

# OPTIMIZADOR METAHEURÍSTICO PARA LA GESTIÓN Y DIMENSIONADO DE BATERÍAS LI-ION PARA APLICACIONES RENOVABLES

Memoria de Trabajo Final de Máster Energías  
Renovables Generación Eléctrica

Adrián Soto Cabria

Directores

Alfredo Ursúa Rubio  
Alberto Berrueta Irigoyen

The logo for the Universidad Pública de Navarra (UPNA) features the lowercase letters 'upna' in a red, sans-serif font.

Universidad Pública de Navarra  
Nafarroako Unibertsitate Publikoa

Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y  
Comunicaciones

# Índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>2</b>
1.1. La importancia del almacenamiento eléctrico . . . . .	2
1.2. Objetivos del Proyecto . . . . .	2
1.3. Estado del Arte . . . . .	3
<b>2. Estado del Litio</b>	<b>5</b>
2.1. Reservas a nivel mundial del mineral . . . . .	5
2.2. Principales productores de Litio . . . . .	5
2.3. Usos del litio . . . . .	6
2.4. Relación del precio del Litio con las baterías . . . . .	6
2.5. Impacto ambiental de la extracción del Litio . . . . .	8
2.6. Reciclaje del Litio . . . . .	8
2.7. Comparativa de distintas tecnologías de baterías . . . . .	9
<b>3. Definición del Escenario a investigar</b>	<b>10</b>
3.1. Modelado del sistema fotovoltaico . . . . .	11
3.2. Modelado de la batería . . . . .	12
3.2.1. Modelado del convertidor . . . . .	16
3.2.2. Envejecimiento de la batería . . . . .	16
<b>4. Optimizadores</b>	<b>19</b>
4.1. Tipos de optimizadores . . . . .	19
4.2. Optimizador lineal . . . . .	21
4.3. Optimizador Cuadrático . . . . .	30
4.4. Optimizador Metaheurístico . . . . .	34
<b>5. Logros del Trabajo</b>	<b>37</b>
5.1. Elección del paso de simulación . . . . .	37
5.1.1. Modelo de la Batería . . . . .	37
5.1.2. Escenario definido . . . . .	38
5.1.3. Resultados . . . . .	39
5.2. Paso de simulación en el Optimizador . . . . .	40
5.3. Eliminación del estado inicial y final de carga . . . . .	41
<b>6. Conclusiones</b>	<b>43</b>
<b>7. Líneas futuras</b>	<b>44</b>
<b>8. Aportaciones</b>	<b>46</b>

# Capítulo 1

## Introducción

### 1.1. La importancia del almacenamiento eléctrico

Para alcanzar un modelo energético basado únicamente en energías renovables resulta imprescindible un sistema de almacenamiento dada la naturaleza intermitente del recurso renovable.

La tecnología actual no ha permitido solventar estos retos ni en gran ni en mediana escala de forma práctica y con una rentabilidad económica frente a otras fuentes convencionales como las centrales nucleares. No obstante, el repentino descenso en los precios de las baterías sobre todo de tecnología ion litio [1] principalmente relacionado con el auge del coche eléctrico permite plantear escenarios en los cuales las baterías pasen a ser parte de nuestro mix energético.

La función principal del almacenamiento eléctrico es la nivelación de carga de tal forma que los sistemas de almacenamiento absorban la energía cuando existe un exceso de energía disponible y apórtala cuando el recurso renovable no esté disponible. De ese modo se permite desacoplar el consumo de la generación. Además, permiten realizar una explotación más eficaz de las centrales generadoras, ayudando también a cumplir con los requisitos de regulación cada más exigentes a los que se encuentran sometidas las energías renovables.

Del mismo modo no hay que olvidar que a día de hoy el banco mundial estima que cerca de 1.000 millones de personas no tienen ningún tipo de acceso a la electricidad en sus hogares [2]. El autoconsumo o la generación distribuida se presenta como una de las mejores soluciones debido a su bajo coste en infraestructuras, pero para ello el almacenamiento energético es imprescindible.

### 1.2. Objetivos del Proyecto

En 2017 se batió un nuevo récord de potencia de origen renovable instalada, donde se alcanzaron los 178 GW a nivel mundial. Aumentando un 9% con

respecto al del año anterior, de los cuales el 55 % corresponde a plantas fotovoltaicas, superando la instalación precedente de la quema de combustibles fósiles y energía nuclear combinados [3].

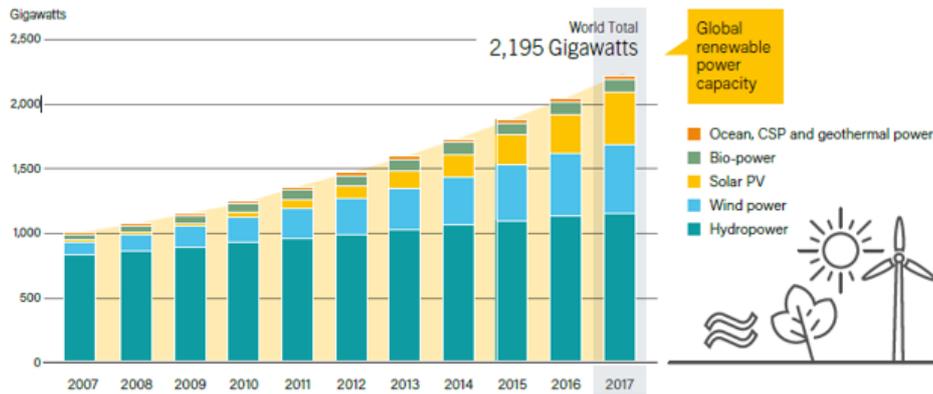


Figura 1.1: Evolución potencia total acumulada Fuente:[3]

Debido al aumento de potencia en el sistema eléctrico pueden aparecer nuevos problemas de en la red debido principalmente al carácter impredecible de los recursos renovables (principalmente sol y viento). Entre ellos se encuentran los asociados a las sobrecargas cuando la generación es mayor que la demanda [4] [5]. Para solventar este inconveniente se plantea como posible solución el denominado Power Curtailment [6]. El hecho de reducir la generación significa que no se está aprovechando en su totalidad todo el potencial del recurso. Es por ello que el almacenamiento se plantea como la única solución para mejorar la eficiencia y rentabilidad de las estaciones generadoras de origen renovable. Un estudio realizado en el año 2013 [7] establece que con costes de baterías entre los 400\$ y 500\$ por kWh la inversión sería rentable. El último informe publicado por GTM Research establece que el precio de las celdas electroquímicas Li-ion disminuirá de 220\$por kWh en 2017 a 40\$/kWh en 2040 [8].

Este proyecto trata de contribuir en la integración de las energías renovables en el mix energético. Para ello se desarrolla un optimizador que engloba la gestión de una batería Li-ion así como el cálculo del tamaño óptimo.

### 1.3. Estado del Arte

La estimación del tiempo de vida útil de una batería es función de las condiciones de operación del sistema. Un error en el cálculo de esta longevidad repercute directamente en el precio de la electricidad y la optimización del tamaño tal y como se establece en [9] . A pesar de su importancia resulta de una gran dificultad estimar correctamente el tiempo de vida debido a los mecanismos que gobiernan las ecuaciones [10] [11], aunque estas conclusiones provienen de la utilización de baterías de plomo ácido se puede esperar que también afecten a la tecnología de Li-ion.

Los resultados presentados Dufo-Lopez, en la Conferencia Internacional de Energías Renovables y Calidad de la Energía en Málaga, 2017, concluyen que algunos modelos como el de Wang et al. son demasiado optimistas, mientras que otros simples como el de Grot et al. son más realistas. Sin embargo, se deberían llevar acabo medidas experimentales para poder validar los modelos estudiados.

En los últimos años se han planteado distintos algoritmos de optimización con el fin de maximizar el beneficio de incluir sistemas de almacenamiento de tecnología Li-ion. Algunos de ellos consideran la batería como una caja negra centrándose únicamente en los aspectos económicos[12][7]. Algunos otros modelos por el contrario hacen un estudio del comportamiento del sistema de almacenamiento sin tener en cuenta los factores económicos [13].

Existen también los modelos que tratan de aunar tanto modelos que optimicen la gestión de la batería teniendo en cuenta su envejecimiento, así como maximizando el posible beneficio considerando los precios del mercado eléctrico [14] . Sin embargo, este modelo de optimización dinámico [15] tiene un elevado coste computacional además de requerir de un alto tiempo para realizar las simulaciones limitando su aplicación en posibles plataformas on-line o en una gestión de real time. Este modelo utiliza un paso de simulación de una hora, ya que la propia naturaleza del algoritmo no permite disminuir el paso sin que aumente de forma exponencial las iteraciones a realizar, consumiendo toda la memoria RAM del equipo.

Por ello es necesario implementar un nuevo optimizador que permita reducir el tiempo de simulación conservando la mayor precisión posible.

## Capítulo 2

# Estado del Litio

### 2.1. Reservas a nivel mundial del mineral

Siempre es complicado hacer una estimación de reservas, pero basándonos en la producción actual (que se irá incrementando en estos años por la demanda creciente en aplicaciones de baterías) se estima una duración de 431 años. Aunque si se atiende a la previsión de que la producción pueda multiplicarse por cuatro en los próximos años, estas reservas conocidas tendrían una duración mucho menor.

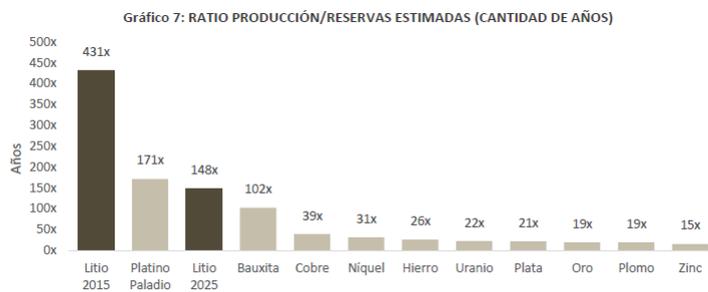
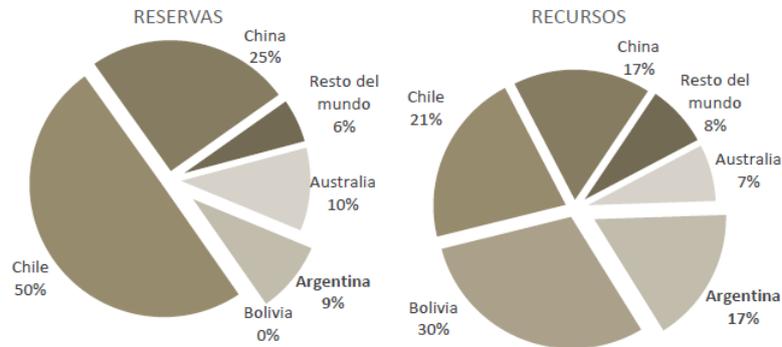


Figura 2.1: Comparación del recurso frente a otros minerales Fuente:[16]

### 2.2. Principales productores de Litio

Como se muestra en la figura 2.2, en la actualidad los principales productores de litio a nivel mundial son Chile, China, Argentina y Australia. Pero a nivel de reservas, los países que más litio poseen son China y el denominado “triángulo del litio” formado por Chile, Argentina y Bolivia. Este último, es el que más reservas tiene pero hasta el momento no se está extrayendo gran cantidad de litio por falta de tecnología. Hay una planta piloto cuya producción se estima en unas 3000 Tm, aunque el objetivo del gobierno es de explotar este recurso en los próximos años.

Gráfico 6: RESERVAS Y RECURSOS DE LITIO, PARTICIPACIÓN POR PAÍS



Fuente: Elaboración propia con base en información pública oficial provista por las compañías mineras, complementada con datos provenientes de USGS\*. Se consideran Recursos medidos e indicados.  
 \*USGS estima 2,9 millones de t de recursos de Litio metálico para EEUU pero se desconocen los proyectos y parámetros utilizados para los cálculos. La estimación se realiza en base a información de compañías mineras y totaliza 0,56 millones ton Li.

Figura 2.2: Comparación de países productores vs reservas por país Fuente:[16]

### 2.3. Usos del litio

El litio se emplea en numerosas aplicaciones, tal y como se muestra en la figura 2.4, siendo los más destacados la fabricación de cerámica, vidrio y baterías. Se observa una gran evolución en sólo 4 años del porcentaje de este recurso dedicado a la producción de baterías, y se espera que se siga incrementando debido principalmente al desarrollo del coche eléctrico y a la necesidad de almacenamiento para mejorar la integración en red de las energías renovables.

### 2.4. Relación del precio del Litio con las baterías

La demanda global de litio metálico en 2016 alcanzó las 37.800 toneladas, aumentando en un 13,5 % la demanda del año anterior. En gran parte este aumento fue debido al incipiente desarrollo de las baterías de ion litio.

En ese año, por primera vez en la historia la fabricación de baterías fue el principal uso final del litio, alcanzando un 39 % del mercado, superando así al principal uso histórico del litio (agregado en vidrios y cerámicas para aumentar su resistencia ante variaciones térmicas). Se estima que en 2025 dos tercios de la demanda mundial del litio estará directamente ligada con la fabricación de baterías. En los últimos años la oferta de este recurso no ha sido capaz de abastecer el incremento de la demanda, principalmente debido a la fabricación de baterías. Este hecho ha provocado un incremento del 48,02 % en el precio de la tonelada de carbonato de litio en apenas dos años, al pasar de unos 5.050\$ en 2014 a 7.475\$ en 2016. Puntualmente el precio ha llegado a alcanzar los 9.000\$ De acuerdo con la proyección de Morgan Stanley [17], el exceso de oferta en el mercado llegara en 2019. La producción de vehículos eléctricos no será suficiente para compensar el creciente aumento en la oferta del mineral. Si bien,

Gráfico 8: EVOLUCIÓN USOS FINALES DEL LITIO (2012 versus 2016)

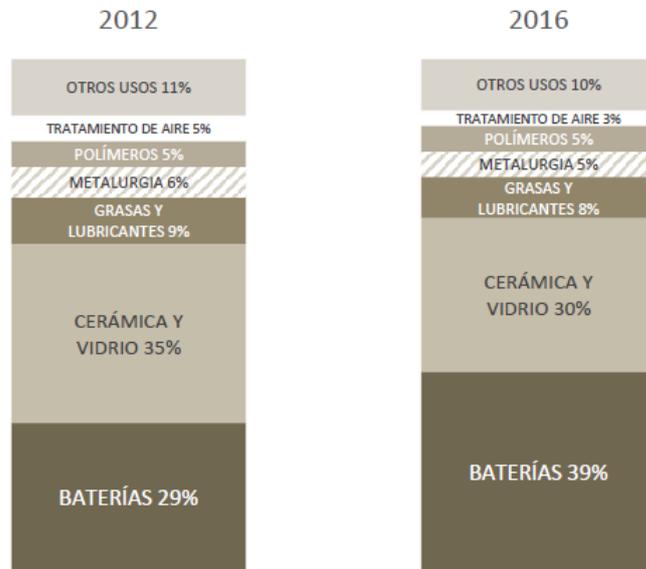
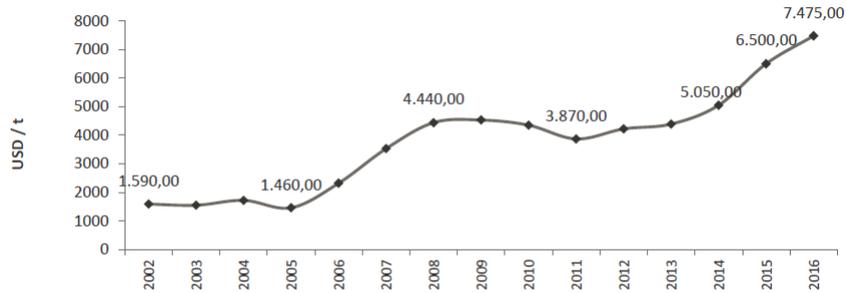


Figura 2.3: Evolución de los usos finales del litio (2012 vs 2016) Fuente:[16]

una batería del modelo S de Tesla requiere más litio que 10.000 baterías de un Smartphone, la producción de coches (que podría marcar una diferencia sustancial en la demanda de litio) no va a crecer de manera suficiente como para absorber la oferta prevista. Así, se estima que el precio del mineral alcance su punto máximo este año superando los 14.000\$ y que en 2021 este precio se reduzca prácticamente a la mitad; unos 7.700\$.

Gráfico 4: EVOLUCIÓN PRECIO ANUAL CARBONATO DE LITIO (USD POR TONELADA)



Fuente: Elaboración propia con base en USGS, AsianMetals y Metalary.com

Figura 2.4: Evolución precio anual carbonato de litio (Dolar/Tm) Fuente:[16]

## 2.5. Impacto ambiental de la extracción del Litio

El principal impacto ambiental relacionado con la extracción del litio de los salares tiene que ver con los recursos hídricos. El proceso de separación consume una gran cantidad de agua. Este consumo de agua se añade al hecho de que la extracción de la salmuera ocasiona un descenso del agua subterránea haciendo que baje el nivel de los lagos cercanos a las salinas donde se realiza la extracción. Como consecuencia de ambos factores los recursos hídricos de la zona pueden verse comprometidos.

