

UNIVERSIDAD DEL PAIS VASCO
EUSKAL HERRIKO UNIBERTSITATEA
UPV-EHU

ESCUELA DE INGENIERÍA DE GIPUZKOA. SECCIÓN EIBAR.
GIPUZKOAKO INGENIERITZA ESKOLA. EIBARKO ATALA.

Tesis Doctoral

OPTIMIZACIÓN DE LA RECARGA DEL VEHÍCULO
ELÉCTRICO CONSIDERANDO LA DEGRADACIÓN DE
BATERÍAS

PRESENTADA POR:

D. Gaizka Saldaña Mulero

DIRIGIDA POR:

Prof. Dr. D. José Ignacio San Martín Díaz
Prof. Dr. D. Francisco Javier Asensio De Miguel

2020

PROGRAMA DE DOCTORADO INTERUNIVERSITARIO EN SISTEMAS DE ENERGÍA ELÉCTRICA



AGRADECIMIENTOS

A José Ignacio San Martín y a Francisco Javier Asensio, sin cuya dirección y apoyo no habría sido posible la concepción de la presente Tesis Doctoral. Por encontrar siempre un momento para compartir un café/té en los que arreglar el mundo.

Al Departamento de Ingeniería Eléctrica y al Grupo de Investigación en Sistemas de Energía Eléctrica (GISEL) por todo el apoyo y su disponibilidad de recursos. Especial mención a Inmaculada Zamora, por su sabiduría, guía y motivación.

A mi familia, por permitirme fallar demasiadas veces... pero, sobre todo... por impedirme no intentarlo.

Elige un trabajo que te guste, y no tendrás que trabajar ni un día de tu vida.

Confucio.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

1. Introducción	3
1.1. Antecedentes	3
1.2. Objetivos de la Tesis Doctoral	3
1.3. Estructura	4
2. Transporte de pasajeros por carretera	9
2.1. Emisiones derivadas del sector transporte	10
2.2. Características y topologías de vehículo eléctrico	13
2.3. Indicadores del Vehículo Eléctrico	14
2.4.1. Nuevas ventas de VEs	15
2.4.2. Ratio de VEs en circulación	15
2.4.3. Cargadores	17
2.5. Conclusiones	19
3. La red eléctrica y la recarga del VE. Metodologías de recarga	23
3.1. Carga unidireccional	23
3.1.1. No controlada	25
3.1.2. Controlada (Smart Charging)	26
3.1.2.1. Descentralizado	26
3.1.2.2. Centralizado	28
3.1.2.3. Clasificación de la literatura analizada en el ámbito de la recarga unidireccional controlada	33
3.2. Carga bidireccional	36
3.2.1. Vehicle-to-Grid (V2G)	38
3.2.1.1. Regulación de frecuencia	38
3.2.1.2. Potencia activa/reactiva para regulación de tensión.....	40
3.2.1.3. Perfil de carga.....	40
3.2.1.4. Reserva rodante	40
3.2.2. Vehicle-to-Building (V2B).....	41
3.2.3. Vehicle-to-Home (V2H).....	41
3.3. Conclusiones	42
4. Baterías para VEs	47
4.1. Características de las baterías empleadas en electromovilidad.....	47
4.2. Modelos de baterías	51
4.2.1. Modelo eléctrico de circuito equivalente (ECM)	53
4.2.1.1. Modelos simples.....	53
4.2.1.2. Modelos de batería basados en Thévenin.....	60

