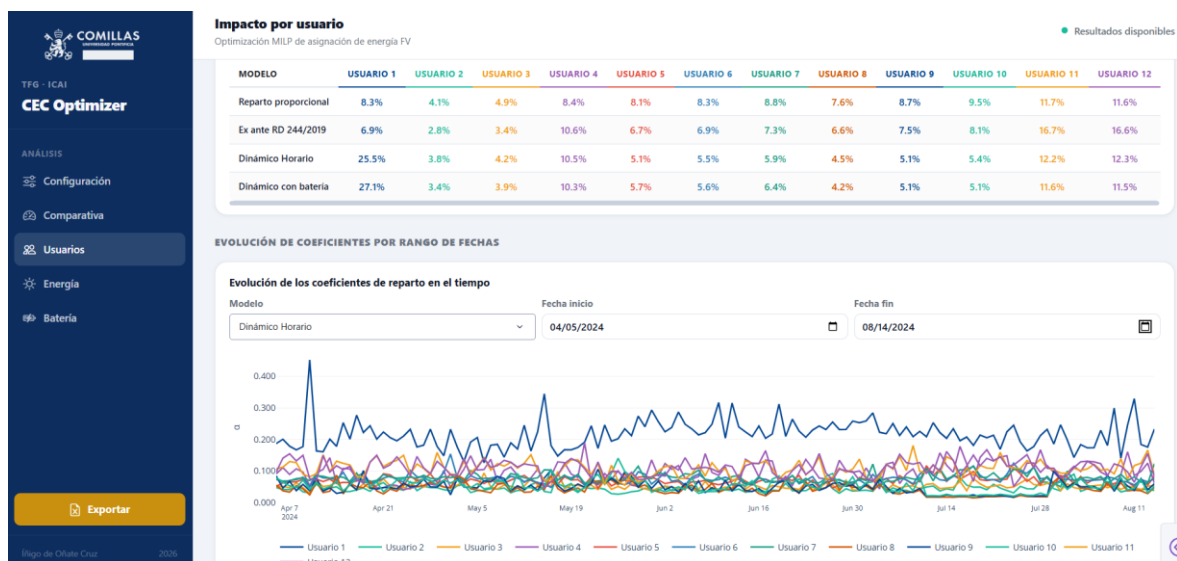


Figura 31. Evolución temporal de los coeficientes en el rango seleccionado

3.6.4 PESTAÑA DE ENERGÍA

La pestaña Energía estudia la gestión energética de la comunidad, con este fin, se analizan métricas como generación, demanda, autoconsumo, importación de red y excedentes exportados.

En primer lugar, tal y como se muestra en la figura, se presenta el período de los datos cargados, la generación fotovoltaica total, la demanda total de la comunidad y, en caso de haberse activado la batería, la vida útil restante estimada del almacenamiento. De esta forma, el usuario puede obtener una primera idea de la relación entre la energía que produce la instalación y la que necesita la comunidad.

A continuación, se muestra el perfil horario medio de precios, que compara para cada hora del día el precio medio de compra y el precio medio de venta, representando además el *spread*. Lo cierto es que esta comparación resulta especialmente relevante, ya que permite visualizar la importancia de aprovechar internamente la generación fotovoltaica antes de verterla a la red.

Junto a este gráfico se presenta el balance energético del mejor modelo, donde se recogen tres indicadores: la tasa de autoconsumo, la importación de red sobre la demanda total y el excedente exportado.

Bajo este planteamiento, la pestaña no solo permite comprobar si un modelo reduce el coste, sino también entender si dicha mejora se debe a un mayor aprovechamiento interno de la energía generada.

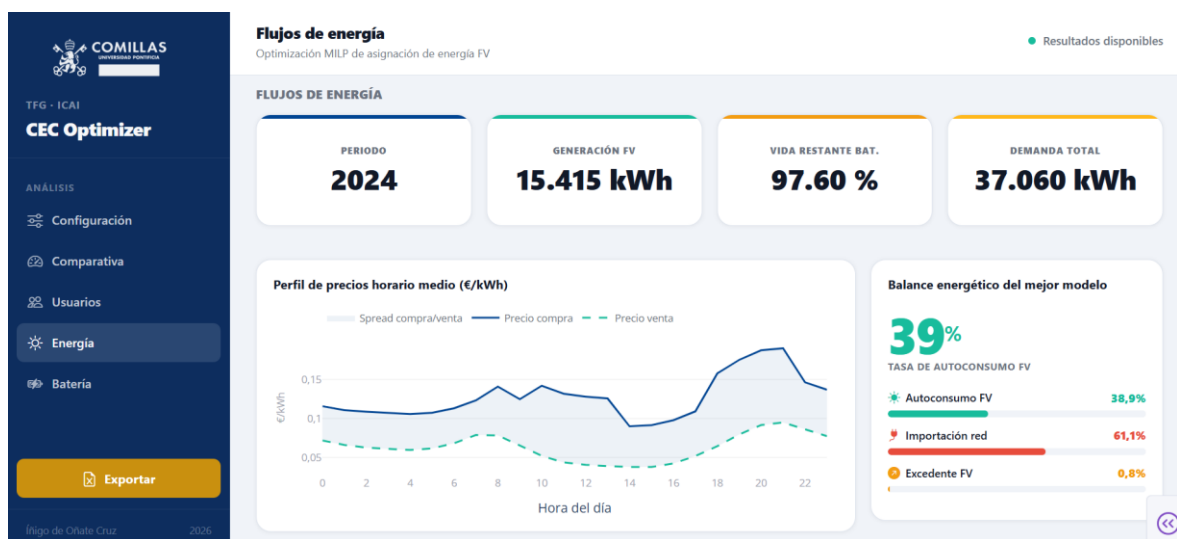


Figura 32. Balance energético de la comunidad

Además, tal y como se puede observar, se incluye desglosa el balance mensual energético entre autoconsumo, importación de red y excedente.

Cabe destacar cómo se evidencia la estacionalidad propia de la generación solar, ya que en los meses centrales del año aumenta el autoabastecimiento, mientras que en los meses de invierno ocurre lo contrario.



Figura 33. Balance mensual energético

Por último, cuando el análisis incluye almacenamiento comunitario, se muestra también la evolución del estado de carga de la batería a lo largo del período. Además, se indica el valor medio del estado de carga durante el período analizado, que en el caso de referencia se sitúa en torno al 40,9%, lo cual permite valorar si la batería se está utilizando de forma efectiva o si, por el contrario, permanece infrautilizada durante una parte relevante del año.



Figura 34. Estado de carga de la batería

3.6.5 PESTAÑA DE BATERÍA

La pestaña de Batería se encarga de realizar un estudio económico sobre la inversión de la batería. Esto se debe a que, aunque la batería reduce las compras a la red, resulta necesario analizar si dicha mejora compensa el coste de la batería.

En primer lugar, la interfaz muestra el período de retorno, el Valor Actual Neto, la Tasa Interna de Retorno y el ahorro anual absoluto. De esta forma, el usuario puede captar una idea inicial sobre la inversión.

A continuación, la pestaña permite modificar los principales supuestos económicos de la inversión. Aunque el CAPEX y la capacidad instalada se toman de la pestaña de Configuración, el usuario puede ajustar los costes de operación y mantenimiento, la inflación eléctrica y la tasa de descuento.

En cuanto a los costes de operación y mantenimiento, si bien es cierto que en grandes proyectos estos suponen aproximadamente el 5,6% de la instalación, conviene entender que estos gastos tienen en cuenta costes de mantenimiento propios de plantas comerciales que albergan varios contenedores [17]. Sin embargo, al tratarse de una comunidad residencial los costes de mantenimiento son muy inferiores. Además, los proyectos de mayor escala cuentan también con gastos como la climatización de las baterías y el reemplazo de ciertos componentes. Es por ello que, se ha tomado un valor del 3% de los costes de instalación.

Respecto a la inflación del precio de la electricidad, se tiene que durante los últimos 20 años la inflación anualizada ha sido del 3,4 %. No obstante, debido a fluctuaciones poco representativas que se han producido en los últimos años, se ha optado por un valor del 3 % anual.

En cuanto a la tasa de descuento, esta se ha fijado en un 2,5% un valor que sigue las directrices de la Comisión Europea [27], la cual recomienda, usar una tasa de descuento entre el 2 y 3% para evaluar el ahorro a largo plazo de proyectos de transición energética. Además, si el caso de referencia fuera una empresa, cabría de esperar una mayor tasa de descuento debido al coste de oportunidad, pero al ser una comunidad residencial esta tasa es adecuada.

Estos parámetros, sin embargo, se pueden modificar de forma que el análisis puede adaptarse a cualquier escenario posible, a diferencia de muchas soluciones comerciales, donde estas hipótesis suelen estar más cerradas.

Junto a estos parámetros se muestra el flujo de caja acumulado durante la vida útil del proyecto. Este gráfico permite observar en qué años la inversión sigue sin estar recuperada y a partir de qué momento empieza a generar un beneficio neto. Además, se marca visualmente el año de *payback*, de forma que el usuario pueda identificar con claridad cuándo se recupera la inversión inicial.

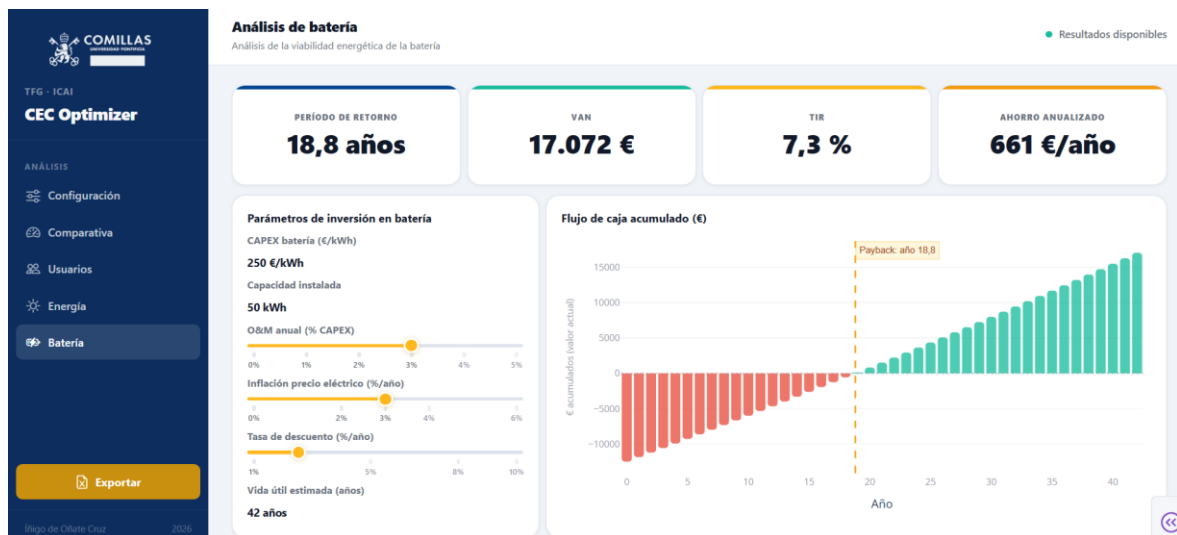


Figura 35. Flujo de caja acumulado de la inversión en almacenamiento

En segundo lugar, se incluye un desglose financiero del VAN mediante un gráfico de cascada. En él se muestran los principales componentes del resultado: la inversión inicial, el valor actual de los ahorros energéticos, los costes de operación y mantenimiento y el VAN neto final.



Figura 36. Desglose financiero del VAN del almacenamiento

Por último, la pestaña compara la evolución del ahorro anualizado entre el modelo dinámico horario sin batería y el modelo dinámico con almacenamiento. Esta comparación resulta relevante porque la batería parte con una desventaja inicial, ya que requiere una inversión que los modelos sin almacenamiento no tienen. Por ello, aunque el almacenamiento pueda mejorar el aprovechamiento energético, su rentabilidad solo empieza a tener sentido una vez que los ahorros acumulados compensan el CAPEX inicial. Bajo este planteamiento, el gráfico permite ver si la batería aporta valor a largo plazo frente al reparto dinámico sin almacenamiento y en qué momento empieza realmente a hacerlo.