## 2.6. Reciclaje del Litio

Actualmente, en la Unión Europea sólo se reciclan en torno al 5% de las baterías de Litio que se utilizan. Para abordar los problemas derivados del uso de baterías, se promulgó en 2006 la directiva Europea 2006/66/EC, que regula entre otros aspectos, el reciclaje de baterías con el objetivo de disminuir el vertido de sustancias dañinas como cadmio o mercurio. También establece que antes de desecharse cualquier batería debe ser sometida a un tratamiento que como mínimo extraiga los fluidos y ácidos de las baterías que deben ser extraídos.

En concreto, en relación a las baterías de litio, existen actualmente proyectos para abordar el reciclado de las mismas; entre ellos una planta piloto situada en Bélgica en la que Toyota procesa las baterías usadas de sus modelos de coche. No obstante, estos procesos de reciclaje por el momento sólo tienen como objetivo el separado de algunos elementos contenidos en las baterías como el Cobalto o el Níquel para su reutilización en otras baterías.

La recuperación del propio Litio no se está contemplando actualmente principalmente debido a motivos económicos, el precio del material es bajo. Por ello, el proceso de reciclaje todavía no está desarrollado por lo que todavía no existe una motivación económica que impulse este reciclaje.

Si bien también cabe destacar que los diferentes usos que se espera que tengan este tipo de baterías podrán hacer posible la reutilización de las mismas en aplicaciones con requisitos menos exigentes. Hay que tener en cuenta que se considera que una batería ha llegado al final de su vida útil cuando su capacidad disminuye por debajo de un cierto porcentaje respecto a la inicial. Sin embargo, ésta capacidad puede ser suficiente para satisfacer otros usos para los que no estaba diseñada inicialmente.

Cada vez parece más factible la utilización de baterías que han sido desechadas por el sector automovilístico para darles una segunda vida útil en la integración de las energías renovables en el mix energético [18] [19][20][21], de este modo se podrían reducir los costes de las baterías y reutilizar materiales favoreciendo el desarrollo sostenible. Ya se están empezando a realizar estudios para que este hecho sea una realidad [22] y distintos proyectos como el GERA en el cual participa la Universidad Pública de Navarra

## 2.7. Comparativa de distintas tecnologías de baterías

Dentro de las baterías recargables (Baterías secundarias) se encuentran distintos tipos de tecnologías. En la siguiente tabla se hace una comparación a grandes rasgos entre las principales tecnologías. La alta densidad energética de

	Pb	Ni-Cd	Ni-MH	Li-ion	LiPo
<b>Voltaje por Célula</b>	2 (V)	1.2 (V)	1.2 (V)	3.7 (V)	3.7 (V)
<b>Memoria</b>	Medio	Muy Alto	Bajo	Inexistente	Inexistente
<b>Wh/Kg</b>	30	50	70	110-160	100-130
<b>Nº Recargas</b>	1000	500	1000	4000	5000
<b>Tiempo Carga</b>	8-16 h	10-14 h	2-4 h	2-4 h	1-1.5 h

Tabla 2.1: Comparativa principales tecnologías de baterías

las baterías de Ion litio las hace idóneas para usos de aplicaciones móviles o en las que el peso sea un factor relevante. El uso de las baterías de litio para el mundo de la automoción está motivado principalmente por a su reducido peso y volumen. Además, es la tecnología que más ciclos de vida tiene, con un tiempo de carga relativamente pequeño. La falta del efecto memoria posibilita que se pueda alterar la profundidad de descarga sin que este afecte a la capacidad de almacenamiento de la batería, esta tecnología a diferencia de la de plomo ácido se comporta bien ante profundidades de descarga elevadas.

Dentro de las baterías de Ion litio también se han desarrollado distintas tecnologías, este es un ejemplo de las más importantes, así como con sus principales características:

- **Baterías de Litio Cobalto** Primeras en el mercado muy comunes en móviles y portátiles. Precio asequible. 170-185 Wh/kg. 500 ciclos. Reacciones peligrosas.
- **Baterías de Litio Titanio** Hasta 12.000 ciclos. 65-100 Wh/kg. Precio muy elevado
- **Baterías de Litio-Manganeso** Menos contaminantes. 90-110 Wh/kg
- **Baterías de Litio-Níquel-Cobalto-Manganeso** 155-190 Wh/kg. 1500 ciclos. Coste razonable. Buena opción para los vehículos eléctricos.
- **Baterías de polímero de litio** Más baratas de fabricar. El litio está en estado sólido. Si se baja de su voltaje mínimo se causan daños irreparables.
- **Baterías de litio azufre** . Polímero sólido. Podrían producirse a bajo coste, ser estables y hasta 500 Wh/kg (Están en desarrollo)
- **Litio-aire O<sub>2</sub>** del aire como cátodo. En investigación teóricamente alta densidad energética.

## Capítulo 3

# Definición del Escenario a investigar

El desarrollo de este optimizador se centrará en la hibridación de una Planta Fotovoltaica, con una batería estacionaria de tecnología Li-ion. El optimizador buscará el máximo beneficio económico teniendo en cuenta el envejecimiento de la batería en función de sus condiciones de operación y el precio horario de la electricidad en el mercado eléctrico.

Esta herramienta permitirá obtener el tamaño óptimo de la batería a instalar y el beneficio esperado respecto al obtenido por la misma planta sin el sistema de almacenamiento eléctrico.

Para dotar al sistema de una mayor versatilidad el algoritmo podrá funcionar tanto con datos de radiación así como con datos de energía medidos por una planta generadora. Posibilitando el estudio de cualquier emplazamiento. En el caso de datos de radiación el inversor buscará siempre el punto de máxima potencia (MMPT) generando por consiguiente toda la potencia posible.

Sin embargo se tomará como punto de partida que existe una restricción por la cual la planta generadora tiene una limitación de potencia. Esta restricción conocida como Power Curtailement se justifica ya que si durante las horas centrales del día todas las plantas generasen el 100 % de su capacidad se podrían generar sobre cargas en la red tal y como ya se había expuesto en el apartado 1.2.

Por ello se modela un sistema compuesto por una planta fotovoltaica y una batería conectada a un regulador de carga reversible, que puede cargar o descargar en función de lo que dicte el optimizador de la gestión de la batería. Este sistema inyectará a red respetando siempre la limitación de potencia preestablecida. Para ello se presenta un esquema simplificado de la instalación, figura 3.1.

Como restricciones se fijará que la batería no puede absorber potencia de la red. De forma que  $P_{grid}$  sea siempre mayor o igual que cero. Sin embargo esta decisión de diseño no tiene por que considerarse en todos los escenarios, ya que en algunos casos el precio del pool eléctrico ha sido negativo, es decir, pagan por consumir electricidad, en ese caso la batería podría cargarse ayudando además

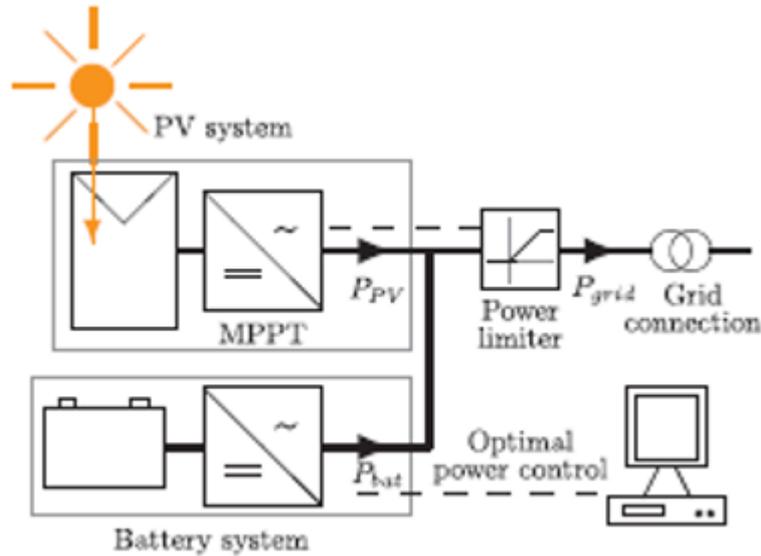


Figura 3.1: Diagrama de la planta fotovoltaica híbrida con una batería Li-ion

a estabilizar la red.

Como caso de especial interés está el sucedido en gran cantidad de países europeos el domingo 30 de abril de 2017. Durante esta jornada se dispuso de un gran recurso eólico en prácticamente todos los países del viejo continente, ese hecho unido a una baja demanda, produjo que el precio del mercado eléctrico alemán finalizase la jornada con un precio medio de  $-6,74 \text{ €/MWh}$ , ya que estuvo durante más de 10 horas en valores negativos. Pero el precio de récord se batió a las 14:00h donde el precio se estableció en  $-74,92 \text{ €/MWh}$ . Pero Alemania no fue el único país en el que los precios bajaron del cero, sino que en Suiza y Francia ocurrió lo mismo.

Por lo tanto las ecuaciones que gobiernan las restricciones del sistema son:

$$P_{grid} \geq 0 \quad (3.1)$$

$$P_{grid} \leq Power_{Limiter} \quad (3.2)$$

### 3.1. Modelado del sistema fotovoltaico

La conversión de la irradiancia en potencia eléctrica se modela mediante el PVLIB toolbox de libre acceso de Sandia National Laboratories [23]. Los inputs del modelo son la localización de la planta, irradiancia global sobre suelo horizontal, temperatura y orientación de los paneles. Para llevar a cabo las simulaciones la herramienta PVLIB calcula la posición relativa del sol, utilizando los datos de irradiancia sobre suelo horizontal y un modelo atmosférico calcula da componente directa y difusa.

La conversión DC/AC se modela a través del modelo Driesse [24] el cual tiene en cuenta la potencia de entrada y la tensión para calcular la eficiencia del inversor.

$$P_{PV} = P_{PV,DC} - P_{PV,loss} \quad (3.3)$$

$$P_{PV,loss} = b_0 + b_1 \cdot P_{PV,DC} + b_2 \cdot P_{PV,DC}^2 \quad (3.4)$$

Donde  $P_{PV,loss}$  son las pérdidas en el inversor, y  $b_0$ ,  $b_1$  y  $b_2$  son coeficientes empíricos de la dependencia con la tensión indicados en la tabla 3.3.

### 3.2. Modelado de la batería

A la hora de modelar la batería se recurre a varias celdas Li-ion agrupadas en serie y paralelo, cuando se calcula el envejecimiento cada celda debería ser estudiada de forma individual en función de sus parámetros de operación. Gracias a los avanzados packs de monitorización [25] del estado de envejecimiento (SOH) se conoce que el envejecimiento de una celda no difiere mucho del de todo el pack. Un estudio realizado por Campestrini cuantifica la diferencia entre el envejecimiento de las distintas celdas de una batería correctamente equilibrada en un  $\pm 2\%$ , y se atribuye principalmente a la diferencia de temperatura [26]. En aras de simplificar el modelo se considerara que todas las celdas envejecen de igual modo, por lo que se estudiara el envejecimiento de la batería con dependencia de una única celda.

El modelo de la batería consiste en un circuito eléctrico figura 3.2 compuesto por una fuente de tensión y una resistencia interna, ambos elementos dependientes del estado de carga (SOC). La relación entre tensión a circuito abierto de la batería y el SOC vendrá determinada de acuerdo a los resultados publicados por A. Berrueta [27] para una celda. Se dispone por lo tanto de un fichero de datos con los valores obtenidos en la caracterización de la celda. La batería, se compone de distintas celdas en serie de forma que el valor de tensión a circuito abierto sea la suma de todas las tensiones de cada celda agrupada en serie ecuación 3.5. Como ya ha explicado anteriormente se considera que todas las celdas se comportan de igual modo.

$$V_{OCbateria} = V_{OCcelda} * n_{celdasserie} \quad (3.5)$$

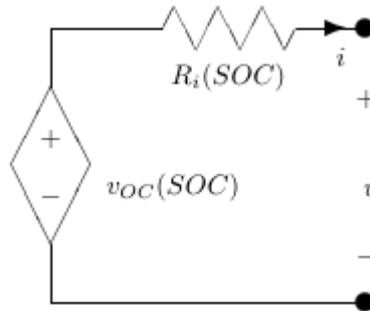


Figura 3.2: Modelo eléctrico de la batería

A la hora de establecer la ecuación matemática que relaciona ambas variables se decide usar una función de orden 10. En la figura 3.3 se muestra el ajuste y los valores obtenidos experimentalmente, junto con los valores residuales. En la tabla 3.1 se muestran los valores estadísticos que mejor representan la calidad del ajuste realizado por mínimos cuadrados de orden 10.

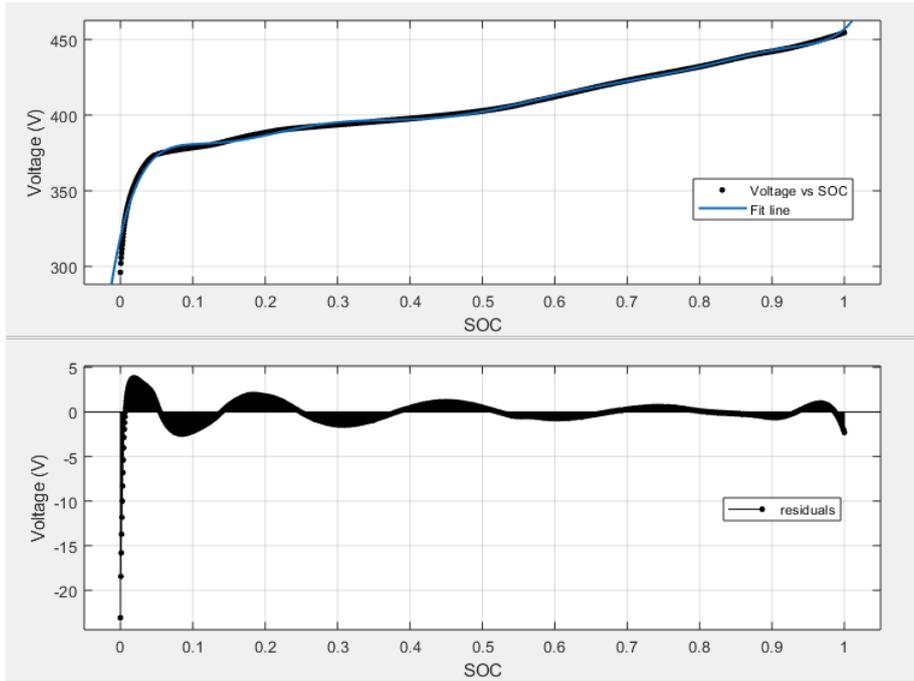


Figura 3.3: VOC vs SOC

SSE	R-square	DFE	Adj R-sq	RMSE
4,3275 e 03	0,9968	2147	0,9967	1,4197

Tabla 3.1: Calidad ajuste figura 3.3

De la figura 3.3 se puede concluir que los mayores errores se cometen en valores de SOC inferiores a 0,1. Sin embargo, como se expondrá posteriormente el control de gestión de la batería evita que la batería se descargue más de esos valores. Por lo que se realizará el ajuste de nuevo pero sin estudiar esa zona. Se muestran por consiguiente la misma figura y los mismos parámetros para poder comparar ambos ajustes.