ÍNDICE

4.2.1.3.	Modelos PNGV	63
4.2.1.4.	Modelo de Batería de Noshin	65
4.2.1.5.	Modelos de Impedancia	66
4.2.1.6.	Modelos Runtime.....	68
4.2.1.7.	Análisis comparativo	70
4.2.2.	Modelo de degradación	71
4.2.2.1.	Modelado de los fenómenos internos de la batería.....	72
4.2.2.2.	Consecuencias de la provisión de servicios V2X en el estado de salud de la batería	77
4.3.	Estrategias de recarga existentes considerando las baterías	77
4.4.	Conclusiones	78
5.	Modelos de baterías desarrollados	83
5.1.	Métodos de caracterización empleados	83
5.1.1.	Interpolación Cúbica por Polinomios de Hermite.....	83
5.1.2.	Algoritmo Trust-Region.....	84
5.2.	Modelo de degradación de celda LFP	85
5.3.	Modelo eléctrico y de degradación de celda NMC	88
5.3.1.	Datos de la celda estudiada (LG E63).....	88
5.3.2.	Modelo eléctrico de la celda	91
5.3.3.	Modelo de Degradación	93
5.3.3.1.	Degradación por almacenamiento	94
5.3.3.2.	Degradación por ciclado	105
5.4.	Aplicaciones del modelo	117
5.4.1.	Evaluación de la degradación producida en función de la potencia de recarga empleada.....	118
5.4.2.	Evaluación de la degradación producida por diferentes patrones de conducción y recarga	124
5.4.3.	Evaluación de la rentabilidad de la compra o alquiler de baterías	127
5.5.	Conclusiones	130
6.	Optimización de la recarga	135
6.1.	Algoritmo Interior-Point.....	135
6.2.	Entorno de simulación.....	138
6.3.	Definición de estrategias base	141
6.4.	Interpretación de resultados.....	143
6.5.	Propuesta de optimización.....	146
6.6.	Filosofía de aplicaciones potenciales	155
6.7.	Conclusiones	156

7. Conclusiones generales y futuras líneas de investigación	161
7.1 Conclusiones de la Tesis Doctoral.....	161
7.2 Aportaciones de la Tesis	162
7.3 Futuras líneas de investigación	163
Referencias	167
Anexo A – Datos adicionales del estado de integración de la tecnología VE en la sociedad	191
Anexo B – Figuras adicionales del modelo de calendar aging	204
Anexo C – Figuras adicionales del modelo de cycle aging	209

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1-1: Estructura de la Tesis Doctoral.....	5
Figura 2-1. Clasificación general de los tipos de vehículos.....	13
Figura 2-2. a) Esquema de la topología BEV, b) Esquema de la topología REEV, c) Esquema de la topología PHEV Paralelo.....	14
Figura 2-3. Evolución de la penetración del vehículo eléctrico a nivel mundial.....	16
Figura 2-4. Gráfico de sectores de la distribución geográfica de la penetración del VE a nivel mundial.....	16
Figura 2-5. Evolución de la penetración del vehículo eléctrico en Europa.....	17
Figura 2-6. Evolución de la penetración de cargadores a nivel mundial.....	18
Figura 2-7. Gráfico de sectores de la distribución geográfica de cargadores a nivel mundial.....	18
Figura 2-8. Evolución del número de cargadores en Europa.....	19
Figura 3-1. Literatura analizada según la ubicación del algoritmo unidireccional.....	25
Figura 3-2. Modos de aplanamiento del perfil de carga.....	27
Figura 3-3. a) Control Voltage Droop y b) Control Classical Frequency Droop.....	28
Figura 3-4. Ejemplo de estrategia de recarga <i>aggregator</i> -based.....	29
Figura 3-5. Ejemplo de estrategia de recarga localizada en DSO.....	32
Figura 3-6. Ejemplo de estrategia de recarga Multi-Agente.....	33
Figura 3-7. Estrategias de recarga según la ubicación del algoritmo bidireccional.....	37
Figura 3-8. Comparativa de las características de recarga según arquitectura.....	43
Figura 4-1. Comparativa de la tecnología Li Ion.....	50
Figura 4-2. Hoja de ruta de la batería de iones de litio.....	51
Figura 4-3. Evolución de corriente y de tensión en una batería ante un pulso de corriente.....	52
Figura 4-4. Modelo de batería ideal.....	54
Figura 4-5. Modelo de batería Simple o Lineal.....	55
Figura 4-6. Variación de R_{int} en celdas NMC con a) SoC; b) SoH; c) Temperatura.....	55
Figura 4-7. Modelo de batería simple considerando resistencias de carga y descarga.....	56
Figura 4-8. Modelo de batería simple considerando <i>Power Fade</i> (PF).....	56
Figura 4-9. Modelo de batería simple considerando PF.....	57
Figura 4-10. Efecto de histéresis de VOC con el SoC en NMC.....	58
Figura 4-11. Modelo basado en fuentes de tensión.....	58
Figura 4-12. Modelo RC o Modelo Dinámico.....	59
Figura 4-13. Modelo de Thévenin (de primer orden).....	60
Figura 4-14. Modelo de Thévenin (de primer orden) mejorado.....	60
Figura 4-15. Modelo de Thévenin de Segundo Orden.....	61
Figura 4-16. Modelo de Thévenin de Tercer Orden.....	62
Figura 4-17. Modelo PNGV (de Primer Orden).....	63
Figura 4-18. Modelo PNGV de Segundo Orden.....	64
Figura 4-19. Modelo de Noshin.....	65
Figura 4-20. Circuito de Randle y circuito aproximación.....	66
Figura 4-21. Modelo de impedancia de una batería de Ion-Litio.....	67
Figura 4-22. Diagrama de Nyquist de medidas EIS a a) diferentes temperaturas, para cada temperatura, se marca el punto correspondiente a 1 Hz, b) diferentes SoC c) diferentes SoH.....	68
Figura 4-23. Modelo Runtime.....	69
Figura 4-24. Modelo Runtime-combinado típico.....	69
Figura 4-25. Evolución de la tensión y corriente en un ciclo de una batería de iones de litio.....	70
Figura 5-1: Comparativa entre interpolación lineal e interpolación PCHIP.....	84
Figura 5-2. Evolución de la degradación tras un ciclo a DoD y corriente fija en celda LFP.....	86