Figura 37. Comparativa del ahorro anualizado: dinámico horario frente a dinámico con batería

3.6.6 PESTAÑA DE EXPORTAR

La pestaña Exportar permite descargar un archivo Excel con los resultados del análisis. En ella, el usuario puede seleccionar de forma individual qué hojas quiere incluir en el fichero final. Entre ellas se encuentran la comparativa de modelos, las series temporales, el coste por usuario, los coeficientes de reparto y, en caso de haberse ejecutado el modelo con batería, el análisis financiero y el estado de carga del almacenamiento.

Además, se muestra una vista previa con las primeras filas de la hoja de Comparativa, de tal forma que el usuario pueda comprobar el contenido antes de proceder a la descarga.

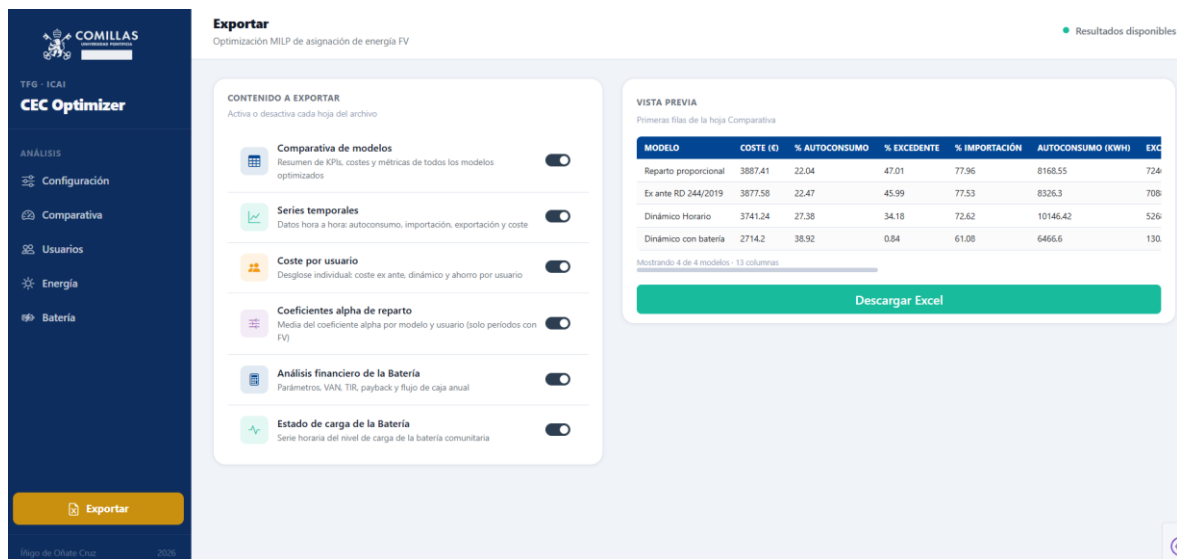


Figura 38. Pestaña de Exportar

Por último, el archivo exportado incluye una hoja informativa donde se recogen los detalles y estructura del archivo. Cabe mencionar que el archivo Excel se genera en inglés, ya que algunos caracteres especiales propios del español generan problemas al ser tratados desde Python.

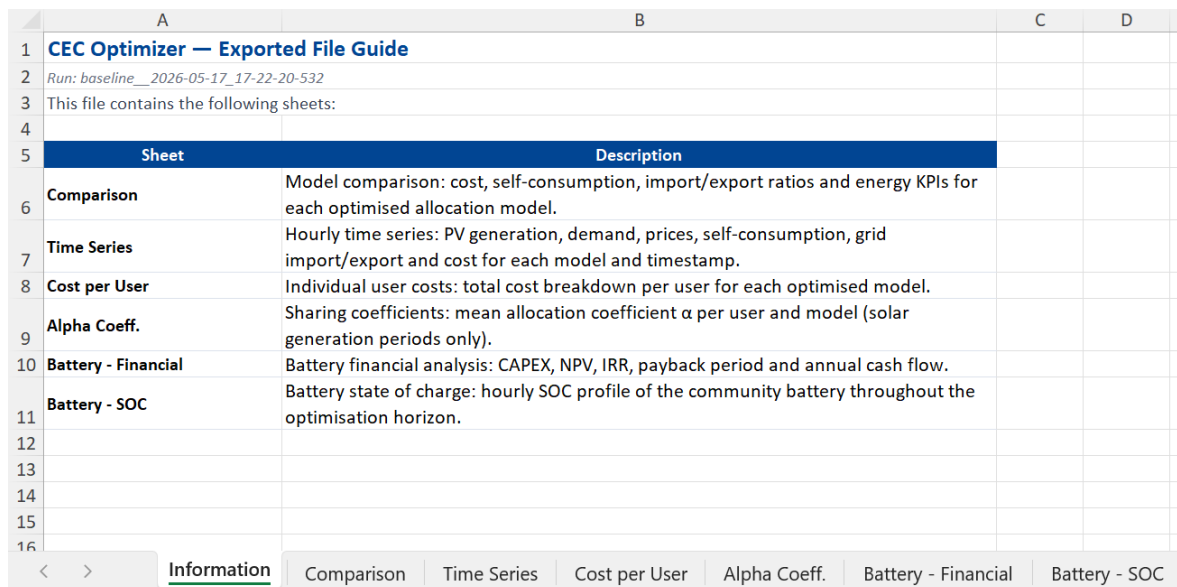


Figura 39. Hoja informativa del archivo Excel exportado

3.7 IMPLEMENTACIÓN DE LA HERRAMIENTA

3.7.1 ENTORNO TECNOLÓGICO

La herramienta se ha desarrollado en Python 3, ya que permite integrar en un único entorno los modelos de optimización, el procesamiento de datos y la interfaz web.

Los modelos de optimización son lineales, ya que facilitan la formulación y permiten mantener tiempos de ejecución adecuados. Se han desarrollado en Pyomo. Esta elección frente a otras alternativas se debe, en primer lugar, a que es una herramienta de código abierto y, además, se integra de forma nativa con Python. Asimismo, permite trabajar con modelos de optimización exacta, siempre que el *solver* alcance una solución óptima, lo cual descarta el uso de métodos heurísticos que únicamente proporcionarían soluciones aproximadas.

El *solver* predeterminado es Gurobi, el cual se ha tratado como una caja negra encargada de resolver el modelo formulado en Pyomo. Sin embargo, al requerir licencia académica, se han incorporado como alternativas CBC y GLPK, ambos de código abierto. De esta forma, si el *solver* principal no está disponible, la herramienta puede recurrir a la siguiente alternativa.

En cuanto a la interfaz web, se evaluaron las principales alternativas disponibles en Python:

<i>Librería</i>	<i>Personalización</i>	<i>Pyomo y BD</i>	<i>Documentación</i>	<i>Curva</i>	<i>Dashboard</i>
Streamlit	Baja	Integración directa	Amplia	Muy baja	Básico
Shiny (Python)	Media	Parcial, no nativa	Reducida	Alta	Avanzado
Panel / Bokeh	Media	Compatible, configuración manual	Reducida	Media	Técnico

React + JS	Muy alta	Requiere <i>backend</i> Python	Muy amplia	Muy alta	Profesional
------------	----------	--------------------------------------	------------	-------------	-------------

Tabla 19. Alternativas evaluadas para la interfaz web en Python

Lo cierto es que Streamlit destaca por su sencillez para crear aplicaciones interactivas, sin embargo, esta misma sencillez explica sus limitaciones a la hora de personalizar la interfaz o soportar cierto volumen de datos.

Shiny permitiría desarrollar una herramienta más personalizable, pero su versión en Python es demasiado reciente y cuenta con una documentación y comunidad muy limitadas. En cuanto a su versión en R, aunque dispone de mayor documentación, obligaría a combinar dos entornos de programación y requeriría una curva de aprendizaje significativa, lo que complicaría innecesariamente el desarrollo.

Otras opciones como Panel y Bokeh Server podrían ser válidas, pero presentan una base de usuarios muy reducida, lo que dificultaría resolver errores o encontrar ejemplos prácticos que sirvieran de referencia.

Por otro lado, React con JS es muy flexible, pero exige un desarrollo web avanzado y una configuración adicional para comunicarse con el *backend* en Python, lo que lo convierte en una solución de demasiado nivel para un proyecto cuyo foco está en la optimización y en la visualización de datos, no en el diseño avanzado de interfaces.

Ante esta situación, Dash se presenta como la solución más equilibrada, ya que, permite construir una interfaz interactiva y personalizable, se integra directamente con Pyomo a través del mismo intérprete Python y cuenta con documentación consolidada y comunidad activa. Es por ello por lo que se ha seleccionado como *framework* principal, complementándose con Dash Bootstrap Components para el sistema de rejilla y tarjetas, y Dash Mantine Components para los gráficos de área. El resto del *stack* incluye pandas para

la manipulación de datos tabulares, PyYAML para la configuración tipada en *dataclasses* con validación en arranque, y el módulo de *logging* para seguir el paso a paso de la ejecución.

Por último, cabe mencionar que la exportación de resultados en formato Excel se gestiona mediante OpenPyXL, ya que permite construir libros de cálculo con múltiples hojas y aplicar formato personalizado a cada una de ellas.

3.7.2 RESOLUCIÓN NUMÉRICA DEL MODELO

Tal y como se ha explicado en el epígrafe anterior, los modelos se han desarrollado en Pyomo, lo que permite que la formulación matemática del problema se traduzca directamente en un modelo que un *solver* externo se encarga de resolver. Sin embargo, la ejecución conlleva más que este proceso. Antes de llegar a ese punto, es necesario preparar los datos, verificar que las series sean coherentes, definir los bloques temporales y configurar el entorno de resolución. Para ello, todo el proceso se articula a través de la función `run_pipeline`, que encadena cada una de estas fases hasta alcanzar la resolución de los modelos.

El proceso arranca con la carga y el preprocesado de los datos. A continuación, se validan las series de entrada, se configuran los bloques temporales y el *solver* y, una vez completado todo esto, se ejecutan los modelos. Además, de forma paralela, cada una de estas fases y sus procesos quedan registrados en el *log*. Esto ha resultado especialmente útil durante el desarrollo de la herramienta, ya que ha permitido depurar el código e identificar con mayor facilidad en qué punto aparecía cada error. No obstante, incluso una vez finalizado el desarrollo, este registro sigue siendo relevante, puesto que permite detectar cualquier incidencia que pudiera surgir durante la ejecución de los modelos.

En lo que respecta al *solver*, la función `elegir_solver` usa por defecto Gurobi y, si no está disponible, recurre a CBC o GLPK como alternativas. Una vez definido el *solver*, cada instante temporal queda asignado a un bloque de actualización. Esta asignación de instantes a bloques es, por tanto, la que permite representar desde modelos más rígidos, donde los

coeficientes permanecen constantes durante periodos más largos, hasta modelos completamente dinámicos, donde se actualizan con mayor frecuencia.

Tras cada resolución, la herramienta realiza un postprocesado sobre los coeficientes obtenidos en aquellos bloques donde el resultado no queda determinado de forma única. Pudiera darse la situación de que la generación fotovoltaica superara ampliamente a la demanda, o de que apenas existiera generación en un bloque concreto. En estos casos, distintas combinaciones de coeficientes pueden ser igualmente válidas desde el punto de vista del *solver*, ya que no modifican el valor de la función objetivo. Sin embargo, aunque el resultado sea correcto matemáticamente, no siempre resulta el más representativo. Ante esta problemática, la herramienta sustituye dichos coeficientes por un reparto proporcional a la demanda.

Por último, cuando se ejecutan varios modelos dinámicos la herramienta reutiliza parte de los resultados ya calculados. De este modo, una vez realizado el preprocesado y resueltos los modelos *ex ante* y proporcional, las siguientes ejecuciones dinámicas no necesitan repetir todo el proceso desde el inicio.