SSE	R-square	DFE	Adj R-sq	RMSE
123,0642	0,9999	1931	0,9999	0,2524

Tabla 3.2: Calidad ajuste figura 3.4

Dado que siempre se suelen evitar descargas muy profundas puesto que generan irreversibilidades en el comportamiento de la celda, para este trabajo se

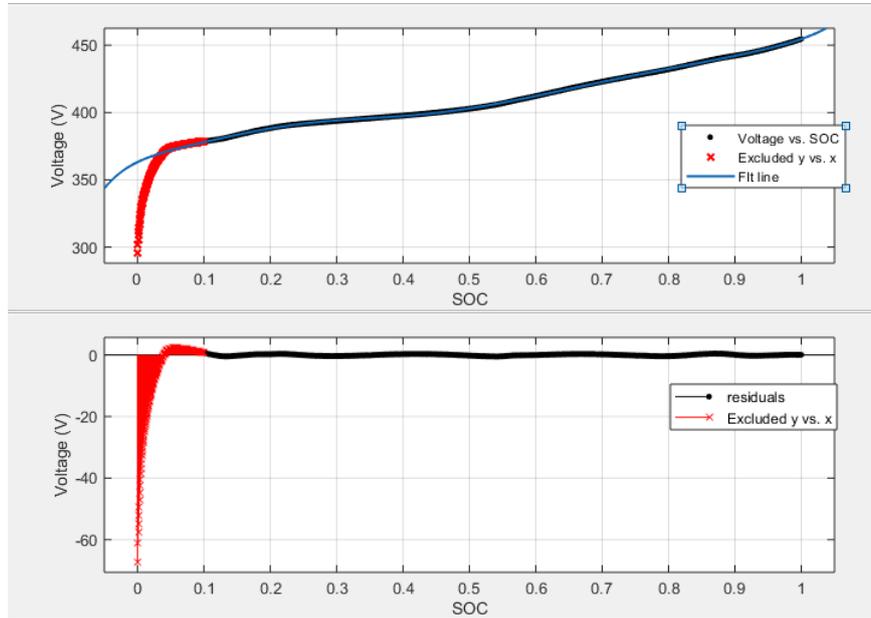
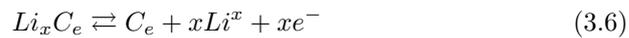


Figura 3.4: VOC vs SOC

fijará que la batería podrá descargarse a un SOC mínimo de 10%. Algunos fabricantes, como Tesla fijan ese mínimo en valores en torno a un SOC del 30%. Este fenómeno físico ocurre cuando se extraen demasiados átomos de litio de la estructura cristalina de *grafito*<sup>1</sup> en el ánodo. En caso de una excesiva retirada de átomos de litio la red cristalina disminuiría de tamaño imposibilitando la introducción de nuevos átomos durante la carga figura 3.5. Si esto ocurre la batería envejece de forma drástica. En este trabajo no es necesario estudiar el comportamiento de la batería en estos rangos puesto que para asegurar su máxima durabilidad nunca se permitirán tales descargas. Por ello se recurre al ajuste de la figura 3.4.

Las principales ventajas de usar el grafito son su abundancia, su bajo precio, su bajo potencial con respecto al  $\text{Li}/\text{Li}^+$ , su alta difusividad del , alta conductividad eléctrica y su reducido cambio volumétrico durante la carga y la descarga. La ecuación 3.6 describe la intercalación del Litio en estructuras gráficas.



<sup>1</sup>El grafito es una de las formas polimórficas en las que se puede encontrar al carbono en la naturaleza. El carbono también puede aparecer en forma de diamante, con estructura cristalina en red de diamante o en forma de carbón con estructura amorfa.

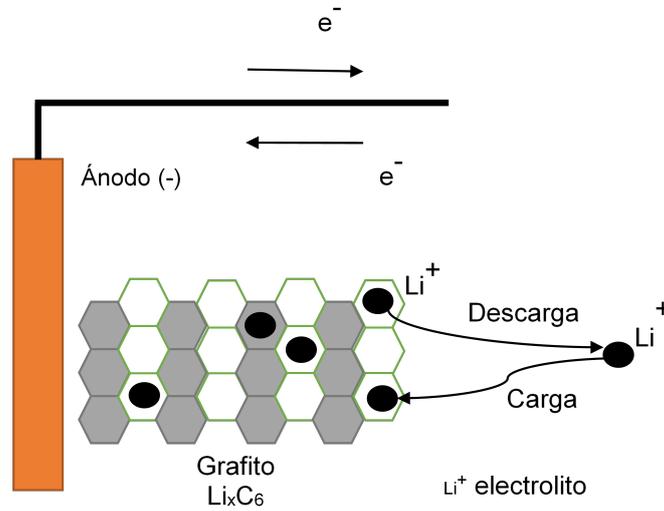


Figura 3.5: Movimiento de los cationes  $Li^+$  durante la carga y la descarga de una celda

Una vez definida la relación entre el SOC y la tensión a circuito abierto ya solo queda establecer la relación entre la resistencia interna  $R_i$  y el SOC. Para ello se recurre a los datos experimentales mostrados en [14], donde se muestra la relación entre la resistencia interna y la el SOC en una celda de 5Ah figura 3.6.

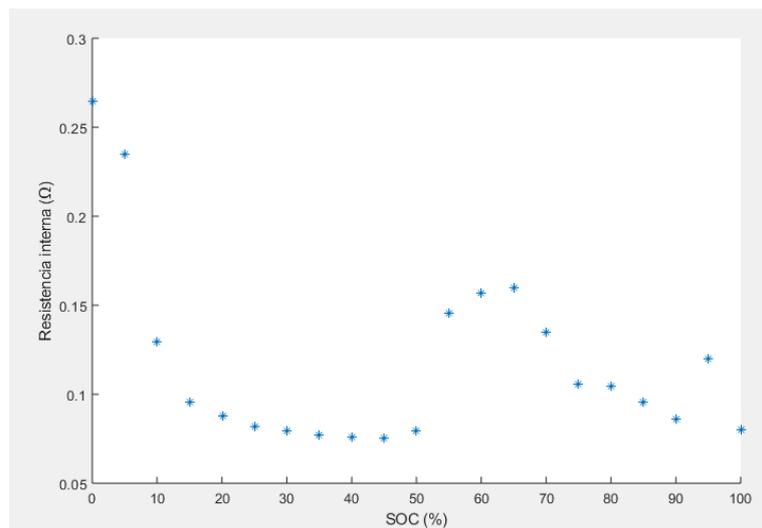


Figura 3.6: Resistencia interna de una celda de 5Ah vs SOC

Dado que esta relación 3.6 solo hace referencia a una celda se calculara la resistencia interna de la batería de acuerdo a la siguiente ecuación.

$$R_{i,bateria} = R_{i,celda} * n_{celdasserie} * C_{nominal,celda} / C_{nominal,bateria} \quad (3.7)$$

La resistencia interna de la celda ( $R_{i,celda}$ ) se obtiene interpolando a partir de los valores discretos obtenidos experimentalmente figura 3.6.

El estado de carga de la batería (SOC) se calcula a partir de el estado de carga anterior, la corriente absorbida o cedida por la batería en ese período de tiempo y la capacidad actual, en función del estado de salud (SOH) ecuación 3.8. Se considera el signo positivo de la corriente durante las descargas y negativo durante las cargas. De este modo todos los parámetros del modelo eléctrico figura 3.2 ya han quedado definidos.

$$SOC(t) = SOC(t_0) - \int_{t_0}^t \frac{i_{bat}(t)}{C(SOH)} dt \quad (3.8)$$

### 3.2.1. Modelado del convertidor

Para poder estudiar todas las posibles perdidas y eficiencia del sistema es necesario añadir un convertidor reversible, que permita cargar y descargar la batería. Para modelar las perdidas se recurre al modelo de Driesse, con las ecuaciones 3.3 y 3.4 utilizando los parámetros de la tabla 3.3

	Parámetro	Valor	Unidad	
Inversor	$b_0$	298	W	
	$b_1$	$2,01 \cdot 10^{-3}$	-	
	$b_2$	$1,64 \cdot 10^{-7}$	$W^{-1}$	
Convertidor	Carga	$b_0$	112	W
		$b_1$	$3,36 \cdot 10^{-3}$	-
		$b_2$	$2,22 \cdot 10^{-7}$	$W^{-1}$
	Descarga	$b_0$	137	W
		$b_1$	$3,28 \cdot 10^{-3}$	-
		$b_2$	$2,64 \cdot 10^{-7}$	$W^{-1}$

Tabla 3.3: Parámetros del modelo Driesse para el inversor y el convertidor

### 3.2.2. Envejecimiento de la batería

En las baterías de tipo ion litio se presentan dos tipos de envejecimiento que pueden ser estudiados de forma independiente y añadirse posteriormente [28]. El envejecimiento por calendario tiene una dependencia lineal con el tiempo de forma que la capacidad disminuye y la resistencia aumenta como se aprecia en las ecuaciones 3.9 3.10. Según 3 estudios distintos [29] [30] [31] envejecimiento a causa del ciclado por el contrario presenta la linealidad en función del numero equivalente de ciclos (Q), ecuaciones 3.9 3.10. El decremento de la capacidad se analiza como la variación sufrida entre los dos instantes de tiempo discretizados ( $\Delta C = C(t) - C(t - \Delta t)$ ) mientras que el aumento de la resistencia se calcula

como ( $\Delta R_i = R_i(t) - R_i(t - \Delta t)$ ).

$$\frac{\Delta C(t, Q)}{C(t)} = -(\alpha_C \cdot t + \beta_C \cdot Q) \quad (3.9)$$

$$\frac{\Delta R_i(t, Q)}{R_i(t)} = \alpha_{R_i} \cdot t + \beta_{R_i} \cdot Q \quad (3.10)$$

El parámetro  $\alpha_j$  ( $j$  representa  $C$  y  $R_i$ ) determina el envejecimiento por calendario mientras que el  $\beta_j$  establece el envejecimiento por ciclado. Estos cuatro parámetros no son constantes, ya que el calendario aumenta con valores de SOC y temperatura elevados[32] mientras que el de ciclado es especialmente sensible a valores altos de corriente[29], tensión media y profundidad de descarga[28]. Las dependencias de  $\alpha_j$  y  $\beta_j$  se modelan de acuerdo a las siguientes expresiones:

$$\alpha_j = a_{v,j} \cdot (v_{cell} - a_{0,j}) \cdot \exp\left(-\frac{a_{Tj}}{T}\right) \quad (3.11)$$

$$\beta_j = b_{0j} + b_{v,j} \cdot (v_{cyc} - bv_{0j})^2 + b_{DOD,j} \cdot DOD + b_{l,j} \cdot \exp\left(b_{exp} \frac{|i_{bat}|}{C}\right) \quad (3.12)$$

Para poder estudiar el daño que ha sufrido la batería en cada intervalo de tiempo  $\Delta t$  se propone un nuevo termino, Damage per Time Lapse (DTL). De forma que simplifique el análisis integrando tanto la perdida de capacidad como el aumento de la resistencia.

$$DTL = \max\left[\frac{|\Delta C|}{C}, \frac{|\Delta R_i|}{R_i}\right] \quad (3.13)$$

Puesto que la temperatura de las baterías debe mantenerse controlada se considerará que se mantiene constante a 30°C. De esta manera el la ecuación 3.14 solo depende linealmente de la tensión de la celda. El envejecimiento por ciclado depende linealmente del DOD, de forma cuadrática de la tensión media del ciclo y de forma exponencial con la corriente. Las variables necesarias para la resolución de las ecuaciones 3.14 y 3.12 se obtienen del estudio publicado [BER18], tabla 3.4.

Estas ecuaciones solo son aplicables en el caso de que la batería este funcionando en la zona lineal. Este ocurre mientras que la capacidad no disminuya mas de un 20% de su valor nominal o que no la resistencia no aumente más de un 20%[33]. Una vez superado ese rango el envejecimiento se ve acelerado y se considera que la batería ha llegado al fin de su vida útil. En este caso el estado de salud (SOH) de la batería queda definido como:

$$\Delta SOH = -\frac{1}{0,2} \cdot DTL \quad (3.14)$$

	Parámetro	Unidades	$\Delta C$	$\Delta R_i$
Calendario	$a_V$	-	$2,716 \cdot 10^5$	$9,486 \cdot 10^3$
	$a_0$	V	3,1382	3,096
	$a_T$	K	6976	5986
Ciclado	$b_0$	-	$2,71 \cdot 10^{-5}$	$2,71 \cdot 10^{-5}$
	$b_v$	$V^{-1}$	$3,14 \cdot 10^{-4}$	$3,208 \cdot 10^{-4}$
	$b_{v0}$	V	3,683	3,741
	$b_{DOD}$	-	$1,61 \cdot 10^{-6}$	$3,404 \cdot 10^{-6}$
	$b_I$	-	$1,56 \cdot 10^{-5}$	$1,56 \cdot 10^{-5}$
	$b_{exp}$	h	1,8	1,8

Tabla 3.4: Parámetros del modelo de envejecimiento de la batería

## Capítulo 4

# Optimizadores

Tanto en el día a día de nuestra vida cotidiana como en el ámbito científico o empresarial la optimización de recursos y gestión es una tarea clave para cumplir el objetivo al menor coste posible, ya sea económico o temporal.

Existen problemas de optimización estáticos, donde se busca una solución óptima aislada del tiempo, como por ejemplo determinar el máximo número de olivos que un agricultor puede plantar en una finca de 100m·100m donde los troncos de los árboles tengan que estar separados como mínimo un metro entre sí.

Por el contrario otros tipos de optimización como la optimización dinámica son necesarios para resolver problemas secuenciales. En los cuales existe una relación temporal entre las variables. Un claro ejemplo es el conocido juego o rompecabezas Torres de Hanói inventado por el matemático Edouard Lucas. En este juego se dispone de tres postes fijos y de un número  $n$  de discos apilados de forma creciente en uno de los postes. El reto consiste en recolocar los discos en otra torre de forma que solo se puedan mover de uno en uno y asegurándose que en ningún momento un disco de mayor tamaño esté sobre otro de menor tamaño. La solución óptima para este problema siempre es  $2^n - 1$ .

### 4.1. Tipos de optimizadores

En este trabajo se compararán varios tipos de algoritmos de optimización de forma que se establezcan los pros y contras de cada uno. Así como sus posibles limitaciones o ventajas para poder seleccionar el método óptimo en función de la aplicación. Los optimizadores propuestos son, programación dinámica, optimización lineal, optimización cuadrática y optimización metaheurística.

La programación dinámica fue propuesta por primera vez por el matemático Richard Ernest Bellman en 1957 [15]. Esta metodología se fundamenta en descomponer un problema aparentemente complejo en varios subproblemas más simples de forma que consiga encontrar la solución óptima de la función objetivo. El principio de optimalidad de Bellman establece que una secuencia óptima de decisiones que resuelve un problema debe cumplir la propiedad de que cualquier

subsecuencia de decisiones, que tenga el mismo estado final, debe ser también óptima respecto al subproblema correspondiente. La optimización dinámica se emplea principalmente para calcular secuencias óptimas en el tiempo, ya sea continuo o discreto.

Esta programación es la propuesta en [14] puesto que permite trabajar con ecuaciones no lineales, sin embargo sus principales inconvenientes son el tiempo requerido para encontrar la solución óptima, y la imposibilidad de aumentar el número de variables a estudiar. En el algoritmo actual se fija como intervalo a estudiar un único día, aunque en aplicaciones como la fotovoltaica se adecua perfectamente, puesto que existen dos períodos claramente definidos, día y noche, en otros escenarios como la eólica resulta imprescindible aumentar este intervalo de tiempo. A pesar de que permita estudiar un día con intervalos horarios, se generan ciertos rangos de incertidumbre puesto que la generación no se mantiene constante a lo largo de una hora, por lo que la batería estaría sufriendo continuamente ligeras cargas y descargas, es por ello que esos microciclos no pueden ser estudiados con el actual modelo.

En la optimización lineal se busca maximizar o minimizar una función objetivo lineal. De forma que las restricciones vengan dadas tanto por ecuaciones como inecuaciones lineales. La principal ventaja de este tipo de optimización es su bajo coste computacional, permitiendo así una reducción sustancial de el tiempo de computacional necesario frente a la programación dinámica. Sin embargo el mayor inconveniente de este tipo de computación es su necesidad de tener que trabajar con ecuaciones únicamente lineales. Por ello a la hora de modelar el sistema se puede llegar a perder demasiada precisión frente a modelos no lineales más ajustados a la realidad. Es tal la importancia de este tipo de optimización que el método simplex presentado por George Bernard Dantzig en 1947 [34] fue considerado por John F. Nash como uno de los diez algoritmos de mayor influencia en el desarrollo y la práctica de la ciencia y la ingeniería en el siglo XX [35]

La optimización cuadrática permite trabajar con una función objetivo cuadrática. Sin embargo las restricciones tanto definidas por las ecuaciones como por las inecuaciones tienen que ser lineales. Este tipo de programación permite desarrollar modelos más complejos que la optimización lineal, pero no tan precisos como la dinámica.

Mediante los optimizadores metaheurísticos se busca la solución óptima del problema aunque no se garantice que lo sea. Según M. Cesar, dado que los problemas a analizar suelen ser de una gran complejidad se genera un gran tamaño del espacio de búsqueda, imposibilitando hallar la solución óptima con la tecnología actual [36]. Los algoritmos metaheurísticos parten de una solución que no es la óptima, posteriormente se reitera obteniendo soluciones similares de acuerdo a unas restricciones establecidas, de ellas se selecciona la óptima repitiendo el proceso si fuese necesario hasta que se cumpla alguna condición pre-establecida. De acuerdo con Osman y Kelly [37] podría definirse como:

*Los metaheurísticos son métodos aproximados diseñados para resolver problemas de optimización combinatoria, en los que los heurísticos clásicos no son*

efectivos. Los metaheurísticos proporcionan un marco general para crear nuevos algoritmos híbridos, combinando diferentes conceptos derivados de la inteligencia artificial, la evolución biológica y los mecanismos estadísticos.