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 5-3. Degradación para ciclado tras 100 ciclos, con 50% DoD, en función de la temperatura y el C-Rate.	87
Figura 5-4. Degradación para ciclado tras 100 ciclos, con 50% DoD, en función de la temperatura y la corriente.	87
Figura 5-5. a) Degradación por ciclado tras 100 ciclos, con 50% DoD, en función de la temperatura y C-Rate, b) Degradación por ciclado a 10C, 50% DoD, en función de la temperatura y el número de ciclos, c) Degradación por ciclado tras 1000 ciclos a 50 °C, en función del C-Rate y el DoD, d) Degradación por ciclado a 50% DoD y 50 °C, para varios C-Rate en función del número de ciclos.	88
Figura 5-6. Modelo desarrollado.....	88
Figura 5-7. Celda LG E63.....	89
Figura 5-8. Batería de Renault Zoe.....	89
Figura 5-9. Curva de la relación capacidad útil y capacidad nominal en función de la temperatura.....	90
Figura 5-10. Curva de Tensión de Circuito Abierto (OCV) en función del SoC.	92
Figura 5-11. Curvas de resistencia en función del SoC.	93
Figura 5-12. Diagrama de bloques del proceso de modelado seguido.....	94
Figura 5-13. Matriz de ensayos de almacenamiento.....	95
Figura 5-14. Evolución de la degradación a lo largo del tiempo de almacenamiento, a una temperatura de 45 °C y en función del SoC.	96
Figura 5-15. Ajuste de los diferentes modelos analizados a los datos de degradación de capacidad a 45°C y 55% de SoC.....	97
Figura 5-16. Degradación por almacenamiento a 45°C siguiendo el ajuste determinado por a) Modelo 1, b) Modelo 2, c) Modelo 3, and d) Modelo 4.	99
Figura 5-17. Ajuste Coeficiente a_c	100
Figura 5-18. Matriz de Degradación por almacenamiento 3D de referencia.....	101
Figura 5-19. Diagrama de flujo del algoritmo de interpolación en tres dimensiones empleado para el cálculo de la degradación por almacenamiento.....	102
Figura 5-20. Degradación de capacidad y de potencia por almacenamiento en función del tiempo y SoC a) CF 25°C, b) PF 25°C, c) CF 45°C, d) PF 45°C, e) CF 60°C, f) PF 60°C. ...	103
Figura 5-21. Análisis gráfico de residuos en degradación por almacenamiento.	104
Figura 5-22. Matriz de ensayos de ciclado.	105
Figura 5-23. Evolución de la degradación en función del número de ciclos y del DoD, a una temperatura de 45 °C y una corriente de carga 0,42C.....	106
Figura 5-24. Evolución de la degradación y su modelización a lo largo del número de ciclos y en función del DoD, a una temperatura de 45°C y C-Rate de 0,42C.....	108
Figura 5-25. Ajuste Coeficiente a_c para C-Rate=0,3786.	108
Figura 5-26. Matriz Degradación por ciclado 4D de referencia.	110
Figura 5-27. Diagrama de flujo del algoritmo de interpolación en cuatro dimensiones empleado para el cálculo de la degradación por ciclado.	113
Figura 5-28. Degradación de capacidad por ciclado, en función del DoD y del número de ciclos a a) 25°C C=0.3786 b) 45°C C=0.3786, c) 25°C C=0.4812 y d) 25°C C=0.6710.....	114
Figura 5-29. Degradación de potencia por ciclado, en función del DoD y del número de ciclos a a) 25°C C=0.3786 b) 45°C C=0.3786, c) 25°C C=0.4812 y d) 25°C C=0.6710.....	114
Figura 5-30. Análisis de residuos en degradación por ciclado.	115
Figura 5-31. Cycle-Life, en función del DoD a 45°C C=0.4C, a) expresado en FECs y b) expresado en número de ciclos @ DoD.....	116
Figura 5-32. Ajustes de Cycle-Life estudiados, a) expresado en FECs y b) expresado en número de ciclos @ DoD.	116
Figura 5-33. Radiografía del Renault Zoe donde se aprecia la ubicación de la batería.....	117