3.7.3 VERIFICACIÓN DE RESULTADOS

Tras cada ejecución del *solver*, el código realiza tres comprobaciones de consistencia sobre las series temporales.

En primer lugar, se comprueba que la diferencia entre la demanda total y el autoconsumo total coincida con la suma de las importaciones horarias, admitiendo una tolerancia de $\max(1 \text{ kWh}, 1\% \cdot D_{total})$:

$$\left| (D_{total} - S_{total}) - \sum_t imp_t \right| \leq \max(1 \text{ kWh}, 0,01 \cdot D_{total})$$

En segundo lugar, se verifica que el autoconsumo total no supere la generación disponible, admitiendo un margen de $0,01 \text{ kWh}$:

$$S_{total} \leq G_{total} + 0,01 \text{ kWh}$$

Por último, se asegura que el coste calculado sobre las series de importación y exportación coincida con el valor de la función objetivo devuelto por el *solver*, dentro de una tolerancia de $\max(1 \text{ €}, 1\% \cdot obj_{val})$:

$$\left| \sum_t (p_t^{buy} \cdot imp_t - p_t^{sell} \cdot exp_t) - obj_{val} \right| \leq \max(1 \text{ €}, 0,01 \cdot obj_{val})$$

Además, se verifica que la suma de los coeficientes $\alpha_{u,b}$ sobre todos los usuarios sea igual a 1 en cada bloque, admitiendo una tolerancia de 0,01:

$$\left| \sum_u \alpha_{u,b} - 1 \right| \leq 0,01 \quad \forall b$$

Al finalizar el cálculo de costes individuales, también se comprueba que la suma de los costes individuales sea igual al coste total del modelo dentro de una tolerancia de $\max(1 \text{ €}, 0,5\% \cdot coste_{total})$:

$$\left| \sum_u cost_{p,u} - coste_{total} \right| \leq \max(1 \text{ €}, 0,005 \cdot coste_{total})$$

Cabe mencionar que, todas estas comprobaciones se categorizan como OK o WARN en el *log*, de forma que, aunque no se interrumpa la ejecución, queden registradas las inconsistencias.

Capítulo 4. ANÁLISIS DE RESULTADOS

Una vez definidos los modelos de reparto y explicado el funcionamiento de la herramienta, cabe analizar qué resultados se extraen del caso de estudio. Antes de ello, conviene tener presente que los valores expuestos son meramente ilustrativos, ya que el valor añadido no reside en los resultados exactos sino en las relaciones y tendencias que estos ponen de manifiesto.

Lo cierto es que, para distintos datos se dan distintos resultados. Es por ello por lo que precisamente se ha desarrollado una herramienta que permite modificar los datos de entrada y los parámetros del sistema para estudiar cómo se comporta cada modelo de reparto bajo las condiciones propias de la comunidad que se quiera analizar.

4.1 COMPARATIVA GENERAL DE LOS MODELOS DE REPARTO

Este apartado recoge la comparativa general de los distintos modelos de reparto. En primer lugar, se analiza cuál de ellos consigue un menor coste total, que es en definitiva el objetivo principal de la herramienta.

Tal y como se adelantaba en la introducción, este coste total está muy ligado a la capacidad de cada modelo para gestionar la energía internamente, por lo que a continuación se estudia el comportamiento energético de cada alternativa.

Por último, se analiza la evolución temporal del ahorro a lo largo del horizonte analizado, con el fin de comprobar si dicho ahorro responde a un momento puntual o se mantiene de forma estable en el tiempo.

4.1.1 COSTE TOTAL Y AHORRO

En primer lugar, se comparan los modelos desde el punto de vista económico, tomando como referencia el modelo *ex ante* conforme al RD 244/2019, ya que es el que más se aproxima al

funcionamiento que permite la normativa vigente y, por tanto, el que tiene más sentido usar para medir hasta qué punto los modelos más flexibles consiguen mejorar el resultado actual.

<i>Modelo</i>	<i>Coste total (€)</i>	<i>Ahorro vs. referencia (€)</i>	<i>Ahorro (%)</i>
Dinámico con batería	2.714 €	1.163 €	30 %
Dinámico horario	3.741 €	136 €	3,52 %
Dinámico diario	3.810 €	68 €	1,75 %
Dinámico semanal	3.864 €	14 €	0,36 %
Dinámico mensual	3.873 €	6 €	0,15 %
<i>Ex ante RD 244/2019</i>	<i>3.878 €</i>	<i>Referencia</i>	<i>Referencia</i>
<i>Ex ante rígido</i>	3.879 €	-1 €	-0,03 %
Reparto proporcional	3.887 €	-10 €	-0,26 %

Tabla 20. Coste total y ahorro de los modelos de reparto frente al modelo de referencia

Tal y como se puede observar, el modelo con menor coste total es el dinámico con batería. Sin embargo, este resultado es engañoso, puesto que en esta comparativa se recoge el coste energético, pero no la inversión inicial necesaria para instalar la batería. Es por esta razón por lo que la herramienta cuenta con la siguiente advertencia: *Los modelos comparados requieren distintos niveles de inversión inicial, por lo que los resultados en coste no son estrictamente comparables en igualdad de condiciones*. Esta inversión inicial se estudiará más adelante para analizar la rentabilidad económica del almacenamiento.

Dejando a un lado el modelo con batería, el mejor resultado corresponde al modelo dinámico, lo cual muestra que, se puede reducir el coste total de la comunidad con tan solo recalcular los coeficientes más frecuentemente.

Sin embargo, esta relación entre la frecuencia y el coste total no es lineal. Tal y como se puede observar, el salto entre el modelo mensual y el semanal es prácticamente irrelevante, mientras que avanzar hacia el modelo diario y, sobre todo, hacia el horario, produce reducciones mucho más significativas. Por tanto, introducir cierta flexibilidad no es suficiente por sí solo, sino que esta debe ser lo bastante alta como para justificar la complejidad que conlleva.

Por último, tanto el modelo *ex ante* rígido como el reparto proporcional presentan un coste ligeramente superior al de referencia, lo cual confirma que una asignación demasiado rígida, no resulta suficiente para mejorar el aprovechamiento económico de la energía generada.

4.1.2 BALANCE ENERGÉTICO

Una vez analizado el coste total por modelo, resulta relevante estudiar qué ocurre desde el punto de vista energético. Como ya se expuso en la introducción, bajo la premisa de que el precio de compra es superior al de venta, el autoconsumo fotovoltaico está inversamente relacionado con el coste total de la comunidad.

Dicho de otra forma, a mayor importación de red, mayor coste, puesto que cada kWh que no se aprovecha internamente debe adquirirse a un precio superior al que se obtendría por venderlo. Es por ello por lo que, desde el punto de vista económico, resulta más eficiente consumir la energía generada dentro de la propia comunidad que exportarla como excedente.

Bajo este contexto, se comparan tres magnitudes para cada modelo:

<i>Modelo</i>	<i>Autoconsumo</i>	<i>Importación</i>	<i>Excedentes</i>
Dinámico con batería	38,9 %	61,1 %	0,8 %

Dinámico horario	27,4 %	72,6 %	34,2 %
Dinámico diario	24,8 %	75,2 %	40,5 %
Dinámico semanal	22,9 %	77,1 %	45,0 %
Dinámico mensual	22,6 %	77,4 %	45,7 %
Ex ante RD 244/2019	22,5 %	77,5 %	46,0 %
<i>Ex ante</i> rígido	22,4 %	77,6 %	46,1 %
Reparto proporcional	22,0 %	78,0 %	46,7 %

Tabla 21. Balance energético de los modelos: autoconsumo, importación y vertido

Tal y como cabía esperar, el modelo dinámico con batería es el que mejor gestiona la energía internamente. Lo cierto es que este resultado encaja perfectamente con lo esperado, puesto que la batería permite almacenar la energía que no se consume en el momento de generación para utilizarla posteriormente, de tal forma que prácticamente no vende energía a la red.

Dejando de lado el modelo de almacenamiento, se observa que a mayor frecuencia de actualización mayor autoconsumo. De este modo, recalcular los coeficientes con más frecuencia permite ajustar el reparto a lo que realmente está ocurriendo en la comunidad en cada instante, reduciendo así la energía que termina saliendo a la red.

No obstante, esta mejora no crece proporcionalmente ya que los modelos de menor frecuencia apenas se separan del modelo de referencia, lo que pone de manifiesto que introducir cierta flexibilidad no es suficiente por sí solo, sino que esta debe ser lo bastante alta como para capturar las variaciones reales del sistema.

En cuanto al modelo *ex ante* rígido y el reparto proporcional, sus resultados confirman que los esquemas más rígidos no solo reducen poco el coste, sino que tampoco consiguen mejorar el aprovechamiento de la generación fotovoltaica disponible.

4.1.3 EVOLUCIÓN TEMPORAL DEL AHORRO

Cabe preguntarse ahora cómo evoluciona el ahorro total de los modelos a lo largo del año, ya que, aunque el ahorro final sea relevante, este dato no permite saber por sí solo si la mejora se mantiene de forma estable en el tiempo o si, por el contrario, responde a momentos concretos en los que el ahorro se acentúa. Lo cierto es que este análisis resulta especialmente relevante, ya que permite diagnosticar no solo el comportamiento general de cada modelo, sino también posibles causas de variación y la sensibilidad de los resultados a lo largo del periodo analizado.

Es por ello por lo que en este apartado se representa la evolución del ahorro acumulado de los modelos dinámicos frente al modelo *ex ante* RD 244/2019, tanto en términos porcentuales como en euros. Cabe mencionar que no se incluye el modelo dinámico con batería, ya que este requiere una inversión inicial que modifica por completo la comparación. Por tanto, su análisis se realizará más adelante dentro del estudio económico del almacenamiento.

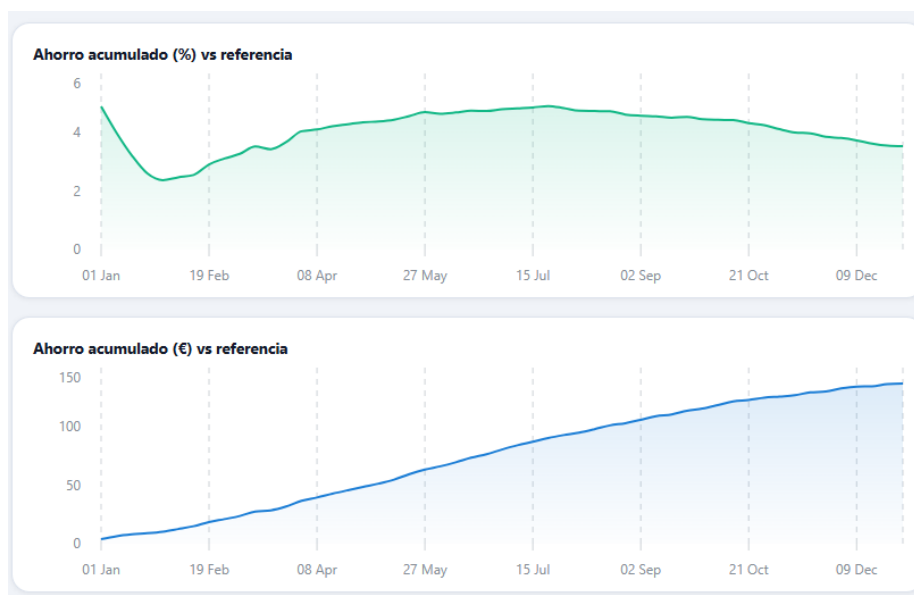


Figura 40. Evolución del ahorro del modelo dinámico horario frente a la referencia