## 4.2. Optimizador lineal

Como se ha introducido en el apartado anterior la optimización lineal requiere de una función objetivo lineal, así como de unas restricciones lineales. De forma general esto puede expresarse como:

$$\min_x f^T x \text{ donde } \begin{cases} A \cdot x < b \\ Aeq \cdot x = beq \\ lb \leq x \leq b \end{cases} \quad (4.1)$$

Para poder utilizar estas restricciones es necesario linealizar varias de las ecuaciones que componen el modelo. De la figura 4.1 se pueden obtener las siguientes ecuaciones.

$$\begin{aligned} P3 &= P1 - P2 - s \text{ donde } s \text{ es el exceso de energía} & (4.2) \\ P2 &= VOC(SOC) \cdot i_2 + i_2^2 \cdot R(SOC) \\ V2 &= VOC(SOC) + i_2 \cdot R(SOC) \\ SOC(i+1) &= SOC(i) + i_2 \cdot dt / Capacity \end{aligned}$$

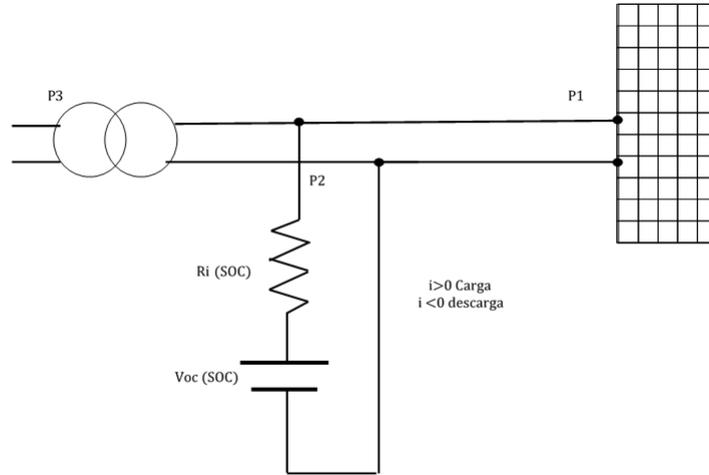


Figura 4.1: Modelo eléctrico de la planta

Tanto la tensión a circuito abierto como la resistencia interna tienen el principal problema de tener una relación no lineal con el estado de carga. Para poder cumplir con las restricciones de la optimización lineal, ecuación 4.1 se establece una relación lineal entre la tensión a circuito abierto y el SOC y se considera la

resistencia interna constante.

Sin embargo a la hora de calcular la potencia inyectada por la batería, la tensión ha de considerarse constante, ya que el estado de carga depende de los estados anteriores. La optimización lineal establece que los coeficientes de la función  $f$  son independientes de los estados anteriores.

$$(f_1 \quad f_2 \quad \cdots \quad f_n) \cdot \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = x_1 \cdot f_1 + x_2 \cdot f_2 + \cdots + x_n \cdot f_n \quad (4.3)$$

El modelo eléctrico de la batería en este caso sería el representado en la figura 4.2. Como se puede apreciar es un modelo muy simplificado en comparación con el propuesto en la figura 3.2

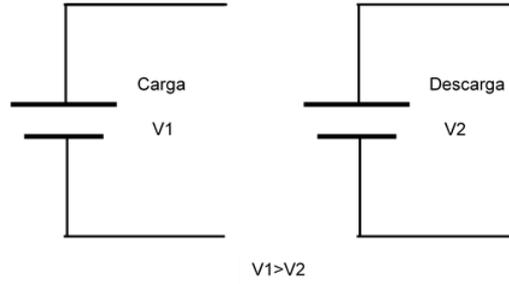


Figura 4.2: Modelo eléctrico de la batería en un optimizador lineal

Aunque este sea el modelo utilizado para los balances de potencia, se puede integrar una función en el optimizador que fije los rangos de tensión máxima 4.4 y mínima 4.5 considerando una relación lineal entre la tensión a circuito abierto y el SOC. De este modo se fija que para cada solución (intensidad de la batería en cada instante) la tensión de la batería estará establecida entre dos límites.

$$R \cdot x_i + \sum_{i=1}^n x_i \cdot \frac{dt}{C} \cdot coeff1 < V_{max} - SOC(1) \cdot coeff1 \quad (4.4)$$

$$R \cdot x_i + \sum_{i=1}^n x_i \cdot \frac{dt}{C} \cdot coeff1 > V_{min} - SOC(1) \cdot coeff1 \quad (4.5)$$

La consideración de que la relación entre el SOC y la tensión a circuito abierto es lineal, entra dentro de unos rangos que se podría considerar un buen ajuste. tal y como se muestra en la tabla 4.1 el  $R^2$  es de 0,97. A la hora de modelar el envejecimiento de la batería introducido en las ecuaciones 3.11 y 3.12. El envejecimiento por calendar es lineal con la tensión a circuito abierto de la celda. Como ya se ha explicado anteriormente la temperatura se considera constante, en este caso 30°C. Donde coeff1 y A son la pendiente y la ordenada en el

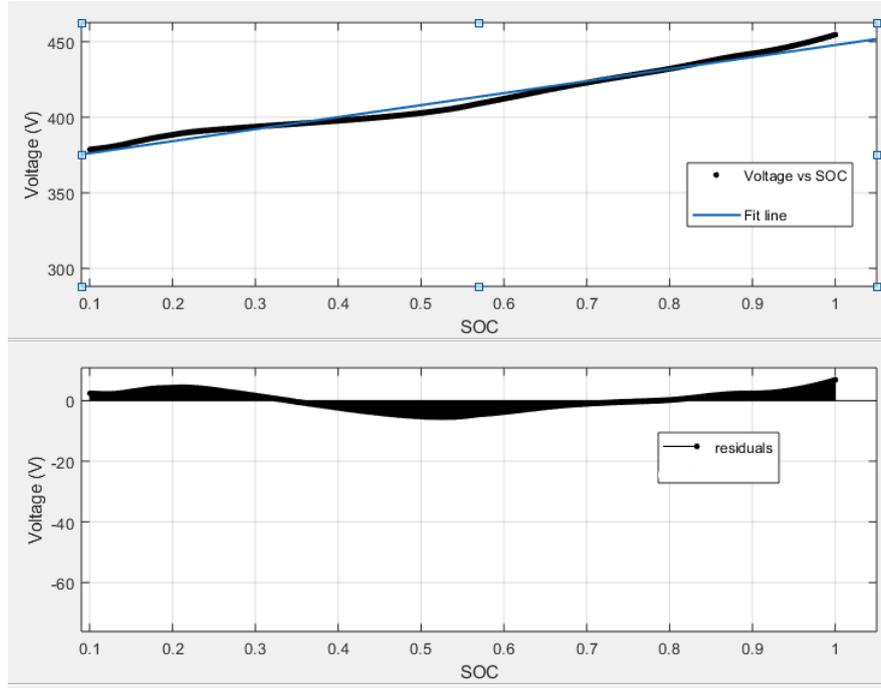


Figura 4.3: Ajuste lineal de la relación entre VOC y SOC

SSE	R-square	DFE	Adj R-sq	RMSE
19469	0,9771	1939	0,9770	3,1680

Tabla 4.1: Calidad ajuste figura 4.3

origen obtenida a partir del ajuste de SOC y VOC lineal para cada celda. Este envejecimiento puede ser calculado únicamente en función de la corriente en cada estado por lo que puede ser linealizado directamente perdiendo únicamente la precisión asociada al ajuste de VOC y SOC.

$$\alpha_j = a_{v,j} \cdot \left( \sum_{i=1}^n (x_i \cdot \frac{dt}{C}) + SOC(1) \right) \cdot coeff1 + A - a_{0,j} \cdot \exp\left(-\frac{aT_j}{T}\right) \quad (4.6)$$

Por el contrario el envejecimiento por ciclado no se puede expresar únicamente en función de una única variable.

$$\beta_j \cdot Q = [b_{0j} + b_{v,j} \cdot ((v_{cyc} - bv0j)^2 + b_{DOD,j} \cdot DOD + b_{l,j} \cdot \exp\left(\frac{|x_i|}{C}\right))] \cdot \frac{|x_i|}{2 \cdot C} \quad (4.7)$$

Si se dividen los tres componentes del envejecimiento por ciclado y se representan en función de la corriente de la batería se aprecia como el término cuadrático es independiente de la corriente, mientras que para unos límites de la relación potencia-energía de la batería el envejecimiento puede expresarse en función de la corriente. Por tanto puede linealizarse en función de la corriente y la capacidad de la batería.

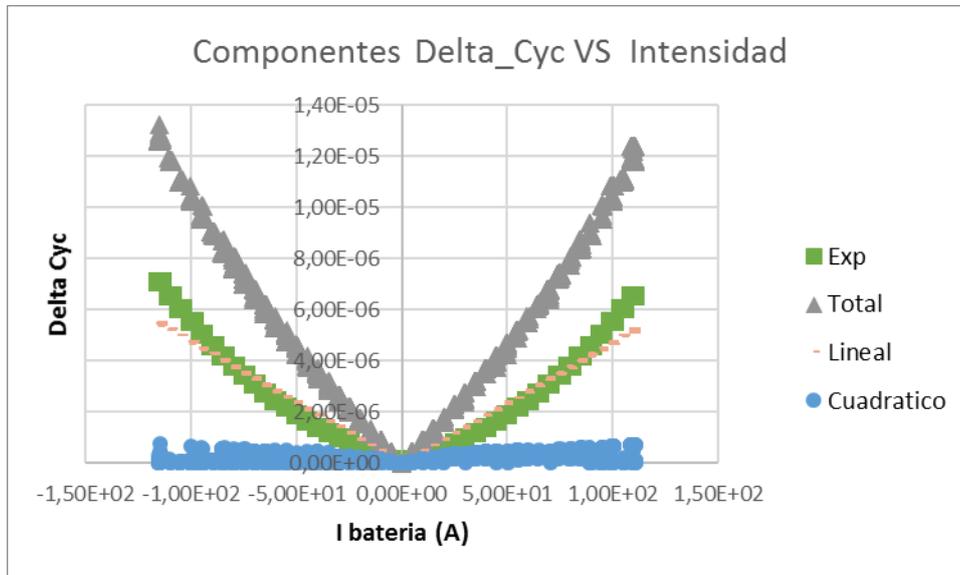


Figura 4.4: Relación de los términos del envejecimiento por ciclado para una batería de 250 Ah

Una vez definido el envejecimiento por ciclado como se expresa en la ecuación 4.8, es necesario establecer los distintos coeficientes en función de la capacidad de la batería. Para ello se recurre a los datos obtenidos tras simular para ciertas condiciones *establecidas*<sup>1</sup> en el algoritmo de optimización no lineal presentado en [14].

$$\beta_j \cdot Q = coef2 \cdot x_i \quad (4.8)$$

La figura 4.5, muestra la variación del *coef2* en función de la capacidad. Es significativo que durante este análisis tanto la corriente máxima de carga como de descarga están limitadas a un 1C. En apartados posteriores se hará un estudio más intensivo de la importancia de ajustar correctamente los parámetros del *coef2*, así como de la necesidad de ajustar correctamente los límites del mismo.

Una vez definidos todos los parámetros así como las linealizaciones ha realizar se comparan los resultados, obtenidos por el algoritmo de optimización dinámico [14] y el lineal previamente expuesto. Para ello se simularán bajo las mismas condiciones, precio horario de electricidad por un factor de 5, y mismos datos de radiación horaria. Se realizará un barrido de forma que se estudiarán 10 capacidades distintas de la batería, como principales indicadores de la calidad del optimizador se considerarán el tiempo de simulación (Principal factor a mejorar en este proyecto) y la diferencia del beneficio estimado. En la figura 4.6 se muestra una representación gráfica de los resultados obtenidos.

<sup>1</sup>Los valores utilizados, son los obtenidos tras simular un año meteorológico típico en Pamplona, de acuerdo a los resultados presentados por A. Berrueta en el optimizador no lineal [14] para una planta fotovoltaica de 1 MW con limitación de 0.6 MW y SOC final de 0,15

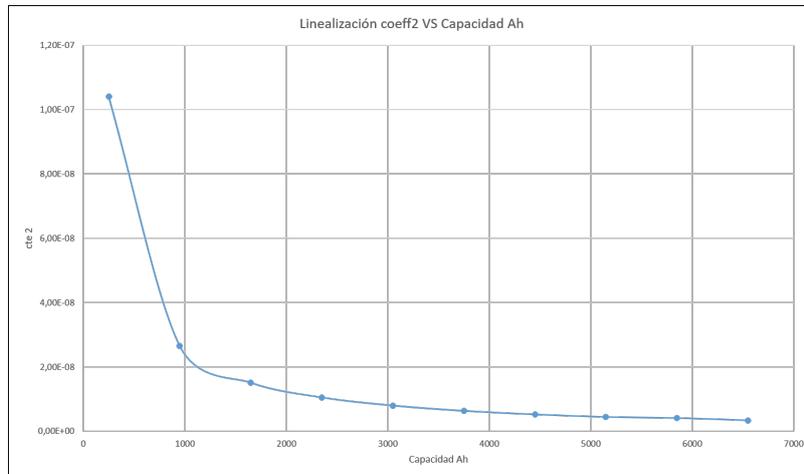


Figura 4.5: Coeff2 vs Capacidad (Ah)

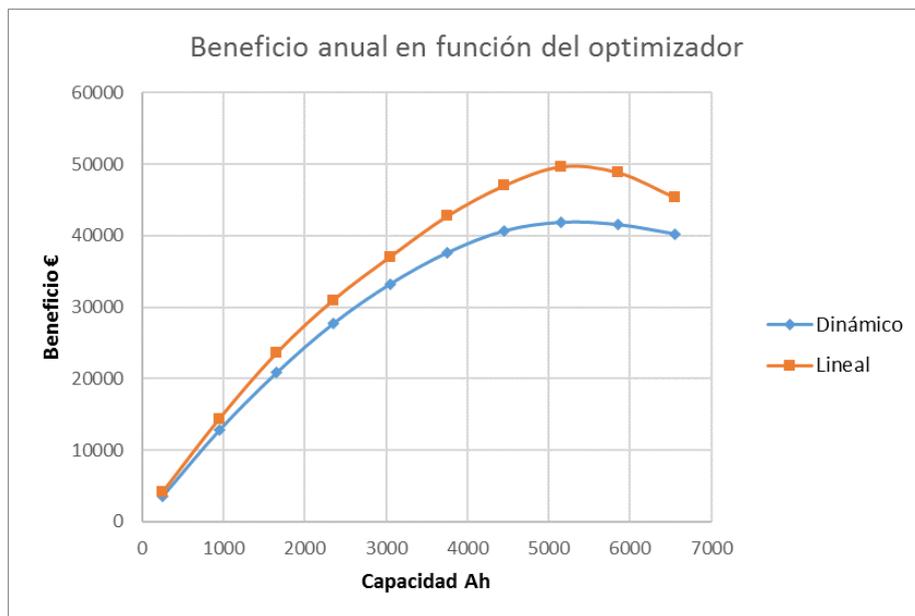


Figura 4.6: Comparación beneficio optimizador dinámico y lineal

Como se aprecia en la tabla 4.2 los resultados del optimizador lineal son bastante optimistas en comparación con los obtenidos por el optimizador dinámico. Prueba de ello es que el beneficio anual es entre un 11 % y un 19 % mayor. En torno al tamaño óptimo de la batería 5150-5850 Ah se da la mayor diferencia con respecto al beneficio del optimizador dinámico. Este incremento del beneficio estimado está en valores cercanos al 20 % lo que supone una desviación importante. Sin embargo, es especialmente significativa la reducción del tiempo de simulación, reduciéndose de **28400 segundos** a **170 segundos**, lo que supone reducir en unas 165 veces el tiempo de simulación necesario.

Capacidad (Ah)	Dinámico €	Lineal €	Diferencia
250	3606,74	4128,58	14 %
950	12869,24	14419,37	12 %
1650	20843,02	23574,33	13 %
2350	27737,74	31003,82	12 %
3050	33272,89	37070,48	11 %
3750	37639,18	42733,51	14 %
4450	40681,13	46998,74	16 %
5150	41878,60	49647,76	19 %
5850	41563,29	48842,93	18 %
6550	40253,46	45336,29	13 %

Tabla 4.2: Comparación beneficio optimizador dinámico y lineal

Tal y como había sido mencionado anteriormente, es necesario hacer un estudio en profundidad de la linealización del  $\text{coeff2}$ , ya que tan solo ha sido linealizado para una aplicación en concreto. Para ello se generan 25000 estados de la batería concatenados de forma aleatoria, de forma que el SOC en el estado inmediatamente siguiente este comprendido entre el SOC mínimo y el máximo. Conociendo el SOC en el estado  $i$  y el  $i+1$  es posible conocer todos los parámetros necesarios para calcular el envejecimiento de la batería asociado al ciclado, ecuación 3.12. Para una capacidad de la batería (150 Ah) se estudian cuatro posibles rangos de linealización posibles, de acuerdo a la máxima corriente de carga o de descarga posible. Esta corriente se referencia en función de la corriente máxima dividido entre la capacidad nominal.