Figura 5-34. Perfil de velocidades del WLTP3.	118
Figura 5-35. Fuerzas involucradas en la tracción de un vehículo.	119
Figura 5-36. a) Velocidad del vehículo b) Potencia y corriente por celda c) SoC y V_{OC} por celda al efectuarse 4xWLTP3.	122
Figura 5-37. Degradación para un único ciclo con 30% DoD.....	122
Figura 5-38. Degradación para ciclos a 45 °C y 0,5C.	123
Figura 5-39. Degradación para el ciclo 4xWLTP3 (DoD=31,2%) y 45 °C, dependiendo de la potencia de carga.	123
Figura 5-40. Capacity fade a) 45 °C, Potencia de carga: 7 kW, b) 45 °C, Potencia de carga: 22 kW, c) 45 °C, Potencia de carga: 43 kW.	125
Figura 5-41. Power fade a) 45 °C, Potencia de carga: 7 kW, b) 45 °C, Potencia de carga: 22 kW, c) 45 °C, Potencia de carga: 43 kW.	125
Figura 5-42. Capacity fade a) Urbana, 45 °C, 60% DoD, b) Mixta, 45 °C, 60% DoD, c) Autopista, 45 °C, 60% DoD.....	126
Figura 5-43. Power fade a) Urbana, 45 °C, 60% DoD, b) Mixta, 45 °C, 60% DoD, c) Autopista, 45 °C, 60% DoD.	126
Figura 5-44. Comparativa alquiler-compra de baterías para 25 °C, 40% DoD, recargas de 7kW y 7500 km/año.	128
Figura 5-45. Comparativa del ahorro entre alquiler y compra de baterías para a) 25 °C, 80% DoD, recargas de 7kW y 7500 km/año, b) 45 °C, 40% DoD, recargas de 7kW y 7500 km/año, c) 25 °C, 40% DoD, recargas de 22kW y 7500 km/año y d) 25 °C, 40% DoD, recargas de 7kW y 15 000 km/año.	129
Figura 5-46. Fronteras o puntos de equilibrio en la rentabilidad entre compra/alquiler.	129
Figura 5-47. a) SoH_c de la batería equipada en el instante t y b) Número de cambios de batería efectuados en el instante t para el caso de 25 °C y 7500 km/año.	130
Figura 6-1. Probabilidad de capacidad de cada vehículo, distribución normal.	138
Figura 6-2. Precios por hora para las diferentes tarifas del día 01/10/2019.	140
Figura 6-3. Temperatura por hora en la zona de Deusto (Bilbao) del día 01/10/2019.	140
Figura 6-4. Timeline del caso de estudio.....	143
Figura 6-5. Recarga Plug&Charge.	143
Figura 6-6. Recarga Cheapest.....	144
Figura 6-7. Recarga Cheapest Starting.	144
Figura 6-8. Recarga Low Cost.....	144
Figura 6-9. Recarga As Last As Possible.	145
Figura 6-10. Coste económico sin considerar degradación de baterías.....	145
Figura 6-11. Esquema de la optimización desarrollada.....	146
Figura 6-12. Recarga optimizada.	148
Figura 6-13. Coste económico de la recarga desglosado con diferentes estrategias considerando la degradación de baterías.....	148
Figura 6-14. Coste económico de la recarga agregado con diferentes estrategias considerando la degradación de baterías.....	149
Figura 6-15. Ahorro respecto a la estrategia P&C. Datos octubre 2019.	150
Figura 6-16. Ahorro respecto a la estrategia Ch (arriba izq.), CS (arriba dcha.), LC (abajo izq.) y ALAP (abajo dcha.). Datos noviembre 2019.	151
Figura 6-17. Ahorro respecto a la estrategia a) P&C, enero 2020, b) P&C julio 2020, c) Ch, enero 2020, d) Ch, julio 2020, e) Cs, enero 2020, f) Cs, julio 2020, g) LC, enero 2020, h) LC, julio 2020, i) ALAP, enero 2020 y j) ALAP, julio 2020.....	152
Figura 6-18: Probabilidad de ahorro de la estrategia Optimizada vs No Controlada en a) Enero y b) Julio.	153