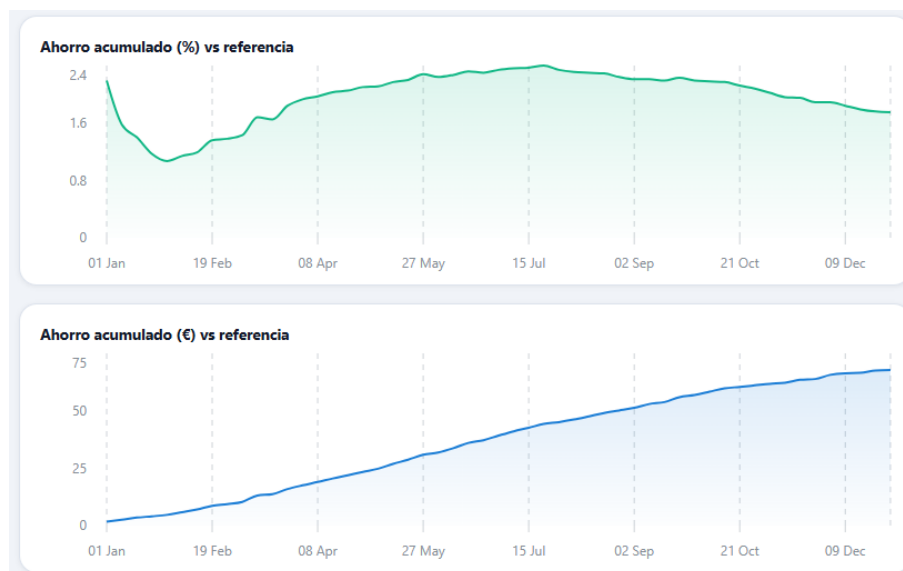


Figura 41. Evolución del ahorro del modelo dinámico diario frente a la referencia

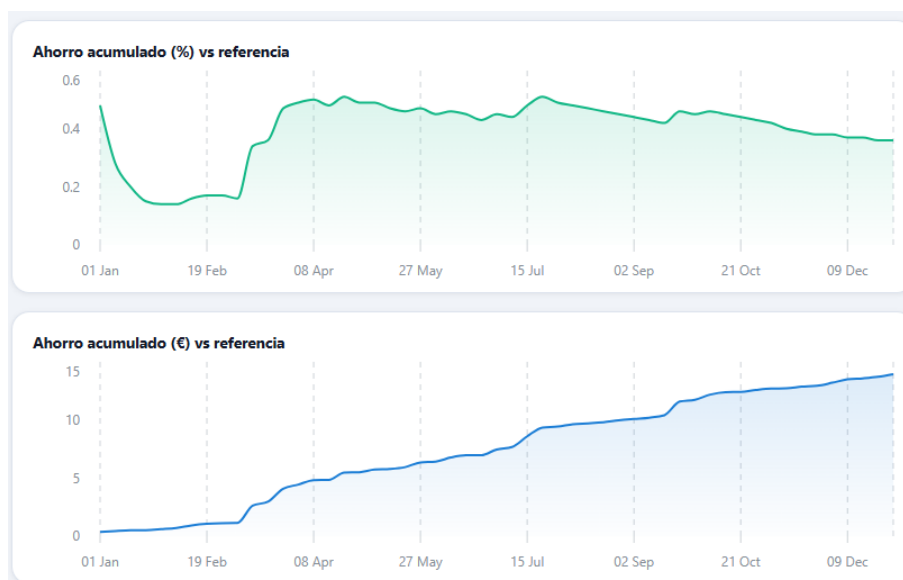


Figura 42. Evolución del ahorro del modelo dinámico semanal frente a la referencia



Figura 43. Evolución del ahorro del modelo dinámico mensual frente a la referencia

Tal y como se puede observar en las gráficas de ahorro acumulado absoluto es que, si bien existen fluctuaciones en el ahorro acumulado, la tendencia es alcista. Lo cierto es que esto refleja perfectamente la naturaleza de cada modelo, ya que cada uno optimiza el reparto dentro de su propio bloque temporal. Pudiera darse la situación de que, a mitad de un bloque, el ahorro acumulado caiga temporalmente, pero al cierre de cada bloque siempre se recupera, de tal forma que el ahorro al final de cada periodo es como mínimo igual al de inicio. Es decir, el modelo mensual gana en cada mes, el semanal en cada semana y el diario en cada día, aunque entre medias la curva pueda oscilar.

El ahorro porcentual, sin embargo, no sigue necesariamente la misma evolución, ya que depende también del coste acumulado del modelo de referencia en cada momento. De esta forma, pudiera darse la situación de que el ahorro absoluto crezca pero el porcentual no lo haga en la misma proporción o incluso que se reduzca.

En definitiva, los modelos de mayor frecuencia de actualización presentan una evolución más suave y continua, ya que al optimizar en intervalos más cortos la curva tiene menos margen para oscilar entre actualizaciones, lo que hace que su trayectoria a lo largo del año resulte más estable.

4.2 ANÁLISIS POR USUARIO

Una vez expuesto cómo los modelos dinámicos permiten reducir el coste energético total de la comunidad, cabe preguntarse cómo se reparte dicho beneficio entre los distintos usuarios y cómo se relaciona la equidad con la frecuencia de actualización de los coeficientes.

4.2.1 DESGLOSE DE COSTES

Al calcular el coste individual de cada usuario para los distintos modelos dinámicos frente al modelo de referencia se obtiene la siguiente tabla:

<i>Usuario</i>	<i>Dinámico con batería</i>	<i>Dinámico horario</i>	<i>Dinámico diario</i>	<i>Dinámico semanal</i>	<i>Dinámico mensual</i>
Usuario 1	234 €	237 €	325 €	334 €	336 €
	30,8 %	29,9 %	4,1 %	1,5 %	0,7 %
Usuario 2	233 €	334 €	328 €	329 €	328 €
	29,5 %	-1,0 %	0,8 %	0,6 %	0,6 %
Usuario 3	242 €	342 €	339 €	341 €	340 €
	29,4 %	0,0 %	1,1 %	0,3 %	0,6 %
Usuario 4	252 €	364 €	362 €	360 €	360 €
	30,6 %	-0,4 %	0,3 %	0,8 %	0,7 %
Usuario 5	214 €	331 €	327 €	331 €	331 €
	35,5 %	0,4 %	1,5 %	0,5 %	0,4 %
Usuario 6	242 €	375 €	371 €	376 €	377 €
	36,1 %	0,7 %	1,9 %	0,6 %	0,4 %

Usuario 7	261 €	409 €	407 €	409 €	410 €
	36,5 %	0,6 %	1,1 %	0,6 %	0,4 %
Usuario 8	284 €	383 €	366 €	370 €	371 €
	22,9 %	-3,9 %	0,7 %	-0,4 %	-0,8 %
Usuario 9	284 €	379 €	365 €	367 €	367 €
	21,8 %	-4,2 %	-0,3 %	-0,8 %	-0,9 %
Usuario 10	117 €	149 €	167 €	171 €	171 €
	31,7 %	13,0 %	2,5 %	0,3 %	0,0 %
Usuario 11	141 €	192 €	204 €	208 €	209 €
	32,2 %	8,1 %	2,2 %	0,3 %	-0,1 %
Usuario 12	209 €	246 €	250 €	270 €	272 €
	22,3 %	8,7 %	7,2 %	-0,1 %	-1,0 %

Tabla 22. Coste individual y ahorro relativo por usuario en los distintos modelos de reparto frente al modelo de referencia

Tal y como se puede observar, el único modelo que genera ahorro para todos los usuarios es el dinámico con batería. Sin embargo, conviene aclarar que este resultado puede resultar engañoso ya que el cálculo del ahorro no contempla la inversión inicial necesaria para instalar la batería. Si lo hiciera resultaría interesante el evaluar cómo repartir este coste entre los usuarios de la comunidad, sin embargo, esta idea se plantea como una posible línea futura de trabajo ya que requiere de un análisis significativo.

En cuanto al resto de modelos dinámicos, pudiera parecer en un primer momento que existe una relación directa entre el nivel de consumo de cada usuario y el ahorro que obtiene. Sin embargo, lo cierto es que lo que realmente determina el resultado no es cuánto consume un usuario, sino cuándo lo hace. Debido a esto, a mayor consumo por parte del usuario aumenta

la probabilidad que parte de dicho consumo se de en horas en las que no hay suficiente generación disponible o en las que el reparto óptimo perjudica al usuario.

Por tanto, el hecho de que un modelo reduzca el coste total de la comunidad no significa que reduzca el coste de cada usuario. Los modelos dinámicos minimizan el coste total y a mayor frecuencia de actualización mayor capacidad tienen, sin embargo, no garantizan la equidad del reparto. Esta misma cuestión abre otra posible línea futura de trabajo, ya que podrían plantearse mecanismos de compensación interna entre usuarios para repartir los ahorros de una forma más equilibrada y conseguir que todos los miembros de la comunidad estén alineados con el resultado del modelo.

4.2.2 EQUIDAD DEL REPARTO

Al calcular el índice de equidad de Jain para los distintos modelos dinámicos se obtiene la siguiente tabla:

<i>Modelo</i>	<i>Índice de equidad de Jain</i>
Dinámico con batería	97%
Dinámico horario	26%
Dinámico diario	51%
Dinámico semanal	Ahorro insuficiente
Dinámico mensual	Ahorro insuficiente

Tabla 23. Índice de equidad de Jain de los modelos dinámicos

Tal y como se ha explicado hasta ahora, conviene aclarar que los ahorros calculados no tienen en cuenta la inversión inicial necesaria para instalar la batería. Por tanto, aunque la

distribución del ahorro sea equilibrada y la mayor de todos los modelos, el beneficio de cada usuario dependería también de cómo se repartiera dicho coste de inversión.

En cuanto a los modelos dinámicos sin batería, se tiene que el horario presenta un índice de equidad del 26 %, mientras que el diario presenta uno del 51 %. En los modelos semanal y mensual no se muestra el índice de Jain, ya que, como se ha explicado anteriormente, cuando el ahorro agregado es muy pequeño no se calcula, al no resultar representativo.

En cuanto al horario y al diario, estos valores son acordes a lo que se veía en el desglose de costes por usuario. Sin embargo, se puede observar que no existe una relación alguna entre la frecuencia de actualización y la equidad del reparto. De este modo, a pesar de que el modelo dinámico horario consiga un mayor ahorro que el diario obtiene un menor índice de equidad.

4.2.3 COEFICIENTES DE REPARTO

Por último, resulta conveniente analizar los coeficientes medios de cada usuario. Lo cierto es que estos coeficientes no se deben entender como una medida del consumo total de cada usuario, sino cómo cada modelo identifica qué asignación permite reducir en mayor medida el coste agregado de la comunidad.

<i>Usuario</i>	<i>Reparto proporcional</i>	<i>Ex ante RD 244/2019</i>	<i>Dinámico Horario</i>	<i>Dinámico Diario</i>	<i>Dinámico con batería</i>
Usuario 1	8,3%	6,9%	25,5%	7,4%	27,1%
Usuario 2	4,1%	2,8%	3,8%	3,2%	3,4%
Usuario 3	4,9%	3,4%	4,2%	3,9%	3,9%
Usuario 4	8,4%	10,6%	10,5%	13,3%	10,3%

Usuario 5	8,1%	6,7%	5,1%	6,0%	5,7%
Usuario 6	8,3%	6,9%	5,5%	6,3%	5,6%
Usuario 7	8,8%	7,3%	5,9%	6,4%	6,4%
Usuario 8	7,6%	6,6%	4,5%	5,4%	4,2%
Usuario 9	8,7%	7,5%	5,1%	6,3%	5,1%
Usuario 10	9,5%	8,1%	5,4%	6,5%	5,1%
Usuario 11	11,7%	16,7%	12,2%	17,8%	11,6%
Usuario 12	11,6%	16,6%	12,3%	17,4%	11,5%

Tabla 24. Coeficientes de reparto medios por usuario en los modelos dinámicos

En primer lugar, el reparto proporcional presenta una distribución muy estable, lo cual, tiene sentido, ya que este modelo se limita a repartir la energía según el peso de cada usuario sobre la demanda total.

En cambio, los demás modelos muestran más diferencias. En el modelo *ex ante* RD 244/2019, hay usuarios que reciben un peso especialmente elevado, lo que indica que, sus perfiles de consumo resultan más útiles para reducir el coste total. Algo similar ocurre en el modelo dinámico diario, donde al optimizar por bloques diarios el modelo tiende a favorecer perfiles que mantienen una coincidencia razonable con la generación a lo largo de periodos completos.