Conforme está relación aumenta, también lo hace el peso de la componente exponencial del envejecimiento por ciclado, de forma que la calidad de la linealización disminuye, llegando a ser totalmente imprecisa para valores superiores a 1,5C tabla 4.3. A partir de los resultados obtenidos, se fija como restricción del optimizador que la corriente máxima a la que puede estar sometida la batería es de 1C. De modo que la linealización se ajuste adecuadamente al modelo no lineal de envejecimiento. Se repite el mismo proceso para distintas capacidades y se aprecia como los resultados obtenidos son prácticamente los mismos. La figura 4.7, muestra de forma visual la importancia que adquiere el aumento de la corriente máxima.

	SSE	R-square	DFE	Adj R-sq	RMSE
<b>Linealización 0,5C</b>	$6,33 \cdot 10^{-9}$	0,9799	24999	0,9799	$5,03 \cdot 10^{-7}$
<b>Linealización 1C</b>	$2,95 \cdot 10^{-7}$	0,9047	24999	0,9047	$3,43 \cdot 10^{-6}$
<b>Linealización 1,5C</b>	$4,95 \cdot 10^{-6}$	0,7793	24999	0,7793	$1,41 \cdot 10^{-5}$
<b>Linealización 3C</b>	0,0144	0,3912	24999	0,3912	$7,58 \cdot 10^{-4}$

Tabla 4.3: Linealización para distintos rangos batería 150 Ah

Una vez establecidos los límites de la linealización y el método para calcular  $\text{coeff2}$ , se repite la simulación anterior ajustando la linealización a 1 C. Los resultados se muestran en la figura 4.8 y la tabla 4.4. En comparación con el método anterior se aprecia una mejora significativa en la precisión del beneficio,

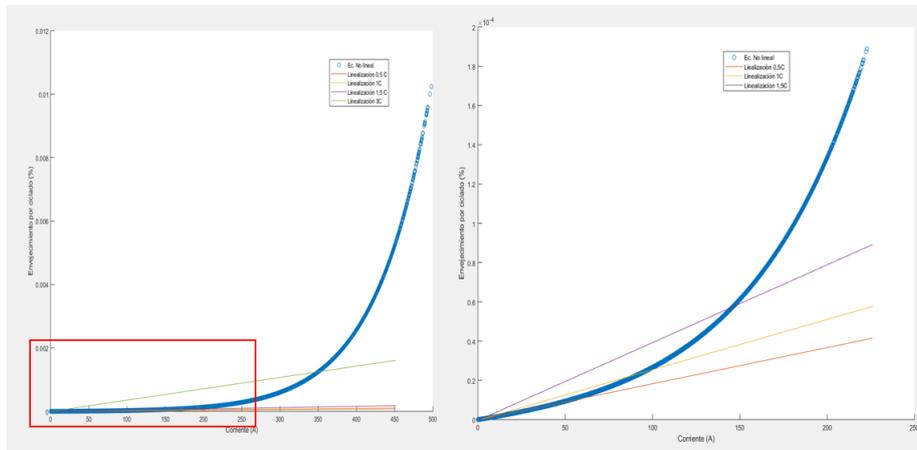


Figura 4.7: Comparación beneficio optimizador dinámico y lineal

siendo la máxima desviación de un 5 % frente al 19 % obtenido anteriormente. Además también existe una mejora en el tiempo total de la simulación asociado principalmente a la depuración del código. Disminuyendo este hasta los 128 segundos, es decir 2 minutos y 8 segundos frente a las 7 horas 53 minutos y 20 segundos del optimizador dinámico.

Capacidad (Ah)	Dinámico €	Lineal €	Diferencia
250	3606,74	3796,66	5 %
950	12869,24	13413,91	4 %
1650	20843,02	21607,47	4 %
2350	27737,74	28076,21	1 %
3050	33272,89	33383,35	0 %
3750	37639,18	37572,49	0 %
4450	40681,13	40657,45	0 %
5150	41878,60	42414,86	1 %
5850	41563,29	42876,30	3 %
6550	40253,46	42328,62	5 %

Tabla 4.4: Comparación beneficio optimizador dinámico y lineal

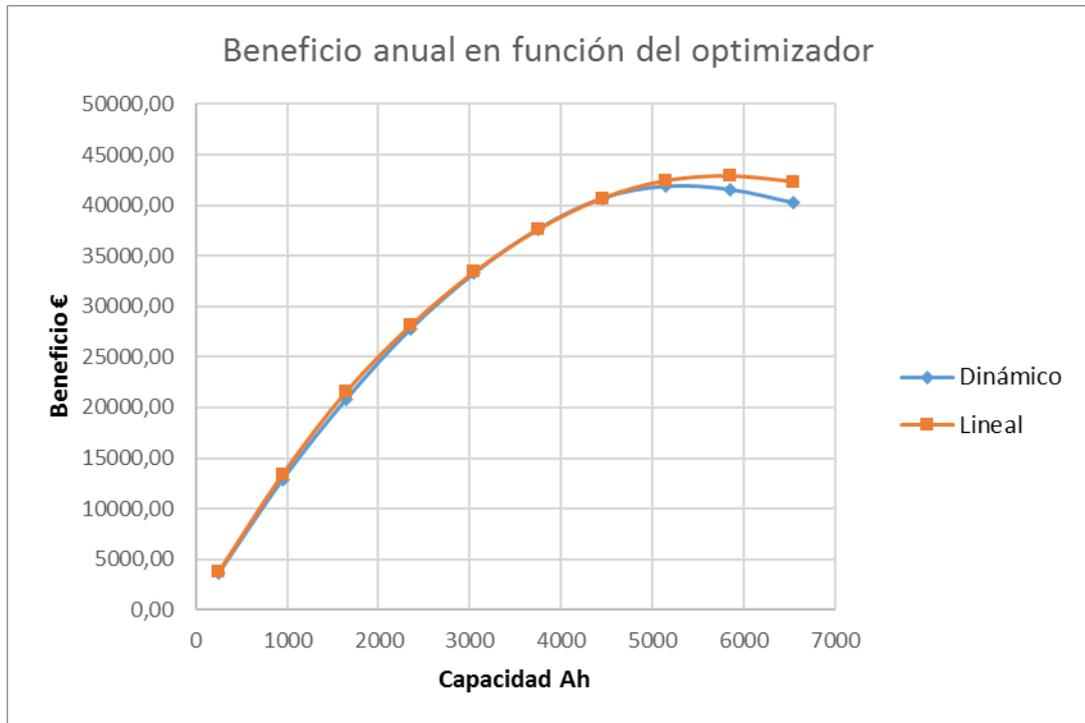


Figura 4.8: Comparación beneficio optimizador dinámico y lineal

Para comprobar la funcionalidad del optimizador en distintos escenarios, se vuelve a simular, de forma que la potencia pico de la planta fotovoltaica sea de 100kW con una potencia máxima a inyectar de 60kW. Al igual que en el escenario anterior se muestran los resultados en la tabla 4.5 y en la figura 4.9. En referencia al tiempo total de simulación los resultados también son similares a los obtenidos anteriormente, optimizador dinámico 25140 segundos, optimizador lineal 109 segundos.

Capacidad (Ah)	Dinámico €	Lineal €	Diferencia
25	371,18	354,48	-4 %
95	1318,30	1276,25	-3 %
165	2097,75	2088,24	0 %
235	2768,77	2781,86	0 %
305	3338,77	3330,14	0 %
375	3795,67	3753,47	-1 %
445	4116,88	4057,42	-1 %
515	4285,32	4237,62	-1 %
585	4292,17	4274,86	0 %
655	4194,50	4227,50	1 %

Tabla 4.5: Comparación beneficio optimizador dinámico y lineal

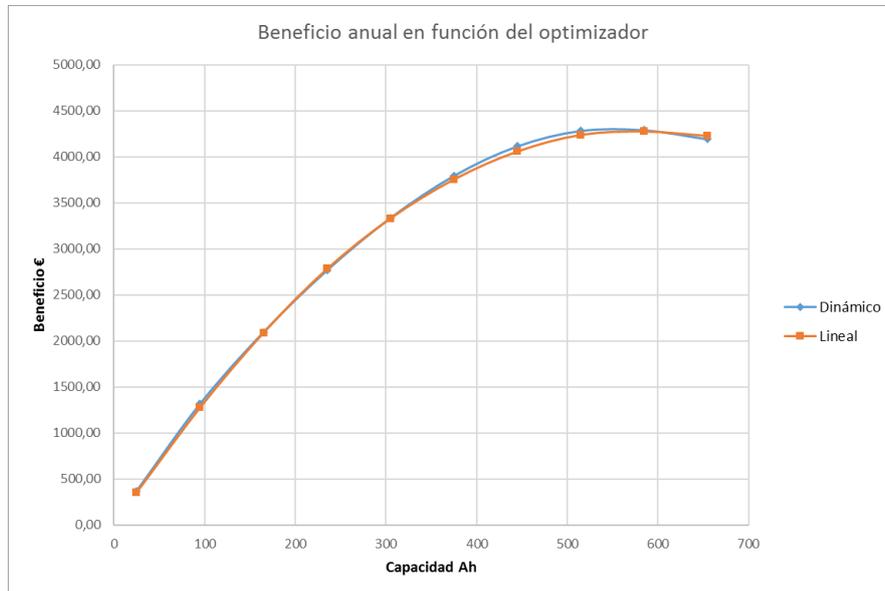


Figura 4.9: Comparación beneficio optimizador dinámico y lineal

El principal inconveniente de linealizar el envejecimiento por ciclado, es la pérdida de la dependencia exponencial con la corriente. Al existir una linealidad con la corriente, el envejecimiento depende únicamente de la energía entregada y no de la potencia. Por lo que el algoritmo de optimización tenderá a descargarla batería a mayor corriente en las horas en las que el precio de la electricidad sea mayor, sin considerar el aumento en el deterioro que eso implica. En la figura 4.10 se muestran 4 días elegidos aleatoriamente, en los cuales se aprecia como efectivamente mientras que el optimizador dinámico tiende a hacer una gestión más conservadora de la corriente, el optimizador lineal entrega unos picos de potencia en las horas donde el precio de la electricidad es mayor, para maximizar así su beneficio.

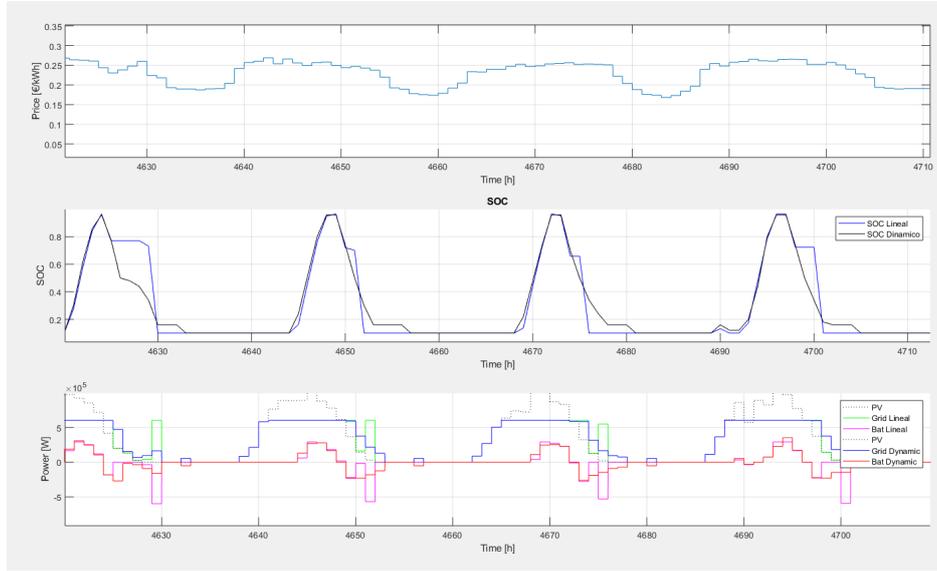


Figura 4.10: Comparación gestión para 4 días del optimizador dinámico y lineal

### 4.3. Optimizador Cuadrático

Tal y como se menciona el apartado 4.1 la programación cuadrática tan solo difiere de la programación lineal en que la función objetivo incluye términos cuadráticos o incluso productos de variables. Mientras que las ecuaciones o inecuaciones de restricción siguen siendo lineales. Esto puede expresarse como:

$$\min_x \frac{1}{2} x^T H x + f^T x \text{ donde } \begin{cases} A \cdot x < b \\ A_{eq} \cdot x = b_{eq} \\ lb \leq x \leq ub \end{cases} \quad (4.9)$$

El hecho de incluir términos cuadrados permite recrear las ecuaciones que rigen el balance de potencia 4.2, obteniendo así un modelo eléctrico de la batería más realista 4.11. Sin embargo, no se puede modelar la dependencia de la tensión a circuito abierto  $V_{OC}$  y la resistencia interna  $R_i$  con el estado de carga.

No obstante, es posible establecer un ajuste polinomial de orden 2 de la tensión a circuito abierto y el estado de carga para poder calcular el envejecimiento por calendario 3.11, aumentando así la precisión con respecto al solver lineal. Las restricciones, por el contrario siguen siendo las mismas que en el apartado anterior puesto que han de ser lineales.

Tras repetirse las mismas comprobaciones que en el optimizador lineal para una batería de 250 Ah se obtuvo que, la principal ventaja con respecto al optimizador lineal, es que permite modelar el envejecimiento por ciclado de forma cuadrática. De modo que, la dependencia con la corriente ya no es lineal. Además de este modo tabla 4.6 se consigue un ajuste de mayor calidad que con la linealización tabla 4.3. El máximo C-rate de la batería a optimizar aumenta de 1C a 1,5 C permitiendo así el uso en aplicaciones en las que la relación entre

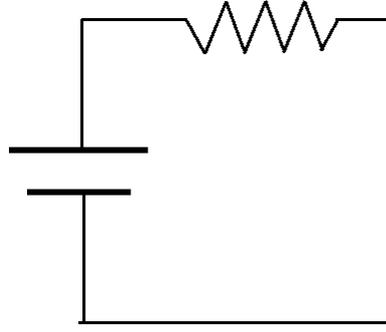


Figura 4.11: Modelo eléctrico de la batería para el optimizador cuadrático

potencia y energía es mayor. Mientras que el valor de  $R^2$  para el valor máximo de la linealización era de 0,90 en el caso del ajuste cuadrático es de 0,98 consiguiendo por consiguiente una mayor precisión.

	SSE	R-square	DFE	Adj R-sq	RMSE
<b>Ajuste 0,5C</b>	$7,03 \cdot 10^{-11}$	0,9998	24998	0,9998	$6,62 \cdot 10^{-7}$
<b>Ajuste 1C</b>	$1,1 \cdot 10^{-8}$	0,9965	24998	0,9965	$6,62 \cdot 10^{-7}$
<b>Ajuste 1,5C</b>	$3,80 \cdot 10^{-7}$	0,9827	24998	0,9827	$3,90 \cdot 10^{-6}$
<b>Ajuste 3C</b>	$8,97 \cdot 10^{-4}$	0,8693	24998	0,8693	$7,58 \cdot 10^{-4}$

Tabla 4.6: Ajuste cuadrático para distintos rangos batería 250 Ah

En la figura 4.12 se muestra una comparativa tras realizar una *ajuste*<sup>2</sup> a distintos C-rates máximos, en esta ocasión el modelo de envejecimiento por ciclado puede expresarse como:

$$\beta_j \cdot Q = \text{coeff2}_{qua} \cdot x_i^2 + \text{coeff2} \cdot x_i \quad (4.10)$$

Al modelarse de forma que la dependencia entre el envejecimiento por ciclado y la corriente tenga una dependencia cuadrática, el solver tenderá a hacer una gestión de la corriente más conservadora, evitando a diferencia del optimizador lineal valores de corriente altos. Al compararse la gestión de la batería con el optimizador dinámico se aprecia figura 4.13 como en esta ocasión tiende a hacer cargas y descargas menos pronunciadas, manteniendo aun así un perfil muy similar.