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 6-19. Gráfico de cajas distribución datos Enero. Comparativa estrategia Optimizada vs No Controlada.	154
Figura 6-20. Gráfico de cajas distribución datos Julio. Comparativa estrategia Optimizada vs No Controlada.	154
Figura 6-21: Filosofía de aplicación en agregador.	155
Figura B 1: Evolución de la degradación a lo largo del tiempo de almacenamiento, a una temperatura de 45 °C y en función del SoC.	204
Figura B 2: Evolución de la degradación a lo largo del tiempo de almacenamiento, a una temperatura de 60 °C y en función del SoC.	204
Figura B 3: Degradación por almacenamiento a 25°C siguiendo el ajuste determinado por Modelo 1.	205
Figura B 4: Degradación por almacenamiento a 60 °C siguiendo el ajuste determinado por Modelo 1.	205
Figura B 5: Degradación por almacenamiento a 25 °C siguiendo el ajuste determinado por Modelo 2.	206
Figura B 6: Degradación por almacenamiento a 60 °C siguiendo el ajuste determinado por Modelo 2.	206
Figura B 7: Degradación por almacenamiento a 25 °C siguiendo el ajuste determinado por Modelo 3.	207
Figura B 8: Degradación por almacenamiento a 60 °C siguiendo el ajuste determinado por Modelo 3.	207
Figura B 9. Degradación por almacenamiento a 25 °C siguiendo el ajuste determinado por Modelo 4.	208
Figura B 10. Degradación por almacenamiento a 60 °C siguiendo el ajuste determinado por Modelo 4.	208
Figura C 1. Evolución de la degradación en función del número de ciclos y del DoD, a una temperatura de 25 °C y una corriente de carga 0,42C.	209
Figura C 2. Evolución de la degradación en función del número de ciclos y del DoD, a una temperatura de 25 °C y una corriente de carga correspondiente a 22 kW.	209
Figura C 3. Evolución de la degradación en función del número de ciclos y del DoD, a una temperatura de 25 °C y una corriente de carga 0,42C.	210
Figura C 4. Evolución de la degradación y su modelización a lo largo del número de ciclos y en función del DoD, a una temperatura de 25°C y potencia de recarga de 43 kW.	210
Figura C 5. Evolución de la degradación y su modelización a lo largo del número de ciclos y en función del DoD, a una temperatura de 25°C y potencia de recarga de 22 kW.	211
Figura C 6. Evolución de la degradación y su modelización a lo largo del número de ciclos y en función del DoD, a una temperatura de 25°C y potencia de recarga de 43 kW.	211
Figura C 7. Cycle-Life, en función del DoD a 45°C C=0.5C, a) expresado en FECs y b) expresado en número de ciclos @ DoD.	212
Figura C 8. Cycle-Life, en función del DoD a 45°C C=0.6C, a) expresado en FECs y b) expresado en número de ciclos @ DoD.	212
Figura C 9. Cycle-Life, en función del DoD a 25°C C=0.4C, a) expresado en FECs y b) expresado en número de ciclos @ DoD.	212
Figura C 10. Cycle-Life, en función del DoD a 35°C C=0.4C, a) expresado en FECs y b) expresado en número de ciclos @ DoD.	213