El caso más llamativo aparece en el modelo dinámico horario, donde la distribución de coeficientes se concentra de forma mucho más marcada en determinados usuarios. Esto no debe interpretarse como una anomalía, sino como una consecuencia directa de la mayor flexibilidad del modelo. Al poder recalcular los coeficientes hora a hora, el modelo asigna

más energía a aquellos usuarios cuyo consumo coincide mejor con las horas en las que la generación fotovoltaica resulta más valiosa para reducir el coste total. Por tanto, una mayor frecuencia de actualización permite una optimización más precisa, pero también puede concentrar el reparto en determinados perfiles de forma más acusada.

Por su parte, el modelo dinámico con batería presenta una distribución más equilibrada que el modelo horario, ya que, al fin y al cabo, permite almacenar parte de los excedentes para utilizarlos posteriormente. Es por ello por lo que el reparto sigue favoreciendo a ciertos usuarios, pero de una forma menos extrema que en el caso horario sin almacenamiento.

Bajo este contexto, cabe concluir que los coeficientes de reparto no dependen solo de cuánto consume cada usuario, sino de cuándo consume y de cómo dicho consumo encaja con la generación disponible. Esta idea permite entender por qué un modelo puede mejorar el coste total de la comunidad y, al mismo tiempo, asignar la energía de forma desigual entre los participantes.

4.3 ALMACENAMIENTO COMUNITARIO

A lo largo de los análisis previos se ha podido comprobar que el modelo dinámico con batería es el modelo con mejores resultados. Sin embargo, lo cierto es que dichos resultados no son fiables, ya que, no recogen la inversión necesaria para instalar y mantener el sistema de almacenamiento, por lo que no permiten saber por sí solos si esta alternativa resulta realmente rentable.

Es por ello por lo que este apartado analiza el almacenamiento comunitario teniendo en cuenta tanto la inversión inicial como los costes de mantenimiento asociados, con el fin de evaluar si el ahorro operativo conseguido llega a justificar el desembolso que implica.

4.3.1 HIPÓTESIS Y PARÁMETROS CONSIDERADOS

Para poder estudiar la rentabilidad del almacenamiento comunitario resulta necesario establecer unos parámetros de partida. Estos parámetros responden por un lado a las

características de la batería y, por otro, a las condiciones y exigencias económicas para llevar a cabo la instalación y mantenimiento de la batería. Los parámetros considerados para el análisis del almacenamiento de batería comunitario son los siguientes:

<i>Parámetro</i>	<i>Valor</i>	<i>Pestaña</i>
Capacidad de la batería	50 kWh	Configuración
Potencia máxima de carga/descarga	30 kW	Configuración
Eficiencia de carga	95 %	Configuración
Eficiencia de descarga	95 %	Configuración
CAPEX	250 €/kWh	Configuración
Ciclos de vida útil	7.000 ciclos	Configuración
Costes de O&M	3 % del CAPEX/año	Batería
Inflación del precio eléctrico	3,0 %/año	Batería
Tasa de descuento	2,5 %	Batería

Tabla 25. Hipótesis y parámetros para el análisis del almacenamiento comunitario

Cabe mencionar que, aunque el valor de cada uno de estos parámetros ha sido ya justificado la herramienta permite modificar cada uno de ellos como se verá más adelante tanto en el análisis de escenarios como en el análisis de sensibilidad.

4.3.2 ESTADO DE CARGA

En primer lugar, para analizar la batería cabe de preguntarse el comportamiento de la energía almacenada. Lo cierto es que, conviene estudiar la energía almacenada de la batería y su evolución a lo largo del tiempo, en otras palabras, el estado de carga.

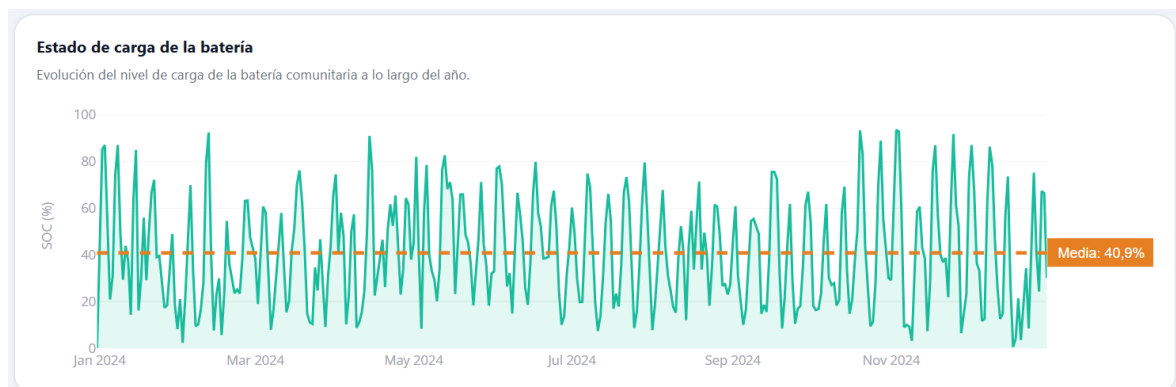


Figura 44. Evolución del estado de carga de la batería comunitaria

Tal y como se puede observar, la batería no mantiene un nivel de carga estable, sino que presenta subidas y bajadas muy pronunciadas. Este comportamiento pone de manifiesto una de las principales problemáticas del almacenamiento, la infrautilización de la batería.

Al fin y al cabo, la batería necesita tener una capacidad suficiente para absorber los excedentes, sin embargo, dichos excedentes aparecen en picos. Teniendo en cuenta que, para las horas donde no hay generación de energía se consume la electricidad almacenada antes que importar, existen bajadas muy pronunciadas también. Esta dualidad provoca que la batería esté infrautilizada la mayor parte del tiempo.

Además, cabe mencionar que los picos tanto de carga como de descarga están limitados por la potencia máxima de carga y descarga, por lo que, aunque en determinados momentos pueda haber mucha energía disponible la batería no puede gestionar más energía de la establecida.

En definitiva, el estado de carga medio es del 40,9% lo que refleja una infrautilización de la batería debido a fluctuaciones repentinas. Lo cierto es que este problema abre una posible línea futura de trabajo, ya que, cabría de estudiar cómo mejorar el aprovechamiento de la batería. Sin embargo, esto no preocupa en exceso ya que un menor uso también supone una mayor vida útil.

4.3.3 INDICADORES DE RENTABILIDAD

Una vez analizado el comportamiento de la batería, cabe evaluar si la inversión que requiere resulta rentable. Para ello, la herramienta calcula los principales indicadores financieros a partir de los parámetros definidos en el primer apartado.

Cabe mencionar que tanto el ahorro como los costes de operación y mantenimiento se actualizan cada año conforme a la inflación de la electricidad. De este modo, para el caso de referencia la tasa de descuento es menor a la inflación, por lo que, los flujos descontados crecen a lo largo de la inversión. Esta peculiaridad se da en este caso de estudio, pero no es extrapolable a todos los casos.



Figura 45. Indicadores económicos de la inversión en la batería comunitaria

Tal y como se puede observar, el VAN es positivo y significativamente mayor que cero y la TIR supera la tasa de descuento. Esto indica que la inversión es rentable bajo los parámetros definidos. Respecto al período de retorno, cabe mencionar que, aunque este sea elevado se debe tener en cuenta que respecto a la duración de la inversión este no supone ni la mitad de la vida útil de la batería.

Además, se obtiene un ahorro anual de 652 € lo que indica que el margen de la inversión es modesto. Sin embargo, este flujo crece año a año con la inflación hasta el final de la vida útil y es esta acumulación la que termina generando un VAN significativo.

Asimismo, para descomponer el VAN y ver los distintos elementos de la inversión se muestra el desglose financiero.



Figura 46. Desglose financiero del VAN de la batería comunitaria

Tal y como se puede observar, aunque la inversión inicial sea significativa, el coste de operación y mantenimiento es incluso mayor representando casi el 37 % del valor actual de los ahorros brutos. Este desglose pone de manifiesto la importancia no solo de la inversión inicial sino también de los costes incurridos.

Si bien es cierto que existe cierto margen de maniobra, una pequeña variación en alguno de los parámetros puede alterar considerablemente los indicadores obtenidos, y con ello, la decisión sobre la inversión. Es por ello por lo que, más adelante, se realiza un análisis de escenarios y otro análisis de sensibilidad.

4.3.4 COMPARATIVA CON EL MODELO HORARIO SIN ALMACENAMIENTO

Por último, cabe de preguntarse cuán ventajoso es el modelo de almacenamiento frente al modelo horario. Para poder comparar ambos modelos se ha de considerar todo el horizonte

de la inversión, de forma que se pueda comparar el ahorro anualizado de cada uno de los modelos frente al de referencia.

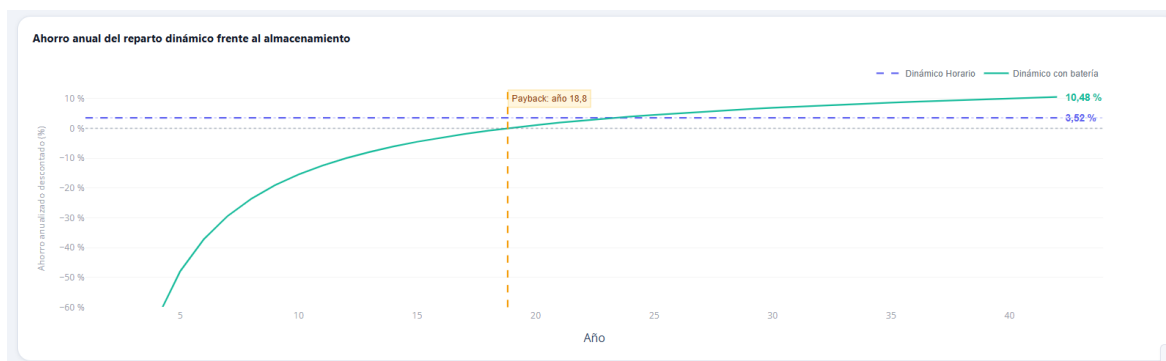


Figura 47. Comparativa del ahorro anualizado: modelo dinámico horario frente a modelo con batería

Tal y como se puede observar, el modelo dinámico horario presenta desde el primer año un ahorro anualizado estable del 3,52 %. Este modelo consigue ahorrar mediante un reparto óptimo de los coeficientes, por lo que, su ahorro es constante en el tiempo manteniendo las mismas condiciones que el año analizado.

En cambio, el modelo dinámico con batería parte de valores negativos durante los primeros años debido al peso de la inversión inicial. A medida que los ahorros se van acumulando y dicha inversión se va amortizando, la curva mejora progresivamente hasta cruzar el eje de cero en el año 18,8, coincidiendo con el período de retorno calculado anteriormente. Al final del horizonte de análisis, el ahorro anualizado descontado del modelo con batería alcanza el 10,48 %, valor superior al obtenido por el modelo dinámico horario.

Por ello, el almacenamiento comunitario será la mejor alternativa siempre y cuando se espere el tiempo necesario. Este tiempo necesario se puede observar en la gráfica como el punto donde cruzan ambas líneas de ahorro, de tal forma que a partir del año 24 el modelo con batería supera en ahorro anualizado al modelo dinámico horario.

La decisión de instalar un sistema de almacenamiento, por tanto, no solo depende de si la inversión llega a recuperarse, sino también de si el horizonte temporal contemplado supera ese umbral a partir del cual la batería mejora al modelo horario.

4.4 ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD

A lo largo del apartado anterior se ha analizado la rentabilidad del modelo dinámico con batería bajo unos parámetros ajustados para el caso de referencia. Sin embargo, estos valores, por precisos que sean, no dejan de ser estimaciones que varían en función del contexto tanto comunitario como económico. Es por ello por lo que cabe preguntarse la sensibilidad de los resultados a los parámetros.

Para dar respuesta a esta pregunta se analizan de forma individual los tres parámetros que más incertidumbre presentan: la tasa de descuento, los costes de operación y mantenimiento y la inflación de la electricidad.