Para asegurar la funcionalidad del solver cuadrático se recrea el mismo escenario en ambos optimizadores dinámico y cuadrático. Una planta fotovoltaica de 5MW pico con una limitación de potencia a inyectar (Power Curtailment) del 40%, con datos de radiación de un año meteorológico típico en la ciudad de Pamplona (Navarra, España) y precios horarios del mercado eléctrico español

<sup>2</sup>Notese que ni en la linealización ni en el ajuste de orden 2 se utiliza el método de mínimos cuadrados, sino que se fuerza a que el polinomio que describe el envejecimiento pase por el punto 0,0

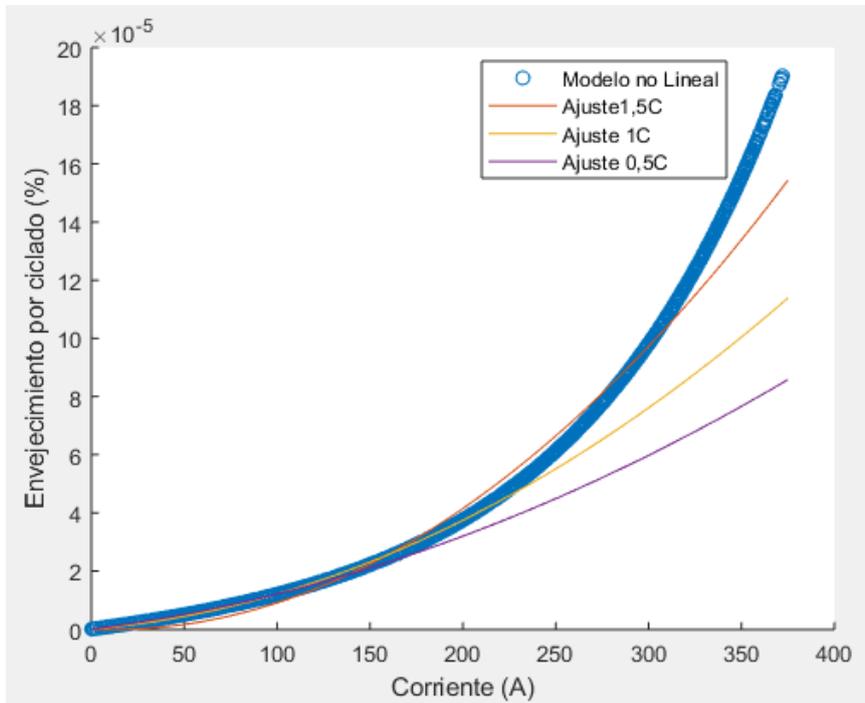


Figura 4.12: Ajuste cuadrático de distintos C rates batería de 250 Ah

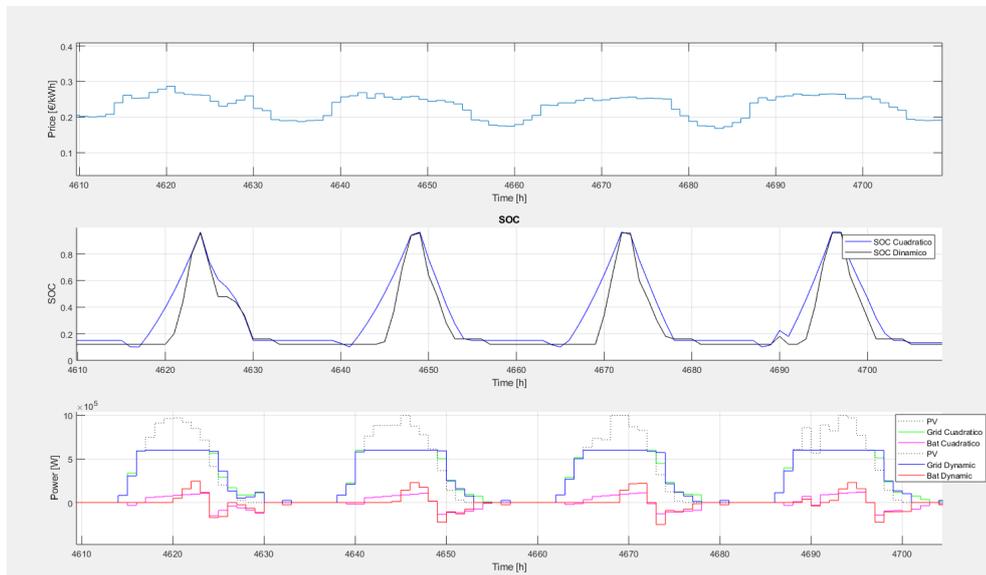


Figura 4.13: Comparación de la gestión de una batería de 1650 Ah durante 4 días

por un factor de 5. El envejecimiento de la batería se modela según las ecuaciones originales en aras de obtener una mejor comparación. Para los 10 distintos

tamaños de batería analizados la programación cuadrática presenta un mayor beneficio (Notese que el envejecimiento de la batería se ha modelado con las ecuaciones 3.11 y 3.12), los resultados se muestran en la tabla 4.7.

Al comparar los tiempos de simulación necesarios para llevar a cabo el análisis de las 10 distintas capacidades se alcanzan resultados significativamente diferentes. El optimizador dinámico necesita un total de de **25141 segundos**<sup>3</sup> mientras que el cuadrático tan solo requiere de **132 segundos**. Lo que supone reducir en 190 veces el tiempo total de simulación. Mientras que los resultados arrojados mejoran además la gestión energética de la batería Li-ion aumentando se rentabilidad.

Capacidad (Ah)	Dinámico €	Cuadrático €	Diferencia
1250	17977,42	21061,13	17 %
4750	64305,23	72454,32	13 %
8250	103043,45	114617,12	11 %
11750	134329,80	148674,51	11 %
15250	159502,10	175935,65	10 %
18750	178460,25	196908,20	10 %
22250	191215,25	212304,59	11 %
25750	194060,63	220717,62	14 %
29250	190034,19	222673,73	17 %
32750	182857,33	220098,62	20 %

Tabla 4.7: Comparación beneficio optimizador dinámico y cuadrático

De la figura 4.13 se observa la diferencia que existe principalmente durante las horas nocturnas en el estado de carga. Esta diferencia está asociada principalmente a la discretización del optimizador. En la programación dinámica se generan un número limitado de posibles valores del SOC, para este escenario el paso es de un 2 %. Mientras tanto en la programación cuadrática la tolerancia se fija tanto para las variables a optimizar (en esta caso corriente de batería) y la función objetivo (beneficio económico) [38] para ambas tolerancias se fija un valor de  $9 \cdot 10^{-8}$ . Para comprobar la influencia que tiene esta discretización a la hora de estimar el beneficio se repite para el escenario anterior una simulación en la cual el paso del SOC en el optimizador lineal es reducido a la mitad.

En esta ocasión el beneficio calculado por el optimizador no lineal aumenta con respecto al anterior, pero sin llegar a alcanzar los valores de la optimización cuadrática, tabla 4.8. Sin embargo el tiempo total de simulación necesario aumenta hasta los **1064910 segundos** lo que supone un total de 12 días 7 horas 48 minutos y 30 segundos frente a los 132 segundos (2 minutos y 12 segundos) de la programación cuadrática.

Sin embargo, el gran problema de la programación cuadrática reside en la falta de relación entre la tensión a circuito abierto y el SOC. Puesto que si se

<sup>3</sup>Durante el desarrollo del este Trabajo Fin de Máster se cambió de ordenador, de forma que la reducción del tiempo del optimizador dinámico esta principalmente relacionada con la mejora de la herramienta de computación

Capacidad (Ah)	Dinámico €	Cuadrático €	Diferencia
1250	18653,83	21061,13	13 %
4750	66340,65	72454,32	9 %
8250	106249,99	114617,12	8 %
11750	138690,51	148674,51	7 %
15250	164394,80	175935,65	7 %
18750	184780,47	196908,20	7 %
22250	197847,45	212304,59	7 %
25750	201743,40	220717,62	9 %
29250	199187,28	222673,73	12 %
32750	191876,78	220098,62	15 %

Tabla 4.8: Comparación beneficio optimizador dinámico tras reducir el paso y cuadrático

considera la tensión constante, en los momentos en los cuales esté completamente cargada para la misma corriente de descarga la potencia entregada será mayor. De forma que las restricciones del sistema ecuación 3.2 podrían llegar a ser incumplidas. Por ello surge la necesidad de modelar un nuevo optimizador que incorpore esta relación.

#### 4.4. Optimizador Metaheurístico

Para poder asegurar que las consignas de corriente fijadas por el optimizador cumplan con los requerimientos impuestos por las restricciones es necesario conocer la potencia que suministra en todo momento a la red de forma precisa. Es por ello que un modelo en el cual la tensión a circuito abierto sea constante no cumple con los criterios de optimización correctos.

Con el fin de solventar este problema que aparece tanto en la programación lineal como en la cuadrática se recurre a un modelo de optimización metaheurístico. Este modelo se fundamentará en la optimización cuadrática de la gestión energética Energy Dispatch Optimizer (EDO) por sus siglas en inglés previamente expuesta, debido principalmente a su bajo coste computacional y la calidad de sus resultados. Para ello una vez obtenidas las variables de salida del EDO (corriente para cada time step establecido) se generará un modelo eléctrico distinto en función del estado de carga previsto correspondiente a las variables de salida establecidas por el EDO. De esta manera tanto la resistencia como la tensión a circuito abierto dependerán del estado anterior. Este proceso se itera hasta que el sistema se estabiliza y las variables de la iteración anterior no difieren más de cierta tolerancia prefijada, tal y como se describe en el diagrama la figura 4.14, en este caso se propone un 1 %.

Al igual que en apartados anteriores, se comparará el resultado obtenido por este tipo de optimización con la optimización dinámica. En este caso se opta por el mismo escenario que en el apartado 4.3, una planta fotovoltaica de 5MW limitada al 60 % de su potencia nominal, los resultados se muestran en la tabla 4.9.

Capacidad (Ah)	Dinámico €	Cuadrático €	Diferencia
1250	17977,42	18604,26	3 %
4750	64305,23	64350,24	0 %
8250	103043,45	101831,93	-1 %
11750	134329,80	132560,44	-1 %
15250	159502,10	157675,18	-1 %
18750	178460,25	177364,62	-1 %
22250	191215,25	192015,67	0 %
25750	194060,63	200209,18	3 %
29250	190034,19	202503,69	7 %
32750	182857,33	200229,95	10 %

Tabla 4.9: Comparación beneficio optimizador dinámico y Metaheurístico

En esta ocasión el tiempo total de simulación es de 274 segundos, lo cual sigue siendo un tiempo muy inferior al del optimizador dinámico. A pesar de que en algunas ocasiones el beneficio esperado sea menor, no lo es en los tamaños óptimos de la batería, por lo que este algoritmo de optimización permite calcular el tamaño y la gestión óptima de la batería en un reducido período de tiempo.

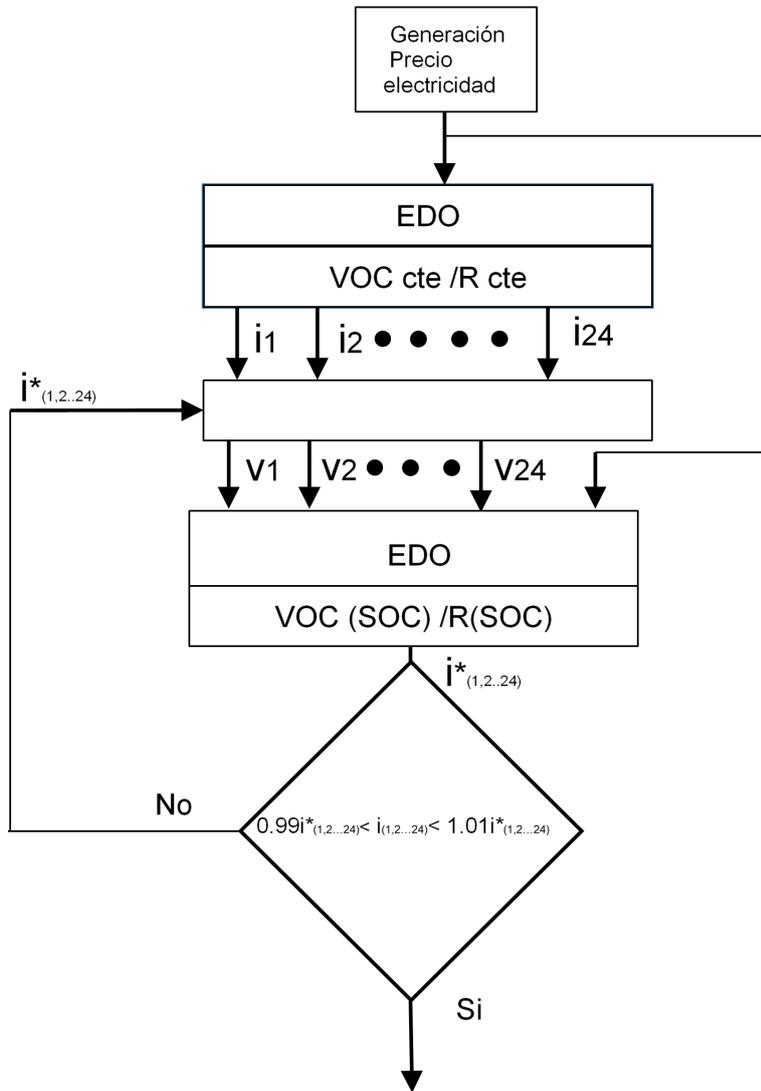


Figura 4.14: Diagrama optimizador metaheurístico

# Capítulo 5

## Logros del Trabajo

### 5.1. Elección del paso de simulación

A la hora de analizar un escenario resulta fundamental fijar el paso de simulación, o time step. Dada la naturaleza intermitente del recurso tanto eólico como solar se producen fluctuaciones en la potencia generada. Si se elige un paso de simulación demasiado grande el efecto causado por esas fluctuaciones puede no quedar reflejado. La mencionada variabilidad genera los denominados micro-ciclos en la batería, se considera un ciclo completo a una carga y una descarga total de la batería, sin embargo durante este proceso pueden suceder cambios en el signo de la corriente, a estos fenómenos se les denomina micro-ciclos.

#### 5.1.1. Modelo de la Batería

Para modelar el envejecimiento de la batería se usará una única celda, como ya se explico anteriormente la dispersión entre distintas celdas de una batería difiere como máximo un 2% y se puede atribuir principalmente a las diferencias de temperatura.

El modelo eléctrico de la batería es el mismo que en el apartado 3.2, la relación entre la tensión a circuito abierto y la resistencia interna también es la misma que la empleada en apartados previos. Sin embargo se emplearán dos modelos de envejecimiento, uno basado en el número equivalente de ciclos y el previamente expuesto.

El modelo de numero equivalente de ciclos es uno de los modelos más extendidos a nivel mundial, principalmente debido a su sencillez a la hora de ser aplicado y la información proporcionada por el fabricante en sus hojas características. El número equivalente de ciclos Equivalen Full Cycles (EFC) se calcula a partir de la ecuación 5.1. No obstante los principales inconvenientes de este modelo son que solamente es valido para un único valor de corriente y una temperatura, y distintas variables como la corriente, temperatura y profundidad

de descarga (DOD) no se tienen en cuenta.

$$EFC = \int \frac{|i|}{2 \cdot C} \cdot dt \quad (5.1)$$

### 5.1.2. Escenario definido

Para analizar el efecto que estos micro-ciclos tienen en la estimación de la vida útil de la batería se modela un escenario realista de auto-consumo a partir de datos secundales obtenidos de la micro red experimental alojada en la UP-NA [39]. La potencia del aerogenerador es de 6kW mientras que la instalación fotovoltaica tiene una potencia pico de 4kW. El consumo es emulado mediante una carga electrónica programable que recrea el consumo real medido en una casa de cinco miembros ubicada en un entorno cercano a la micro red. La micro red también permite inyectar energía a la red en función de la estrategia fijada.

El perfil de trabajo es generado a partir de datos de 91 días, donde la energía es almacenada al existir un excedente de energía y suministrada cuando el consumo supera la generación fotovoltaica. Se generan distintos perfiles desde 1 segundo hasta a una hora, figura 5.1.

Las características de la batería son elegidas de acuerdo a un modelo comercial [40]. Donde la capacidad es de 63Ah, con una tensión nominal de 51.8V, la relación C-rate es de 0,9 C. La tensión máxima y mínima de cada celda es de 4,2 y 3V. Como ya ha sido mencionado con anterioridad dada la importancia que tiene la temperatura en el envejecimiento de las celdas Li-ion esta se considerará constante a 30°C. Se asume una eficiencia coulombica del 100 % a temperatura ambiente y niveles bajos de C-rate la eficiencia suele ser prácticamente unitaria ( $\eta_c > 99,5\%$ ) [41] [42].