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2-1. Comparativa de emisiones y costes derivados de la carga de vehículos eléctricos.	11
Tabla 2-2: Clasificación de los reviews analizados.	12
Tabla 3-1. Clasificación de los estándares de recarga.	24
Tabla 3-2. Clasificación de la literatura de carga descentralizada analizada.	34
Tabla 3-3. Clasificación de la literatura analizada en el ámbito de las recargas <i>Aggregator-Based</i> .	35
Tabla 3-4. Clasificación de la literatura analizada localizada en el DSO.	36
Tabla 3-5. Análisis de la literatura analizada con decisión multi-agente.	36
Tabla 3-6. Ventajas y desventajas de los tres principales enfoques bidireccionales.	37
Tabla 3-7. Comparación de las características que ofrecen la recarga centralizada y descentralizada.	43
Tabla 4-1. Tipos de baterías en función de su tecnología.	48
Tabla 4-2. Comparativa de tecnologías de batería basadas en Litio.	48
Tabla 4-3. Clasificación general de los modelos de batería.	52
Tabla 4-4. Clasificación de modelos eléctricos de baterías.	53
Tabla 4-5. Comparativa del error en porcentaje [%] entre los diferentes circuitos eléctricos equivalentes.	71
Tabla 4-6. Mecanismos de degradación en una batería de iones de litio.	72
Tabla 4-7. Degradación de la batería después de diez años, según el servicio y el nivel del cargador.	77
Tabla 5-1. Ecuaciones proporcionadas del modelo de degradación.	86
Tabla 5-2. Datos básicos de la celda empleada.	89
Tabla 5-3. Puntos significativos de la curva de capacidad útil respecto a capacidad nominal a diferentes temperaturas de descarga.	90
Tabla 5-4. Datos significativos de la curva de Tensión de Circuito Abierto (OCV) en función del SoC.	91
Tabla 5-5. Resistencia en función del SoC.	92
Tabla 5-6. Matriz de ensayos de almacenamiento a diferentes temperaturas y SoCs.	95
Tabla 5-7. Definición de los modelos analizados.	96
Tabla 5-8. Valores de la correlación (R^2) para la normalización de los datos según los modelos analizados.	98
Tabla 5-9. Valores de los parámetros empleados en el Modelo 4.	99
Tabla 5-10. Valores de los parámetros de ajuste del coeficiente a_C .	100
Tabla 5-11. Matriz de referencia creada para la degradación por almacenamiento.	101
Tabla 5-12. Límites de confianza del modelo de degradación por almacenamiento.	101
Tabla 5-13. Matriz de ensayos de ciclado a diferentes DoDs, corriente de funcionamiento y temperaturas en carga.	105
Tabla 5-14. Valores de los parámetros empleados en la normalización.	107
Tabla 5-15. Matriz de referencia creada para la degradación por ciclado.	109
Tabla 5-16. Límites de confianza del modelo de degradación por ciclado.	111
Tabla 5-17. Datos de los ajustes realizados y coeficientes de correlación.	116
Tabla 5-18. Datos técnicos del Renault Zoe 2020 R110.	117
Tabla 5-19. Datos del WLTP3.	118
Tabla 5-20. Potencias de recarga consideradas.	121
Tabla 5-21. Resultados de degradación. SoH tras N ciclos.	123
Tabla 5-22. Datos empleados para la evaluación de compra/alquiler.	127
Tabla 6-1. Relación de parámetros de decisión en las estrategias de recarga.	141
Tabla 6-2. Costes de recarga tipo sin considerar degradación de baterías.	145

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 6-3. Ahorro económico sin considerar degradación de baterías.	146
Tabla 6-4. Costes de recarga de las estrategias tipo sin considerar y considerando degradación de baterías.	149
Tabla 6-5. Ahorro económico considerando degradación de baterías.	149
Tabla 6-6. Media y Desviación estándar de la estrategia Optimizada en comparación a las demás.	153
Tabla A 1. Datos de número de vehículos eléctricos, ventas y cuota de mercado	192

NOMENCLATURA

ALAP: As Last As Possible; Tan Tarde Como Sea Posible

ASAP: As Soon As Possible; Tan Pronto Como Sea Posible

BESS: Battery Energy Storage Station; Estación de Almacenamiento de Energía en Baterías