Por último, el análisis de escenarios recoge el efecto combinado de varios de estos parámetros, planteando escenarios que permiten evaluar la rentabilidad de la inversión de una forma más realista que la simple variación individual de cada parámetro por separado.

4.4.1 SENSIBILIDAD A LA TASA DE DESCUENTO

En primer lugar, se analiza la tasa de descuento, es decir, en qué medida afecta a los resultados el valor que se le da al dinero futuro. Por tanto, a mayor tasa de descuento, menos valor tienen los flujos futuros.

<i>Tasa de descuento</i>	<i>VAN</i>	<i>Período de retorno</i>	<i>Ahorro anualizado</i>
2,5 %	17.072 €	18,8 años	661 €/año
5,0 %	5.566 €	25,1 años	319 €/año
8,0 %	-1.240 €	67,1 años	-103 €/año

Tabla 26. Sensibilidad de la rentabilidad a la tasa de descuento

Al ser el almacenamiento comunitario una inversión con una vida útil larga y un período de retorno elevado, sus resultados son muy sensibles a este parámetro.

Tal y como se puede observar, la TIR se mantiene constante en el 7,3 %, ya que, precisamente este parámetro es el umbral que marca el punto de indiferencia para la inversión. De este modo, tasas de descuento menores a la TIR resultan en inversiones rentables, sin embargo, a medida que se van acercando a la TIR la rentabilidad se reduce hasta llegar a cero para el de la TIR.

Este comportamiento se puede observar en la tabla, ya que, bajo condiciones del caso de estudio, con una tasa del 8 % el VAN cae a -1.240 €, el período de retorno se dispara hasta los 67,1 años y el ahorro anualizado pasa a ser negativo, lo que indica que la inversión no llega a recuperarse dentro del horizonte de vida útil de la batería.

En definitiva, la rentabilidad del almacenamiento comunitario es moderadamente sensible a este parámetro, para tasas inferiores a la TIR la inversión resulta atractiva, mientras que un inversor con exigencias de rentabilidad elevadas podría no considerarla viable.

4.4.2 SENSIBILIDAD A LA INFLACIÓN DE LA ELECTRICIDAD

Una vez visto el efecto de la tasa de descuento sobre la rentabilidad cabría de esperar un comportamiento también sensible a la inflación del precio eléctrico. Ya que, a diferencia de la tasa de descuento, este parámetro no solo afecta al valor con el que se descuentan los flujos, sino a los propios flujos en sí. Por tanto, a mayor inflación, mayores son tanto los ahorros como los costes de operación y mantenimiento cada año.

Lo cierto es que, al ser el ahorro bruto superior al coste de mantenimiento, el efecto neto es positivo y una mayor inflación resulta favorable para la inversión.

<i>Inflación eléctrica</i>	<i>VAN</i>	<i>Período de retorno</i>	<i>TIR</i>	<i>Ahorro anualizado</i>
---------------------------------------	-------------------	--------------------------------------	-------------------	-------------------------------------

2,0 %	11.712 €	20,6 años	6,3 %	454 €/año
3,0 %	17.072 €	18,8 años	7,3 %	661 €/año
4,0 %	24.047 €	17,4 años	8,2 %	931 €/año

Tabla 27. Sensibilidad de la rentabilidad a la inflación eléctrica

A diferencia del análisis anterior, en este caso la TIR también varía con la inflación. Esto se debe a que la inflación modifica los propios flujos de caja del proyecto y no únicamente la tasa con la que se descuentan, de tal forma que una mayor inflación eleva la TIR porque los flujos futuros crecen en mayor medida.

Tal y como se puede observar, la sensibilidad a este parámetro es considerable. Pasar de una inflación del 2 % al 4 % prácticamente duplica el VAN, reduce el período de retorno en más de tres años y eleva el ahorro anualizado de 454 a 931 €/año. Lo cierto es que esto pone de manifiesto que la rentabilidad del almacenamiento está muy ligada a la evolución futura del precio de la electricidad, un parámetro sobre el que la comunidad no tiene control.

En definitiva, bajo cualquiera de los tres escenarios analizados la inversión resulta rentable, lo que indica que el almacenamiento comunitario no depende de una inflación excepcionalmente alta para justificarse económicamente. Sin embargo, una inflación elevada mejora de forma notable todos los indicadores, mientras que una inflación reducida, aunque no hace inviable la inversión, reduce considerablemente su atractivo.

4.4.3 SENSIBILIDAD A LOS COSTES DE OPERACIÓN Y MANTENIMIENTO

Por último, se analiza la sensibilidad de la inversión a los costes de operación y mantenimiento. Cabe recordar que estos costes se miden como porcentaje del CAPEX destinado al mantenimiento anual de la batería. Por tanto, a mayor coste de operación y mantenimiento, menor es el flujo neto de cada año y, con ello, menor la rentabilidad del proyecto.

<i>O&M anual (% CAPEX)</i>	<i>VAN</i>	<i>Período de retorno</i>	<i>TIR</i>	<i>Ahorro anualizado</i>
2,25 %	21.324 €	16,5 años	8,2 %	826 €/año
3,0 %	17.072 €	18,8 años	7,3 %	661 €/año
3,75 %	12.820 €	21,8 años	6,3 %	497 €/año
5,0 %	8.568 €	25,9 años	5,2 %	332 €/año

Tabla 28. Sensibilidad de la rentabilidad a los costes de operación y mantenimiento

Al igual que ocurría con la inflación, la TIR también varía con el coste de O&M, ya que este modifica directamente los flujos de caja del proyecto y no únicamente la tasa con la que se descuentan. De este modo, un mayor coste de mantenimiento reduce la TIR porque el flujo neto de cada año es menor.

Tal y como se puede observar, bajo todos los escenarios analizados la inversión sigue siendo rentable, ya que el VAN se mantiene positivo incluso con un coste de O&M del 5 %. Sin embargo, el impacto es considerable, ya que, pasar del 2,25 % al 5 % reduce el VAN a menos de la mitad, alarga el período de retorno en más de nueve años y reduce el ahorro anualizado de 826 a 332 €/año. Lo cierto es que este resultado muestra que el coste de mantenimiento, aunque no hace inviable la inversión por sí solo, tiene un efecto muy relevante sobre su atractivo económico.

En definitiva, la rentabilidad del almacenamiento comunitario es sensible a este parámetro, aunque de forma más gradual que en los casos anteriores. Al fin y al cabo, la inversión resulta viable en todos los escenarios considerados, lo que indica que, incluso bajo hipótesis de mantenimiento elevado, el almacenamiento comunitario sigue siendo una alternativa económicamente justificable.

4.4.4 ANÁLISIS DE ESCENARIOS

A lo largo de este apartado se ha analizado cómo afecta cada parámetro de forma individual a la rentabilidad del almacenamiento. Sin embargo, lo cierto es que en la práctica estos parámetros no varían de forma independiente, sino que responden a un mismo contexto económico. Es por ello por lo que, se plantean tres escenarios que combinan los tres parámetros simultáneamente, con el fin de evaluar la rentabilidad de la inversión de una forma más realista.

<i>Variable</i>	<i>Optimista</i>	<i>Base</i>	<i>Pesimista</i>
Inflación eléctrica	4,0 %	3,0 %	2,0 %
Tasa de descuento	2,5 %	2,5 %	5,0 %
O&M anual	2,25 %	3,0 %	4,25 %
VAN	29.302 €	17.072 €	-865 €
Período de retorno	15,4 años	18,8 años	48,7 años
TIR	9,2 %	7,3 %	4,6 %
Ahorro anualizado	1.135 €/año	661 €/año	-50 €/año

Tabla 29. Análisis de escenarios combinados de rentabilidad del almacenamiento

Tal y como se puede observar, el escenario optimista mejora de forma notable todos los indicadores respecto al caso base, el VAN casi se duplica hasta los 29.302 €, el período de retorno se reduce a 15,4 años y la TIR asciende al 9,2 %. El escenario pesimista, en cambio, presenta un VAN negativo de -865 €, un período de retorno de 48,7 años y un ahorro anualizado negativo, lo que indica que bajo estas condiciones la inversión no llega a recuperarse dentro de la vida útil de la batería.

Para completar el análisis, la siguiente tabla recoge la comparativa frente al modelo dinámico horario en términos de ahorro anualizado descontado al final del horizonte y el año en el que la batería supera al modelo horario:

	<i>Optimista</i>	<i>Base</i>	<i>Pesimista</i>
Ahorro anualizado	17,99 %	10,48 %	-0,53 %
Cruce con modelo horario	Año 15,5	Año 23	—

Tabla 30. Comparativa de los escenarios frente al modelo dinámico horario

Lo cierto es que esta segunda tabla ilustra de forma muy clara las diferencias entre escenarios. En el optimista, la batería supera al modelo horario ya en el año 15,5 y cierra el horizonte en el 17,99 %, lo que refleja que bajo un contexto favorable el almacenamiento resulta la alternativa más rentable a largo plazo con una ventaja muy amplia. En el caso base, el cruce se produce en el año 23, cuando el ahorro anualizado de la batería alcanza el 3,30 %, prácticamente idéntico al 3,52 % del modelo horario, y a partir de ahí continúa mejorando hasta el 10,48 %.

En el escenario pesimista, en cambio, la curva de la batería nunca llega a cruzar la referencia del modelo horario. En el año 7 acumula un -34,87 % frente al 3,52 % estable del horario, y aunque mejora progresivamente, cierra el horizonte en el -0,53 %, sin haber llegado en ningún momento a superar al modelo sin almacenamiento. Lo cierto es que, en este escenario, independientemente del horizonte temporal considerado, el modelo dinámico horario resulta siempre preferible.

En definitiva, los resultados ponen de manifiesto que la rentabilidad del almacenamiento comunitario es viable bajo condiciones favorables o incluso moderadas, pero que la combinación simultánea de varios factores adversos puede hacer que la inversión no resulte justificable. Al fin y al cabo, no es ninguno de los parámetros por separado el que determina

la inviabilidad, sino su efecto conjunto, lo que confirma la utilidad del análisis de escenarios frente a la sensibilidad individual.

Capítulo 5. CONCLUSIONES

5.1 CONCLUSIONES SOBRE LA HERRAMIENTA DESARROLLADA

El objetivo principal de este Trabajo de Fin de Grado era el de desarrollar una herramienta de optimización que minimice el coste energético total de la comunidad. Sin embargo, este no era el único objetivo, ya que, como se ha podido observar a lo largo de esta redacción el valor añadido de este proyecto frente al resto de soluciones existentes es la capacidad de analizar y cuantificar las mejores de forma transparente y parametrizable. Es por ello por lo que se puede afirmar que el objetivo se ha cumplido.

La herramienta desarrollada integra en un único entorno tres capas bien diferenciadas, una capa de entrada que gestiona la carga de datos, un núcleo de optimización que ejecuta los modelos formulados en Pyomo y una interfaz web construida en Plotly Dash que expone los resultados de forma visual e interactiva. Esta arquitectura modular ha permitido no solo aislar cada componente para facilitar su desarrollo y mantenimiento, sino también garantizar que cualquier problema es detectado a tiempo. Es por ello por lo que se incorporó un sistema de quince comprobaciones que clasifica las incidencias como errores o advertencias, de forma que la ejecución solo se interrumpe cuando existe un problema que impide la correcta resolución del modelo.

En lo que respecta a la transparencia, la herramienta supera la principal limitación de las soluciones comerciales analizadas en el estado de la técnica. A diferencia de plataformas como Ampere Energy, Enogrid o Hexergy, que operan de forma cerrada sin dejar ver con claridad cómo se calculan los repartos, esta herramienta muestra en todo momento los coeficientes de reparto, las métricas energéticas y económicas de cada modelo y los supuestos sobre los que se asienta el análisis financiero. De esta forma, cualquier miembro de la comunidad puede comprender cómo se ha llegado a los resultados y bajo qué condiciones son válidos.