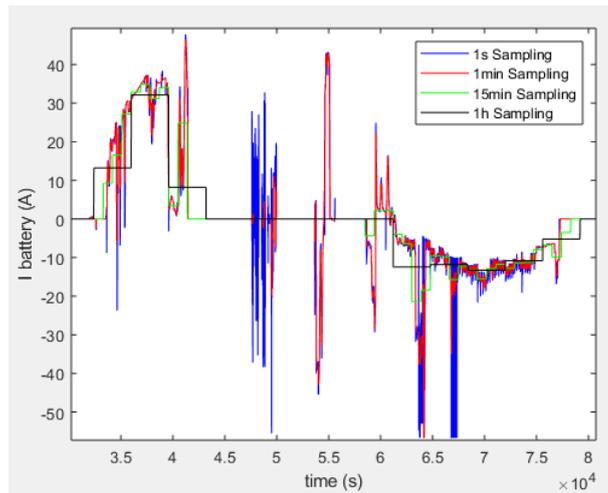


Figura 5.1: Corriente de la batería durante un día para distintos tiempos de muestreo

### 5.1.3. Resultados

Para estimar la vida útil de la batería de acuerdo al modelo de número equivalente de ciclos se utilizan los datos suministrados por un fabricante de celdas cilíndricas 26650 Li-ion [43]. Los resultados de la vida útil según cada modelo y según el paso de simulación se muestran en la figura AgingSampling. Puede apreciarse una dependencia no lineal entre la estimación del tiempo de vida y el paso de simulación, llegando a alcanzarse diferencias de entre 1,56 y 1,4 años en función del modelo, figura 5.2. La diferencia entre ambos modelos no es analizada en este trabajo puesto que no es su finalidad y ya han sido publicados artículos referentes a esta diferencia [44] [9].

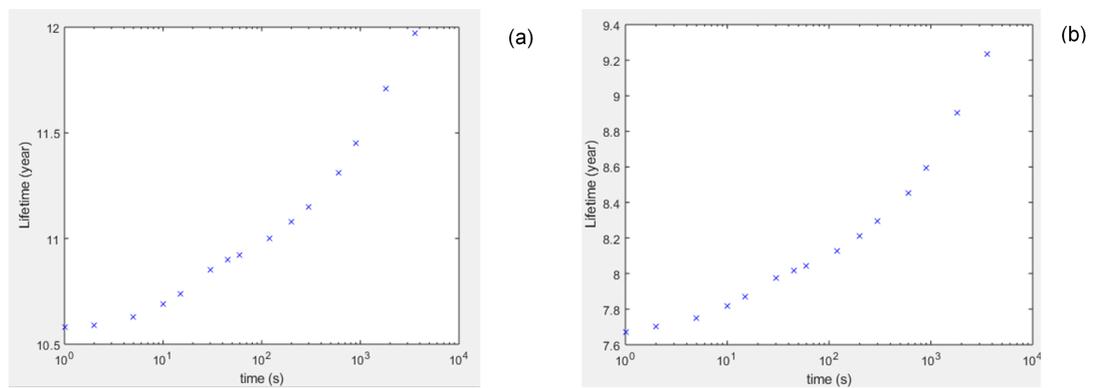


Figura 5.2: (a) Estimación de la vida útil según el modelo de ciclos equivalentes en función del tiempo de muestreo (b) Estimación de la vida útil según el modelo avanzado en función del tiempo de muestreo

Se puede concluir por tanto que a la hora de estimar el tiempo de vida de una batería se pueden encontrar diferencias de entre el 10 y el 20% en función del paso de simulación y el modelo de envejecimiento. Llegando a obtener resultados demasiado optimistas que puedan comprometer la rentabilidad económica de la instalación.

Generalmente no es fácil encontrar datos secundales de irradiancia o generación fotovoltaica, además si desea optimizar el tamaño de la batería a instalar y su gestión energética un exceso en las variables a optimizar puede confluír en que el sistema no converja y no se pueda obtener por tanto una solución. Si se utilizan datos minutales la estimación de la vida útil puede aumentar de 0,35 años en el modelo simplista a 0,37 años en el modelo más avanzado. Aunque el efecto de los micro-ciclos no se analice por completo el número de variables a optimizar es reducido por 60, pudiendo permitir por consiguiente una optimización de las mismas. Es por ello que a la hora de implementar un optimizador es necesario definir el paso de simulación buscando una relación de compromiso entre la precisión y el coste computacional.

## 5.2. Paso de simulación en el Optimizador

En todos los escenarios previamente analizados se había establecido un paso horario, este hecho estaba limitado por el propio paso de simulación del optimizador dinámico. Al tratar de reducir este paso la memoria RAM del equipo era consumida totalmente por la aplicación imposibilitando entonces una optimización. En un sistema en el cual se dispongan 50 posibles soluciones para cada variable si se trabaja con datos horarios el número de combinaciones posibles sería de  $50^{24}$ , al tratar de reducir este paso a la mitad el número total de combinaciones posibles asciende a  $50^{48}$  lo cual supone más de  $3,55 \cdot 10^{81}$  posibles soluciones.

Para comprobar la posibilidad de optimizar escenarios con reducidos pasos de simulación se redujo el paso a 6 segundos (0,01h). El tiempo total para simular dos días fue de 18200 segundos, en torno a 5 horas. La principal ventaja que era el reducido coste computacional del optimizador, dejó de ser valido en estos escenarios. No obstante, se ha conseguido reducir el paso que era uno de los principales objetivos del proyecto.

En la figura 5.3 se muestran dos días con un paso de simulación de 6 segundos para una planta de 5MW con una limitación de 3 MW para una batería de 250 Ah. *No se ve muy bien está en marcha otra simulación.* Los principales logros de haber conseguido reducir el paso de simulación se explicarán el apartado líneas futuras.

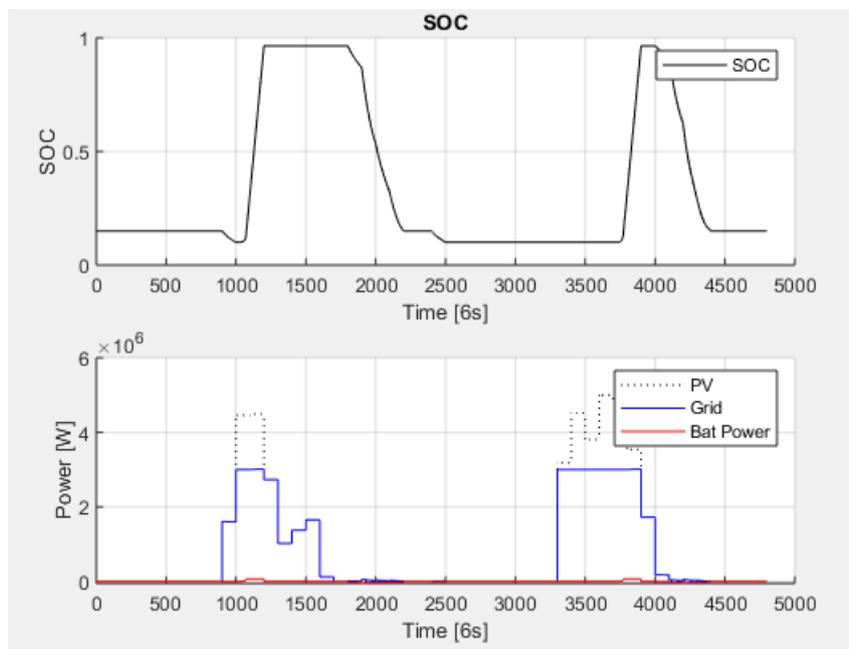


Figura 5.3: Gestión optimizada de una batería de 250 Ah correspondiente a un paso de simulación de 6s

### 5.3. Eliminación del estado inicial y final de carga

En aras de reducir el coste computacional del algoritmo de optimización dinámico se establecía un estado de carga final. Para perfiles simétricos como la fotovoltaica este hecho carece de importancia puesto que existen dos ciclos perfectamente definidos, noche y día. Sin embargo en otras aplicaciones como la eólica este perfil resulta impredecible y carece de sentido fijar un estado de carga para la hora final del día.

A lo largo de todas los escenarios previamente analizados se había establecido la restricción de un estado final de carga del 15%  $SOC_{final} = 0,15$  sin embargo una vez eliminada esta restricción del sistema se puede observar figura 5.4 como la estrategia de gestión óptima se da cuando toda la energía disponible en la batería es utilizada, descargándose por consiguiente hasta el valor mínimo del estado de carga.

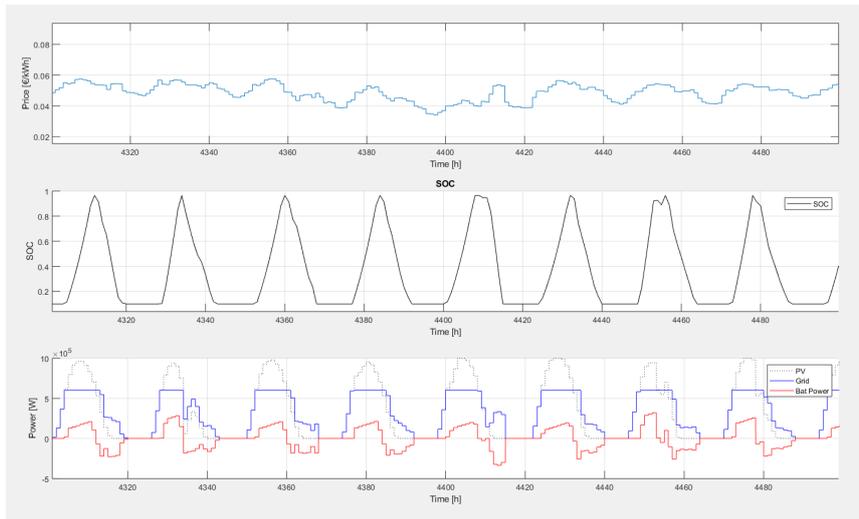


Figura 5.4: Comportamiento de una batería de 3250 Ah cuando se elimina la restricción de  $SOC_{final} = SOC_{inicial}$

Sin embargo como ya ha sido explicado anteriormente, para en un escenario eólico no se da este perfil simétrico. En la figura 5.5 se muestra cual es la gestión que el optimizador considera óptima, no obstante cabe destacar que la optimización ha sido realizada diariamente.

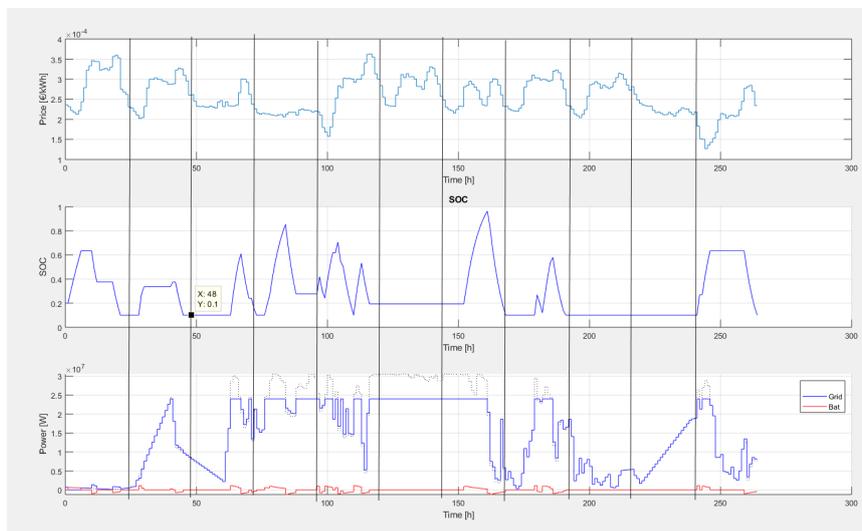


Figura 5.5: Comportamiento de una batería con optimización diaria en un escenario eólico con datos horarios y una limitación del 80% de la potencia pico sin restricción  $SOC_{final} = SOC_{inicial}$

## Capítulo 6

# Conclusiones

Como principal conclusión de este trabajo cabe destacar el optimizador metaheurístico presentado. Este modelo, integra un modelo de envejecimiento cuadrático, el cual depende de una única variable, la intensidad. Este modelo ha sido comprobado con un modelo de envejecimiento avanzado, y ya publicado y se ha mostrado la calidad del ajuste a temperaturas constantes. Del mismo modo ha sido analizado por qué al emplear optimizadores lineales, no se pueden incluir modelos de envejecimiento realistas. Quedando por tanto descartados cuando se trata de optimizar tanto la gestión como el dimensionado de una batería.

Los principales problemas al usar algoritmos han sido expuestos de forma que el modelo eléctrico de la batería no puede garantizar que las restricciones fijadas se cumplan en todo momento. Prediciendo por tanto resultados demasiado optimistas.

Por otra parte ha quedado latente la importancia que tiene el paso de simulación, y que al usarse pasos de simulación demasiado elevados la excesiva predicción de la vida útil de la batería puede llegar a comprometer la rentabilidad del sistema. Es por ello que aunque se utilicen modelos de envejecimiento muy precisos si el paso de simulación no es el adecuado los resultados reflejados no se adaptaran a la realidad del deterioro sufrido por la batería.

Aunque en este trabajo únicamente se ha trabajado con escenarios fotovoltaicos al estudiar que sucede cuando se elimina la restricción de  $SOC_{final} = SOC_{inicial}$  ha quedado de manifiesto el perfil variable de la generación eólica. Mientras que para optimizar la integración de la batería en plantas fotovoltaicas, esta tiende a descargarse completamente durante la noche.

Por tanto se ha planteado un modelo de envejecimiento, el cual permite integrarse en un algoritmo de optimización metaheurístico capaz de reducir el paso de simulación hasta 6 segundos (No se han probado menores pasos), el cual ofrece una gestión de la batería consiguiendo prácticamente los mismos beneficios o incluso mayores que la optimización dinámica, reduciendo de una manera sustancial el tiempo de simulación. Pero sobre todo el reducir el paso de simulación abre nuevas líneas de investigación, descritas en el apartado siguiente.

## Capítulo 7

# Líneas futuras

Ha día de hoy son cada vez más las restricciones que el operador de red fija para que las energías renovables puedan seguir formando parte del mix energético. Una de ellas es el control de rampas, evitando que la potencia suministrada caiga o aumente de forma drástica generando inestabilidad en la red. Al hablar de control de rampas se suele hacer en %/min, algunos países como Puerto Rico fijan esta limitación en un 10 % min. Mientras tanto han sido registradas variaciones del 90-70 %/min en algunas plantas fotovoltaicas. Estas fluctuaciones especialmente en el caso de la eólica pueden darse en cuestión de segundos. Es por ello que si se desea incluir un sistema de almacenamiento, más en concreto una batería Li-ion para poder cumplir con los requerimientos de la red es necesario reducir el paso de simulación al orden de segundos.

Desde este trabajo se proponen dos formas de estudiar el efecto de incluir el control de rampas en el optimizador.

1- Fijar unos valores máximos y mínimos del SOC que aseguren que para la potencia actual que está inyectando la planta se pueda garantizar que la batería es capaz de absorber o suministrar la energía necesaria para el control de rampas. Esta optimización se realizaría con un paso de simulación correspondiente a la precisión de la previsión del recurso eólico y posteriormente se introducirían los datos medidos realmente para de ese modo cuantificar el deterioro real de la batería.

2- El tipo de algoritmo usado en este optimizador permite fijar restricciones de tipo que el estado siguiente dependa del estado anterior, es decir, se podría fijar un control de rampas de forma que optimice el sistema asegurando que siempre se cumplan los requerimientos. Este método requiere de un gran coste computacional y datos reales de generación secundales. Sin embargo, podría llegar a sobrestimar la vida capacidad del propio optimizador ya que generalmente no se disponen con un día de antelación los datos de generación.

La gestión de energética de una batería en una planta fotovoltaica se caracteriza por no tratarse de algo intuitivo y que depende diversos factores. En este trabajo se ha estudiado como afecta la reducción del paso de simulación en aplicaciones de auto-consumo pero las grandes plantas tienen perfiles diferentes.

Al reducir el paso de simulación se puede cuantificar como afecta esa fluctuación para distintos pasos de simulación y en una planta fotovoltaica.

Por último ya ha quedado demostrado la capacidad del optimizador para resolver escenarios en los que se necesitaban optimizar 2400 variables. Este hecho permitiría poder analizar semanas o incluso meses de generación eólica y poder deducir patrones en la gestión de la batería en función de diversos factores como el precio de la electricidad. Como línea de investigación se propone establecer al igual que en la fotovoltaica es un día el rango en el cual se debe trabajar cuando se trate de optimizar la gestión de un parque eólico.

## Capítulo 8

# Aportaciones

Durante la realización de este trabajo ha sido escrita una contribución a un congreso internacional. La synopsis titulada Impact of the micro-cycles when estimating the lifetime of Lithium-ion batteries connected in a microgrid, ha sido enviada al congreso EPE'19 ECCE Europe Conference y está pendiente su aceptación al mismo.

También se ha escrito un artículo para una revista de divulgación científica y tecnológica. Bajo el título Baterías para la movilidad eléctrica: conduciendo hacia la sostenibilidad, este artículo ha sido publicado en la revista Negocios en Navarra, vol. 27, nº 307, pp. 26-29, Dic. 2018.

Además se está completando un artículo el cual se espera se pueda enviar a una revista científica internacional antes del mes de Febrero, basada en el optimizador metaheurístico.