BEV: Battery Electric Vehicle; Vehículo Eléctrico de Batería

BMS: Battery Management System; Sistema de Gestión de Baterías

BSH: Battery State Holder; Mantenedor del Estado de la Batería

CL: Cycle-Life; Vida Útil

CAU: Central Aggregation Unit; Unidad Agregadora Central

CG: Conjugate Gradient; Gradiente Conjugado

CC-CV: Constant Current and Constant Voltage; Corriente Constante y Tensión Constante

CF: Capacity Fade; Degradación de Capacidad

Ch: Cheapest; Más Barato

CO₂-e: Dióxido de carbono equivalente

CPE: Constant Phase Element; Elemento de Fase Constante

CS: Cheapest Starting; Comienzo más Barato

DER: Distributed Energy Resources; Recursos Energéticos Distribuidos

DoD: Depth of Discharge; Profundidad de Descarga

DR: Demand Response; Respuesta de la Demanda

DSM: Demand Side Management; Gestión de la Demanda

DSO: Distribution System Operator; Operador del Sistema de Distribución

DVR: Dynamic Voltage Resistor; Resistencia de Tensión Dinámica

ECM: Equivalent Circuit Model; Modelo de Circuito Equivalente

EDF: Early Deadline First; Primero el de Salida Anterior

EIS: Electrochemical Impedance Spectroscopy; Espectroscopía de Impedancia Electroquímica

EM, ME: Electric Motor; Motor Eléctrico

EoL: End of Life; Fin de Vida

EPA: Environmental Protection Agency; Agencia de Protección Ambiental

EV, VE: Electric Vehicle; Vehículo Eléctrico

FEC: Full Equivalent Cycles; Ciclos Plenos Equivalentes

FCEV: Fuel Cell Electric Vehicle; Vehículo Eléctrico de Pila de Combustible

FL: Fuzzy Logic; Lógica Difusa

FTP75: Federal Test Procedure; Procedimiento de Prueba Federal

G2V: Grid-to-Vehicle

NOMENCLATURA

- GA:** Genetic Algorithm; Algoritmo Genético
- GHG:** Greenhouse Gases; Gases de Efecto Invernadero
- HEMS:** Home Energy Management System; Sistema de Gestión Energética Doméstico
- HEV:** Hybrid Electric Vehicle; Vehículo Eléctrico Híbrido
- HPPC:** Hybrid Pulse Power Characterization; Caracterización Híbrida por Pulsos de Potencia
- HWFET:** Highway Fuel Economy Test; Prueba de Consumo de Combustible en Autopista
- ICE:** Internal Combustion Engine; Motor de Combustión Interna
- IEC:** International Electrotechnical Commission; Comisión de Electrotécnica Internacional
- ICEV:** Internal Combustion Engine Vehicle; Vehículo de Motor de Combustión Interna
- IR:** Internal Resistance; Resistencia Interna
- ISO:** Independent System Operator; Operador Independiente del Sistema
- KKT:** Karush-Kuhn-Tucker
- LCV:** Light Commercial Vehicle; Vehículo Ligero Comercial
- LC:** Low Cost; Bajo Coste
- LCO:** Lithium-Cobalt-Oxide; Óxido de Cobalto de Litio
- LFP ó LIFEPO:** Lithium-Phosphate; Fosfato de Litio
- LMO:** Lithium-Manganese-Oxide; Óxido de Manganeso de Litio
- LTO:** Lithium-Titanate-Oxide; Óxido de Titanato de Litio
- MGAU:** Micro Grid Aggregation Unit; Unidad Agregadora de la Microred
- MILP:** Mixed Integer Linear Programming; Programación Lineal de Enteros Mixtos
- MPP:** Maximum Power Point; Punto de Máxima Potencia
- NCE:** Nash Certainty Equivalence; Equivalencia de Certeza de Nash
- NEDC:** New European Driving Cycle; Nuevo Ciclo de Conducción Europeo
- NCA:** Nickel-Cobalt-Aluminum; Níquel-Cobalto-Aluminio
- NMC:** Nickel-Manganese-Cobalt; Níquel-Manganeso-Cobalto
- OCV:** Open Circuit Voltage; Tensión de Circuito Abierto
- OMIE:** Operador del Mercado Ibérico de la Electricidad
- OTC:** One Time Constant; Una Constante de Tiempo
- P&C:** Plug & Charge; Conectar y carga inmediatamente
- PCC:** Point of Common Coupling; Punto de Acoplamiento Común
- PCHIP:** Piecewise Cubic Hermite Interpolating Polynomial; Polinomios de Interpolación Cúbica de Hermite a trozos
- PHEV:** Plug in Hybrid Electric Vehicle; Vehículo Eléctrico Híbrido Enchufable
- pKm:** Passenger and kilometre; Pasajero y kilómetro
- PF:** Power Fade; Degradación de Potencia