Asimismo, la herramienta cubre una necesidad que los trabajos académicos revisados no resolvían. Lo cierto es que trabajos como los de Cosic et al. [16] o Fina et al. [15] aportan formulaciones matemáticas sólidas, pero muchos de ellos no trasladan dichas formulaciones a un entorno interactivo y abierto que permita cargar datos propios, seleccionar modelos y comparar resultados bajo las mismas condiciones de entrada. Es precisamente este salto entre la formulación teórica y la herramienta práctica el que constituye una de las principales aportaciones de este trabajo frente al estado de la técnica.

Por otro lado, el estudio económico del almacenamiento dentro de la misma herramienta resulta especialmente relevante ya que evita recurrir a herramientas externas. Al fin y al cabo, al hacer modificables los parámetros económicos, la tasa de descuento, la inflación del precio eléctrico y los costes de operación y mantenimiento, la herramienta permite a cada comunidad adaptar el análisis a su propio contexto, algo que tampoco ofrecen las soluciones comerciales cerradas.

En definitiva, la herramienta desarrollada cumple con todos los objetivos específicos planteados en el apartado 1.4: formula los distintos modelos de reparto, incorpora el almacenamiento comunitario, permite cargar datos externos, compara los modelos mediante métricas económicas y energéticas, analiza la viabilidad financiera de la batería y valida todo ello sobre un caso de estudio representativo. Lo cierto es que, al tratarse de una herramienta flexible, su valor reside precisamente en que permite repetir el análisis bajo cualquier combinación de datos y condiciones.

5.2 CONCLUSIONES SOBRE LOS RESULTADOS OBTENIDOS

Antes de exponer las conclusiones, conviene recordar, tal y como ya se señaló al inicio del Capítulo 4, que los valores obtenidos son meramente ilustrativos. Lo cierto es que, para distintas comunidades los resultados numéricos varían significativamente, por lo que no deben tomarse como extrapolables. Sin embargo, las conclusiones que se derivan de ellos sí lo son, ahí de la importancia de este apartado.

En primer lugar, los resultados confirman la hipótesis de partida, una mayor flexibilidad en la actualización de los coeficientes de reparto permite reducir el coste energético total de la comunidad, sin embargo, no todos los modelos aprovechan este margen por igual. Lo cierto es que, aunque los modelos de menor frecuencia consiguen mejoras prácticamente marginales, a medida que se afina la granularidad las reducciones se vuelven considerablemente más significativas. De este modo, la relación entre la frecuencia de actualización y el coste total no es lineal. Esto pone de manifiesto que introducir cierta flexibilidad no es suficiente por sí solo, sino que esta debe ser lo bastante elevada como para justificar la complejidad operativa que conlleva.

Asimismo, la Orden TED/1247/2021 introdujo la posibilidad de modificar los coeficientes hasta cuatro veces al año, lo cual, aunque supone un avance respecto al esquema inicial del RD 244/2019, se traduce en unos resultados prácticamente indistinguibles de los de un modelo completamente rígido. Cabría esperar, por tanto, que futuras revisiones del marco regulatorio avanzasen en esta dirección, puesto que es precisamente en los extremos del espectro de granularidad donde se concentra la mayor parte del potencial de ahorro.

En segundo lugar, los resultados del análisis por usuario muestran que una reducción del coste total de la comunidad no implica una reducción del coste de cada uno de sus miembros. Lo cierto es que los modelos dinámicos minimizan el coste agregado, pero no garantizan la equidad del reparto. Al optimizar en intervalos cortos, el modelo asigna más energía a aquellos usuarios cuyo consumo coincide mejor con los momentos en los que la generación fotovoltaica resulta más valiosa, lo que concentra el beneficio en determinados perfiles. Esto no debe interpretarse como un defecto de los modelos, sino como una consecuencia directa de su funcionamiento. Es por ello por lo que resulta necesario distinguir entre la eficiencia del modelo a nivel comunitario y su equidad a nivel individual, ya que ambas dimensiones pueden apuntar en direcciones distintas.

En tercer lugar, el análisis del almacenamiento comunitario muestra que la batería es la alternativa con mayor potencial de ahorro a largo plazo, pero que su rentabilidad está condicionada por el horizonte temporal y por el contexto económico. Bajo el escenario base,

la inversión resulta rentable, sin embargo, conviene tener presente que la batería no supera al modelo dinámico horario en términos de ahorro anualizado hasta un horizonte temporal significativo, lo que implica que, para horizontes más cortos, el reparto dinámico sin almacenamiento resulta la opción más atractiva desde el punto de vista económico. A esto hay que añadir que el análisis de escenarios confirma que la rentabilidad del almacenamiento es sensible a la combinación simultánea de varios parámetros, lo que confirma la utilidad de este tipo de análisis frente a la variación individual de cada parámetro por separado.

Por último, los resultados energéticos son coherentes con las conclusiones económicas. Una mayor frecuencia de actualización permite aprovechar mejor la generación internamente y reducir los intercambios innecesarios con la red, mientras que la batería actúa como el mecanismo más eficaz para reducir la situación, señalada en la introducción, en la que la comunidad vende energía a la red por un lado mientras la compra por otro a un precio significativamente superior.

5.3 LIMITACIONES DEL ESTUDIO

A lo largo de esta memoria se han ido señalando las distintas limitaciones del trabajo. En este apartado se recogen todas ellas para que los resultados puedan interpretarse correctamente.

La principal limitación de este trabajo es que la herramienta se ejecuta a partir de series temporales futuras. En el caso del modelo *ex ante*, los coeficientes se optimizan conociendo todos los datos del período, cuando en la práctica deberían fijarse antes de que este comience. En el caso del modelo con batería, las decisiones de carga y descarga se optimizan sobre toda la serie, lo que equivale a operar con información futura que en la realidad no estaría disponible. Por tanto, los ahorros obtenidos deben entenderse como un límite superior de lo que sería alcanzable en la práctica.

La segunda limitación son los datos usados en el caso de referencia. Los perfiles de consumo son sintéticos, generados mediante *LoadProfileGenerator* a partir de datos de hogares

alemanes, y la generación fotovoltaica proviene de PVGIS con datos del año 2020 remapeados al año 2024. Aunque ambas aproximaciones resultan razonables y han sido debidamente justificadas en los apartados 3.2.1 y 3.2.2, no dejan de ser estimaciones. Es por ello por lo que los resultados no deben entenderse como extrapolables a cualquier comunidad energética, sino como referencia para analizar el valor añadido de cada modelo de reparto bajo las condiciones específicas del caso de estudio.

En tercer lugar, el caso de referencia se ha simplificado hasta doce usuarios con el fin de facilitar la ejecución de la herramienta. Esta simplificación conlleva que los resultados sean representativos únicamente para comunidades residenciales pequeñas, dejando de lado comunidades de carácter más industrial o mixto.

Por otra parte, el estudio económico del almacenamiento no contempla cómo se distribuye la inversión inicial entre los usuarios. Aunque esto no afecta a las conclusiones generales sobre la viabilidad de la batería, sí limita la posibilidad de valorar individualmente cuánto le conviene a cada participante asumir dicha inversión.

Por último, el modelo *ex ante* implementado utiliza bloques trimestrales como aproximación a la normativa del RD 244/2019. Aunque los motivos de esta simplificación se exponen en el apartado 3.4.2, la normativa permite definir coeficientes con mayor granularidad. Este margen podría introducir cierta imprecisión en la comparativa, si bien su efecto se considera limitado, ya que los resultados muestran que incluso granularidades más finas, como la mensual o la semanal, apenas consiguen alejarse del comportamiento del modelo de referencia.

5.4 LÍNEAS DE TRABAJO FUTURO

A lo largo de este trabajo han ido apareciendo varias cuestiones que, por quedar fuera del alcance del proyecto, no se han podido abordar pero que resultan especialmente interesantes como posibles líneas de futuro trabajo.

La principal línea por desarrollar es la incorporación de modelos predictivos. Como se ha señalado en el apartado anterior, la principal limitación de este trabajo es que opera con datos históricos, lo que produce resultados que representan el mejor caso posible. Para acercar la herramienta a un funcionamiento real sería necesario incorporar modelos de predicción de demanda y generación que permitieran calcular los coeficientes de reparto instantáneamente.

La segunda línea de trabajo está relacionada con la equidad del reparto. Como se ha podido ver en el análisis por usuario, los modelos dinámicos no garantizan que el ahorro llegue por igual a todos los miembros de la comunidad, ya que el beneficio puede concentrarse en determinados perfiles en función de su consumo horario. Es por ello por lo que sería interesante explorar formas de compensación interna que redistribuyeran una parte del ahorro agregado entre los usuarios que salen perjudicados por el reparto óptimo, de forma que se minimizara primero el coste total y, a continuación, se aplicaran transferencias internas que garantizaran que todos los participantes mejoran respecto al modelo de referencia.

En tercer lugar, sería interesante estudiar cómo distribuir la inversión inicial entre los usuarios. La herramienta calcula la rentabilidad de la batería a nivel comunitario, pero no analiza qué criterio de reparto del CAPEX sería más equitativo ni cómo afectan los distintos criterios a cada participante, algo especialmente relevante dado que el ahorro que genera la batería no se distribuye de forma uniforme.

Otro aspecto que quedaría por explorar es el cálculo de la capacidad de la batería. La herramienta toma la capacidad y la potencia máxima como parámetros de entrada. Sin embargo, resultaría interesante determinar qué combinación de capacidad y potencia maximiza la rentabilidad de la inversión para una comunidad dada. Lo cierto es que el estado de carga medio del 40,9 % observado en el caso de referencia sugiere que existe margen para explorar si una reducción de la capacidad instalada podría mejorar los indicadores financieros sin sacrificar una cantidad significativa de ahorro energético.

Por último, cabe señalar que la herramienta se ha validado sobre una comunidad residencial, que es el tipo de comunidad con datos más accesibles. Sin embargo, las comunidades

industriales presentan perfiles de consumo completamente distintos. Extender el análisis a este tipo de comunidades, una vez que se disponga de datos representativos, permitiría comprobar las conclusiones y relaciones observadas.

Capítulo 6. BIBLIOGRAFÍA

- [1] Llera-Sastresa, E., Gimeno, J. Á., Osorio-Tejada, J. L., & Portillo-Tarragona, P. (2023). Effect of sharing schemes on the collective energy self-consumption feasibility. *Energies*, 16(18), 6564. <https://doi.org/10.3390/en16186564> .
- [2] Parlamento Europeo y Consejo de la Unión Europea. (2018). Directiva (UE) 2018/2001, de 11 de diciembre de 2018, relativa al fomento del uso de energía procedente de fuentes renovables. Diario Oficial de la Unión Europea, L 328, 82-209. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/ES/TXT/?uri=CELEX:32018L2001> .
- [3] Observatorio Energía Común, ECODES y Redeia. (2025). II Informe de indicadores de comunidades energéticas 2024. Madrid: ECODES y Redeia. https://www.energiacomun.org/ficheros/publicaciones/ECODES.Informe_Indicadores_2024_Energia_Comun.pdf .
- [4] Red Eléctrica de España (REE). (2025). eSIOS: Descargas de información del sistema eléctrico español. Datos publicados entre el 1 de enero de 2022 y el 31 de diciembre de 2025. Madrid: Red Eléctrica de España. https://www.esios.ree.es/es/descargas?date_type=publicacion&start_date=01-01-2022&end_date=31-12-2025 .
- [5] Ministerio para la Transición Ecológica. "Real Decreto 244/2019, de 5 de abril, por el que se regulan las condiciones administrativas, técnicas y económicas del autoconsumo de energía eléctrica". Boletín Oficial del Estado, núm. 83, abril 2019. <https://www.boe.es/eli/es/rd/2019/04/05/244> .
- [6] Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico. "Orden TED/1247/2021, de 15 de noviembre, por la que se modifica, para la implementación de coeficientes de reparto variables en autoconsumo colectivo, el anexo I del Real Decreto 244/2019". Boletín Oficial del Estado, núm. 274, noviembre 2021. <https://www.boe.es/eli/es/o/2021/11/15/ted1247> .
- [7] Hart, W. E., Laird, C. D., Watson, J. P., Woodruff, D. L., Hackebeil, G. A., Nicholson, B. L., & Sirola, J. D. (2021). *Pyomo — Optimization Modeling in Python* (3rd ed.). Springer. <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-030-68928-5> .