# Índice de figuras

1.1. Evolución potencia total acumulada Fuente:[3]	3
2.1. Comparación del recurso frente a otros minerales Fuente:[16]	5
2.2. Comparación de países productores vs reservas por país Fuente:[16]	6
2.3. Evolución de los usos finales del litio (2012 vs 2016) Fuente:[16]	7
2.4. Evolución precio anual carbonato de litio (Dolar/Tm) Fuente:[16]	7
3.1. Diagrama de la planta fotovoltaica hibridada con una batería Li-ion	11
3.2. Modelo eléctrico de la batería	12
3.3. VOC vs SOC	13
3.4. VOC vs SOC	14
3.5. Movimiento de los cationes $Li^+$ durante la carga y la descarga de una celda	15
3.6. Resistencia interna de una celda de 5Ah vs SOC	15
4.1. Modelo eléctrico de la planta	21
4.2. Modelo eléctrico de la batería en un optimizador lineal	22
4.3. Ajuste lineal de la relación entre VOC y SOC	23
4.4. Relación de los términos del envejecimiento por ciclado para una batería de 250 Ah	24
4.5. Coeff2 vs Capacidad (Ah)	25
4.6. Comparación beneficio optimizador dinámico y lineal	25
4.7. Comparación beneficio optimizador dinámico y lineal	27
4.8. Comparación beneficio optimizador dinámico y lineal	28
4.9. Comparación beneficio optimizador dinámico y lineal	29
4.10. Comparación gestión para 4 días del optimizador dinámico y lineal	30
4.11. Modelo eléctrico de la batería para el optimizador cuadrático	31
4.12. Ajuste cuadrático de distintos C rates batería de 250 Ah	32
4.13. Comparación de la gestión de una batería de 1650 Ah durante 4 días	32
4.14. Diagrama optimizador metaheurístico	36
5.1. Corriente de la batería durante un día para distintos tiempos de muestreo	38

5.2. (a) Estimación de la vida útil según el modelo de ciclos equivalentes en función del tiempo de muestreo (b) Estimación de la vida útil según el modelo avanzado en función del tiempo de muestreo	39
5.3. Gestión optimizada de una batería de 250 Ah correspondiente a un paso de simulación de 6s . . . . .	40
5.4. Comportamiento de una batería de 3250 Ah cuando se elimina la restricción de $SOC_{final} = SOC_{inicial}$ . . . . .	41
5.5. Comportamiento de una batería con optimización diaria en un escenario eólico con datos horarios y una limitación del 80% de la potencia pico sin restricción $SOC_{final} = SOC_{inicial}$ . . . . .	42

# Índice de tablas

2.1. Comparativa principales tecnologías de baterías . . . . .	9
3.1. Calidad ajuste figura 3.3 . . . . .	13
3.2. Calidad ajuste figura 3.4 . . . . .	13
3.3. Parámetros del modelo Driesse para el inversor y el convertidor .	16
3.4. Parámetros del modelo de envejecimiento de la batería . . . . .	18
4.1. Calidad ajuste figura 4.3 . . . . .	23
4.2. Comparación beneficio optimizador dinámico y lineal . . . . .	26
4.3. Linealización para distintos rangos batería 150 Ah . . . . .	26
4.4. Comparación beneficio optimizador dinámico y lineal . . . . .	27
4.5. Comparación beneficio optimizador dinámico y lineal . . . . .	28
4.6. Ajuste cuadrático para distintos rangos batería 250 Ah . . . . .	31
4.7. Comparación beneficio optimizador dinámico y cuadrático . . . .	33
4.8. Comparación beneficio optimizador dinámico tras reducir el paso y cuadrático . . . . .	34
4.9. Comparación beneficio optimizador dinámico y Metaheurístico .	35

# Bibliografía

- [1] B. Nykvist, M. Nilsson, Rapidly falling costs of battery packs for electric vehicles, *Nature Climate Change* 5 (4) (2015) 329–332. doi:10.1038/nclimate2564.  
URL <http://dx.doi.org/10.1038/nclimate2564><http://10.0.4.14/nclimate2564><https://www.nature.com/articles/nclimate2564#supplementary-information>
- [2] World Bank, Tracking SDG7: The Energy Progress Report 2018.  
URL <https://openknowledge.worldbank.org/handle/10986/29812>
- [3] REN21, Renewables 2018 global status report, 2018. doi: 978-3-9818911-3-3.
- [4] C. Köhler, A. Steiner, Y. M. Saint-Drenan, D. Ernst, A. Bergmann-Dick, M. Zirkelbach, Z. Ben Bouallègue, I. Metzinger, B. Ritter, Critical weather situations for renewable energies – Part B: Low stratus risk for solar power, *Renewable Energy* 101 (2017) 794–803. doi:10.1016/j.renene.2016.09.002.
- [5] A. Steiner, C. Köhler, I. Metzinger, A. Braun, M. Zirkelbach, D. Ernst, P. Tran, B. Ritter, Critical weather situations for renewable energies – Part A: Cyclone detection for wind power, *Renewable Energy* 101 (2017) 41–50. doi:10.1016/j.renene.2016.08.013.
- [6] M. Steurer, U. Fahl, A. Voß, Curtailment: An Option for Cost-Efficient Integration of Variable Renewable Generation?, *Europe’s Energy Transition - Insights for Policy Making* 49 (October) (2017) 97–104. doi:10.1016/B978-0-12-809806-6.00015-8.  
URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128098066000158>
- [7] A. Nottrott, J. Kleissl, B. Washom, Energy dispatch schedule optimization and cost benefit analysis for grid-connected, photovoltaic-battery storage systems, *Renewable Energy* 55 (2013) 230–240. arXiv:arXiv:1011.1669v3, doi:10.1016/j.renene.2012.12.036.  
URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.renene.2012.12.036>
- [8] GTM, The Future of Lithium-Ion Batteries: Demand, Technologies and Investments.  
URL <https://www.woodmac.com/reports/power-markets-the-future-of-lithium-ion-batteries-demand-technologies-and-investments>

- [9] R. Dufo-López, S. Marquino Leonar, J. Bernal-Agustín, J. Artal-Sevil, J. A. Domínguez-Navarro, Comparison of li-ion battery ageing models applied in photovoltaic stand-alone systems, *International Conference on Renewable Energies and Power Quality* 1 (15) (2017) 694–697. doi: 10.24084/repqj15.435.  
URL <http://www.icrepq.com/icrepq17/435-17-dufo.pdf>
- [10] E. Potteau, D. Desmettre, F. Mattera, O. Bach, J. L. Martin, P. Malbranche, Results and comparison of seven accelerated cycling test procedures for the photovoltaic application, *Journal of Power Sources* 113 (2) (2003) 408–413. doi:10.1016/S0378-7753(02)00556-6.
- [11] H. Wenzl, I. Baring-Gould, R. Kaiser, B. Y. Liaw, P. Lundsager, J. Manwell, A. Ruddell, V. Svoboda, Life prediction of batteries for selecting the technically most suitable and cost effective battery, *Journal of Power Sources* 144 (2) (2005) 373–384. doi:10.1016/j.jpowsour.2004.11.045.
- [12] C. Xie, Y. Hong, Y. Ding, Y. Li, J. Radcliffe, An economic feasibility assessment of decoupled energy storage in the UK: With liquid air energy storage as a case study, *Applied Energy* 225 (February) (2018) 244–257. doi:10.1016/j.apenergy.2018.04.074.
- [13] L. Barelli, G. Bidini, F. Bonucci, L. Castellini, S. Castellini, A. Ottaviano, D. Pelosi, A. Zuccari, Dynamic Analysis of a Hybrid Energy Storage System (H-ESS) Coupled to a Photovoltaic (PV) Plant, *Energies* 11 (2). doi: 10.3390/en11020396.
- [14] A. Berrueta, M. Heck, M. Jantsch, A. Ursúa, P. Sanchis, Combined dynamic programming and region-elimination technique algorithm for optimal sizing and management of lithium-ion batteries for photovoltaic plants, *Applied Energy* 228 (February) (2018) 1–11. doi:10.1016/j.apenergy.2018.06.060.  
URL <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.06.060>
- [15] R. Bellman, The Theory of Dynamic Programming, *Bulletin of the American Mathematical Society* 60 (6) (1954) 503–515. doi:10.1090/S0002-9904-1954-09848-8.
- [16] V. Delbuono, T. Such, E. Toletto, D. Jerez, Informe especial – mercado de litio (2017) 27.  
URL <http://scripts.minem.gob.ar/octopus/archivos.php?file=7252>
- [17] Financial Times, Lithium prices to fall 45% by 2021, Morgan Stanley says.  
URL <https://www.ft.com/content/66012fe2-1ae1-11e8-aaca-4574d7dabfb6>
- [18] J. S. Neubauer, A. Pesaran, B. Williams, M. Ferry, J. Eyer, A Techno-Economic Analysis of PEV Battery Second Use: Repurposed-Battery Selling Price and Commercial and Industrial End-User Value (2012) 2018doi: 10.4271/2012-01-0349.  
URL <http://papers.sae.org/2012-01-0349/>

- [19] J. S. Neubauer, E. Wood, A. Pesaran, A Second Life for Electric Vehicle Batteries: Answering Questions on Battery Degradation and Value, *SAE International Journal of Materials and Manufacturing* 8 (2) (2015) 2015–01–1306. doi:10.4271/2015-01-1306.  
URL <http://papers.sae.org/2015-01-1306/>
- [20] J. Catton, S. B. Walker, P. McInnis, M. Fowler, R. Fraser, S. B. Young, B. Gaffney, Comparative safety risk and the use of repurposed EV batteries for stationary energy storage, 2017 5th IEEE International Conference on Smart Energy Grid Engineering, SEGE 2017 (2017) 200–209doi:10.1109/SEGE.2017.8052799.
- [21] M. DeRousseau, B. Gully, C. Taylor, D. Apelian, Y. Wang, Repurposing Used Electric Car Batteries: A Review of Options, *Jom* 69 (9) (2017) 1575–1582. arXiv:arXiv:1011.1669v3, doi:10.1007/s11837-017-2368-9.
- [22] K. Lee, D. Kum, Development of cell selection framework for second-life cells with homogeneous properties, *International Journal of Electrical Power and Energy Systems* 105 (August 2018) (2019) 429–439. doi:10.1016/j.ijepes.2018.08.015.  
URL <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2018.08.015>
- [23] S. Laboratories, Pvpperformance: modeling collaborative.
- [24] A. Driesse, P. Jain, S. Harrison, Beyond the curves: Modeling the electrical efficiency of photovoltaic inverters, *Conference Record of the IEEE Photovoltaic Specialists Conference* (2008) 4922827doi:10.1109/PVSC.2008.4922827.
- [25] C. Weng, X. Feng, J. Sun, H. Peng, State-of-health monitoring of lithium-ion battery modules and packs via incremental capacity peak tracking, *Applied Energy* 180 (2016) 360–368. doi:10.1016/j.apenergy.2016.07.126.  
URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.07.126>
- [26] C. Campestrini, P. Keil, S. F. Schuster, A. Jossen, Ageing of lithium-ion battery modules with dissipative balancing compared with single-cell ageing, *Journal of Energy Storage* 6 (2016) 142–152. doi:10.1016/j.est.2016.03.004.  
URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.est.2016.03.004>
- [27] A. Berrueta, A. Urtasun, A. Ursúa, P. Sanchis, A comprehensive model for lithium-ion batteries: From the physical principles to an electrical model, *Energy* 144 (2018) 286–300. doi:10.1016/j.energy.2017.11.154.  
URL <https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.11.154>
- [28] J. Schmalstieg, S. Käbitz, M. Ecker, D. U. Sauer, From accelerated aging tests to a lifetime prediction model: Analyzing lithium-ion batteries, 2013 World Electric Vehicle Symposium and Exhibition, EVS 2014 (2014) 6914753doi:10.1016/j.cemconcomp.2018.05.009.
- [29] J. Purewal, J. Wang, J. Graetz, S. Soukiazian, H. Tataria, M. W. Verbrugge, Degradation of lithium ion batteries employing graphite negatives and

- nickel-cobalt-manganese oxide + spinel manganese oxide positives: Part 2, chemical-mechanical degradation model, *Journal of Power Sources* 272 (2014) 1154–1161. doi:10.1016/j.jpowsour.2014.07.028.  
URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.07.028>
- [30] J. Purewal, J. Wang, J. Graetz, S. Soukiazian, H. Tataria, M. W. Verbrugge, Degradation of lithium ion batteries employing graphite negatives and nickel-cobalt-manganese oxide + spinel manganese oxide positives: Part 2, chemical-mechanical degradation model, *Journal of Power Sources* 272 (2014) 1154–1161. doi:10.1016/j.jpowsour.2014.07.028.  
URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.07.030>
- [31] J. Schmalstieg, S. Käbitz, M. Ecker, D. U. Sauer, A holistic aging model for Li(NiMnCo)O<sub>2</sub> based 18650 lithium-ion batteries, *Journal of Power Sources* 257 (2014) 325–334. doi:10.1016/j.jpowsour.2014.02.012.
- [32] J. Schmitt, A. Maheshwari, M. Heck, S. Lux, M. Vetter, Impedance change and capacity fade of lithium nickel manganese cobalt oxide-based batteries during calendar aging, *Journal of Power Sources* 353 (2017) 183–194. doi:10.1016/j.jpowsour.2017.03.090.  
URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2017.03.090>
- [33] S. F. Schuster, T. Bach, E. Fleder, J. Müller, M. Brand, G. Sextl, A. Jossen, Nonlinear aging characteristics of lithium-ion cells under different operational conditions, *Journal of Energy Storage* 1 (1) (2015) 44–53. doi:10.1016/j.est.2015.05.003.  
URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.est.2015.05.003>
- [34] G. B. Dantzig, A. Orden, P. Wolfe, The Generalized Simplex Method for Minimizing a Linear Form Under Linear Inequality Restraints, *Pacific Journal of Mathematics* 5 (2) (1955) 183–195. doi:10.2140/pjm.1955.5.183.  
URL <http://msp.org/pjm/1955/5-2/p04.xhtml>
- [35] J. C. Nash, The (Dantzig) simplex method for linear programming, *Computing in Science and Engineering* 2 (1) (2000) 29–31. doi:10.1109/5992.814654.
- [36] J. A. M. Mario César Vélez, METAHEURÍSTICOS: UNA ALTERNATIVA PARA LA SOLUCIÓN DE PROBLEMAS COMBINATORIOS EN ADMINISTRACIÓN DE OPERACIONES, *Revista EIA*.
- [37] I. H. Osman, J. P. Kelly, *Meta-Heuristics: An Overview*, Springer US, Boston, MA, 1996, pp. 1–21. doi:10.1007/978-1-4613-1361-8\_1.  
URL [https://doi.org/10.1007/978-1-4613-1361-8\\_{\\_}1](https://doi.org/10.1007/978-1-4613-1361-8_{_}1)
- [38] MathWorks, Tolerances and Stopping Criteria.  
URL <https://es.mathworks.com/help/optim/ug/tolerances-and-stopping-criteria.html>
- [39] J. Pascual, P. Sanchis, L. Marroyo, Implementation and control of a residential electrothermal microgrid based on renewable energies, a hybrid storage system and demand side management, *Energies* 7 (1) (2014) 210–237. doi:10.3390/en7010210.

- [40] LG, LGChem Catalog Global 2018.  
URL [http://www.lgchem.com/upload/file/product/LGChem{}\\_Catalog{}\\_Global{}\\_2018.pdf](http://www.lgchem.com/upload/file/product/LGChem{}_Catalog{}_Global{}_2018.pdf)
- [41] Y. Zheng, M. Ouyang, L. Lu, J. Li, Z. Zhang, X. Li, Study on the correlation between state of charge and coulombic efficiency for commercial lithium ion batteries, *Journal of Power Sources* 289 (2015) 89–90. doi:10.1016/j.jpowsour.2015.04.167.
- [42] A. J. Smith, J. C. Burns, S. Trussler, J. R. Dahn, Precision Measurements of the Coulombic Efficiency of Lithium-Ion Batteries and of Electrode Materials for Lithium-Ion Batteries, *Journal of The Electrochemical Society* 157 (2) (2010) A196. doi:10.1149/1.3268129.  
URL <http://jes.ecsdl.org/cgi/doi/10.1149/1.3268129>
- [43] Valence, 26650-Power-Cell-091418.  
URL <https://lithiumwerks.com/wp-content/uploads/2018/09/26650-Power-Cell-091418.pdf>
- [44] A. Berrueta, J. Pascual, I. S. Martin, P. Sanchis, A. Ursua, Influence of the Aging Model of Lithium-Ion Batteries on the Management of PV Self-Consumption Systems, *Proceedings - 2018 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2018 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe, IEEEIC/I and CPS Europe 2018* (1). doi:10.1109/IEEEIC.2018.8493778.