- [8] Parlamento Europeo y Consejo de la Unión Europea. "Directiva (UE) 2023/2413, de 18 de octubre de 2023, por la que se modifica la Directiva (UE) 2018/2001 relativa al fomento del uso de energía procedente de fuentes renovables". Diario Oficial de la Unión Europea, octubre 2023. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/ES/TXT/?uri=CELEX:32023L2413> .
- [9] République Française. Loi n.º 2023-175 du 10 mars 2023 relative à l'accélération de la production d'énergies renouvelables. Journal Officiel de la République Française, marzo 2023. <https://www.legifrance.gouv.fr/jorf/id/JORFTEXT000047294244/> .
- [10] Parlamento Italiano. Decreto Legislativo 8 novembre 2021, n. 199. Attuazione della direttiva (UE) 2018/2001 sulla promozione dell'uso dell'energia da fonti rinnovabili. Gazzetta Ufficiale, núm. 285, noviembre 2021. <https://www.normattiva.it/uri-res/N2Ls?urn:nir:stato:decreto.legislativo:2021-11-08;199> .
- [11] Governo de Portugal. Decreto-Lei n.º 15/2022, de 14 de janeiro, que estabelece a organização e o funcionamento do Sistema Elétrico Nacional. Diário da República, enero 2022. <https://files.dre.pt/1s/2022/01/01000/0000300185.pdf>
- [12] Ampere Energy. Ampere Communities. Ampere Energy S.L. <https://ampere-energy.com/productos/ampere-communities/>
- [13] Hexergy. Energy Community Platform. Hexergy S.r.l. <https://hexergy.it/en/energy-community-platform>
- [14] Enogrid. Je lance mon projet. Enogrid SAS. <https://enogrid.com/je-lance-mon-projet/>
- [15] Fina, B.; Auer, H.; Friedl, W. "Profitability of PV sharing in energy communities: Use cases for different settlement patterns". Energy, vol. 189, 116148, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.116148> .
- [16] Cosic, A.; Stadler, M.; Mansoor, M.; Zellinger, M. "Mixed-integer linear programming based optimization strategies for renewable energy communities". Energy, vol. 237, 121559, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.121559> .
- [17] Lazzari, F.; Mor, G.; Cipriano, J.; Solsona, F.; Chemisana, D.; Guericke, D. "Optimizing planning and operation of renewable energy communities with genetic algorithms". Applied Energy, vol. 338, 120906, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.120906>
- [18] Casalicchio, V.; Manzolini, G.; Prina, M. G.; Moser, D. "From investment optimization to fair benefit distribution in renewable energy community modelling". Applied Energy, vol. 310, 118447, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.118447>
- [19] Iberdrola España. (2020). Iberdrola instala el primer sistema de autoconsumo solar colectivo en una comunidad de propietarios en Madrid. Iberdrola España.

- https://www.iberdrolaespana.com/sala-comunicacion/noticias/detalle/200115_np_01_autoconsumo_solar .
- [20] Pflugradt, N.; Stenzel, P.; Kotzur, L.; Stolten, D. "LoadProfileGenerator: An Agent-Based Behavior Simulation for Generating Residential Load Profiles". *Journal of Open Source Software*, 7(71), 3574, 2022. <https://doi.org/10.21105/joss.03574> .
- [21] Instituto Nacional de Estadística (INE). *Censos de Población y Viviendas 2021. Resultados sobre Hogares y Viviendas*. Madrid: INE, 2022. https://www.ine.es/prensa/censo_2021_jun.pdf
- [22] European Commission, Joint Research Centre. "PVGIS API non-interactive service — seriescalc". Photovoltaic Geographical Information System. https://joint-researchcentre.ec.europa.eu/photovoltaic-geographical-information-system-pvgis/getting-started-pvgis/api-non-interactive-service_en .
- [23] Instituto para la Diversificación y Ahorro de la Energía (IDAE). (2011). Pliego de Condiciones Técnicas de Instalaciones Conectadas a Red: Instalaciones de Energía Solar Fotovoltaica. Madrid: IDAE. https://www.idae.es/sites/default/files/documentos_5654_FV_pliego_condiciones_tecnicas_instalaciones_conectadas_a_red_C20_Julio_2011_3498eaaf.pdf .
- [24] Red Eléctrica de España (REE). (2024). eSIOS: Descargas de información del sistema eléctrico español. Datos publicados entre el 1 de enero de 2024 y el 31 de diciembre de 2024. Madrid: Red Eléctrica de España. https://www.esios.ree.es/es/descargas?date_type=publicacion&start_date=01-01-2024&end_date=31-12-2024 .
- [25] Jain, R.; Chiu, D. M.; Hawe, W. R. A Quantitative Measure of Fairness and Discrimination for Resource Allocation in Shared Computer Systems. Digital Equipment Corporation, DEC-TR-301, 1984. <https://www.cs.wustl.edu/~jain/papers/ftp/fairness.pdf> .
- [26] PV-MAPS. "Baterías BESS y flow en plantas solares en España". <https://share.google/6i1Dt21h1R53sc18Q> .
- [27] European Commission. (2023). Better Regulation Toolbox. Tool #64: Discount factors. Brussels: European Commission. https://commission.europa.eu/law/law-making-process/better-regulation/better-regulation-guidelines-and-toolbox_en .

ANEXO A. ALINEACIÓN DEL PROYECTO CON LOS OBJETIVOS DE DESARROLLO SOSTENIBLE

Este Trabajo de Fin de Grado está alineado con los objetivos de desarrollo sostenible. Si bien se podrían mencionar muchos, la importancia del proyecto se concentra principalmente en cuatro.

En primer lugar, cabe destacar que la herramienta aboga por una gestión energética que minimiza los costes debido precisamente a que evita la dependencia de la red. Es decir, al fin y al cabo, al usar un modelo dinámico se reducen los intercambios con la red frente al modelo *ex ante* normativo actual, y de esta forma la gestión energética permite reducir la compra de energía procedente de fuentes que en parte son contaminantes. De este modo, este proyecto está alineado con el ODS 7: Energía asequible y no contaminante.

En segundo lugar, el hecho de resolver un problema real de gestión energética mediante programación lineal mixta entera supone una apuesta por trasladar técnicas avanzadas a contextos concretos. A esto hay que añadir que la arquitectura modular del sistema hace que el trabajo no quede atado a un caso específico, pudiendo darse que la misma metodología sirviera de punto de partida para otras comunidades energéticas distintas. Es por ello por lo que el proyecto se alinea también con el ODS 9: Industria, innovación e infraestructura.

En tercer lugar, que los propios miembros sean a la vez productores y consumidores cambia de raíz su relación con el suministro eléctrico, pues dejan de ser agentes pasivos para tomar decisiones activas sobre cómo se aprovecha la energía que generan. De tal forma que el autoconsumo colectivo bien gestionado acaba convirtiéndose en un modelo que refuerza la sostenibilidad del entorno urbano más inmediato, en línea con el ODS 11: Ciudades y comunidades sostenibles.

Por último, cuanto más energía se consume de la propia instalación fotovoltaica y menos de la red general, menores son las emisiones de CO₂ asociadas al consumo de la comunidad. Dicho esto, la herramienta gestiona la batería de tal forma que se maximice el autoconsumo en cada franja horaria, minimizando la dependencia de fuentes fósiles. En el contexto actual de transición energética ese impacto no es un detalle menor, lo que sitúa el trabajo dentro del marco del ODS 13: Acción por el clima.

ANEXO B. ESTRUCTURA DEL CÓDIGO

El código de la herramienta se encuentra disponible en el siguiente repositorio de GitHub:

<https://github.com/ionatecr/tfg-cec-optimizer>

El código se organiza de la siguiente forma:

```
tfg-cec-optimizer/
├── app.py                Aplicación
├── parameters.yaml       Parámetros
├── data_io.py            Ingesta y procesamiento de datos
├── optimizacion.py       Modelos de optimización
├── requirements.txt      Dependencias del proyecto
├── assets/
│   ├── icai_logo.png    Logo de la escuela
│   └── styles.css        Estilos CSS
├── core/
│   └── run_pipeline.py   Puente entre la interfaz y la optimización
├── model/
│   ├── parameters.py     Dataclasses y validación inicial
│   └── validation.py     Comprobaciones de integridad
├── ui/
│   ├── layouts.py        Estructura visual de la aplicación
│   ├── callbacks.py      Callbacks
│   └── components.py     Componentes de la aplicación
├── inputs/
└── logs/                 Ficheros CSV de entrada
                          Ficheros de log
```

Estructura del código de la herramienta

Por tanto, se tienen los siguientes módulos:

app.py: lee `parameters.yaml`, construye CFG, instancia Dash y registra los *callbacks*.

parameters.yaml: contiene todos los parámetros de la aplicación.

data_io.py: gestiona la ingesta y preparación de datos, une los *DataFrames*, rellena huecos y devuelve un *frozen dataclass*.

optimizacion.py: selecciona el *solver*, resuelve los modelos de optimización y corrige los coeficientes.

model/

- **parameters.py:** mapea el archivo YAML a *dataclasses* tipadas con validación al arranque.
- **validation.py:** ejecuta las comprobaciones y las clasifica como `ERROR` o `WARN`.

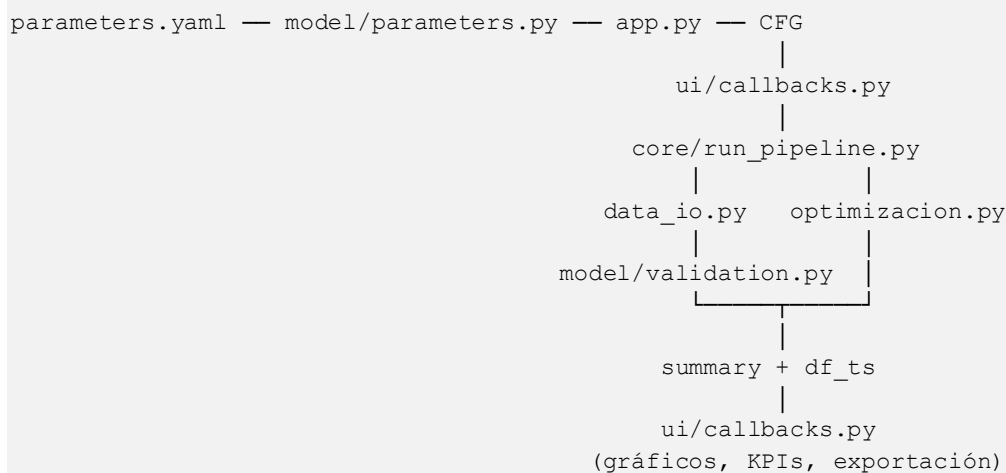
core/

- **run_pipeline.py:** orquesta el pipeline completo de la aplicación.

ui/

- **layouts.py:** define la estructura estática con una barra lateral fija y cinco páginas ocultas por CSS.
- **callbacks.py:** registra los *callbacks* en cuatro grupos: navegación, ejecución, visualización y exportación.
- **components.py:** contiene los bloques reutilizables de la herramienta.

Tal y como se ha explicado, el flujo de la aplicación es tal que los datos entran desde la interfaz, atraviesan las capas de preproceso y validación, llegan al núcleo de optimización y vuelven a la interfaz.



Las dependencias (recogidas en el fichero `requirements.txt`) son las siguientes:

<i>Librería</i>	<i>Uso principal</i>
<code>dash, dash-bootstrap-components</code>	Interfaz web
<code>pyomo</code>	Modelos de optimización
<code>pandas</code>	<i>DataFrames</i>
<code>plotly</code>	Gráficos interactivos
<code>pyyaml</code>	Lectura de <code>parameters.yaml</code>
<code>openpyxl</code>	Generación del Excel
<code>Gurobi / CBC</code>	<i>Solver</i>