PNGV: Partnership for a New Generation of Vehicles; Alianza para una Nueva Generación de Vehículos

PSO: Particle Swarm Optimisation; Optimización por Enjambre de Partículas

PV: Photovoltaic; Fotovoltaica

REE: Red Eléctrica de España

REEV: Range Extended Electric Vehicle; Vehículo Eléctrico de Rango Extendido

RES: Renewable Energies Sources; Fuente de Energía Renovables

RUL: Remaining Useful Life; Vida Útil Restante

SAA: Sample Average Approximation; Aproximación Promedio Muestral

SAE: Society of Automotive Engineers; Sociedad de Ingenieros Automotrices

SEI: Solid Electrolyte Interphase; Interfase de Electrolito Sólido

SoC: State of Charge; Estado de Carga

SoF: State of Function; Estado de Funcionalidad

SoH: State of Health; Estado de Salud

Toe: Ton of oil equivalent; Tonelada de petróleo equivalente

ToU: Time of Use; Tiempo de Uso

TSO: Transport System Operator; Operador del Sistema de Transporte

TTC: Two time constant; Dos constantes de Tiempo

V2B: Vehicle-to-Building; Vehículo a Edificio

V2G: Vehicle-to-Grid; Vehículo a Red

V2H: Vehicle-to-Home; Vehículo a Casa

V2N: Vehicle-to-Neighbourhood; Vehículo a Vecindario

V2V: Vehicle-to-Vehicle; Vehículo a Vehículo

V2X: Vehicle-to-Thing; Vehículo a Cosa

VAN: Net Present Value; Valor Actual Neto

VPP: Virtual Power Plant; Planta Virtual

VPDE: Varied Population Genetic Algorithm; Evolución Diferencial de Población Variada

VPGA: Varied Population Genetic Algorithm; Algoritmo Genético de Población Variada

WLTP: World Harmonized Light-duty Vehicle Test Procedure; Procedimiento Global de Pruebas de Vehículos Ligeros Estandarizado

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

- 1.1- ANTECEDENTES
- 1.2- OBJETIVOS DE LA TESIS
- 1.3- ESTRUCTURA DE LA TESIS DOCTORAL

1. Introducción

1.1. Antecedentes

En las últimas décadas, se ha observado un preocupante aumento de emisiones de gases de efecto invernadero. Una gran proporción de dichos gases se debe al sector del transporte, procedentes de la combustión de recursos fósiles para la tracción de vehículos. La magnitud del problema que se presenta es tal, que ya no se valora el prevenir el cambio climático, si no el paliarlo o hacer que sus efectos sean los mínimos posibles.

En cuanto al sector del transporte, la eficiencia es uno de los factores clave para lograr una reducción en las emisiones nocivas. Mientras que el motor de combustión interna posee una eficiencia del 33%, aproximadamente, el motor eléctrico alcanza cerca del 90%. La madurez de la tecnología, a la vez que la implantación de políticas favorecedoras, están conllevando el aumento considerable del número de ventas de vehículos eléctricos (VEs). Sin embargo, la implementación del VE a nivel masivo incorpora una serie de cuestiones a resolver. Estas cuestiones incluyen desde la procedencia de la energía, pasando por la optimización del transporte, hasta el consumo eficiente de la misma.

En lo que a la demanda proveniente del uso del VE se refiere, por un lado, las mayores problemáticas incluyen, pero no se limitan a la optimización del proceso de recarga y la programación de las mismas. Es sabido que una integración descontrolada del VE conllevaría un aumento de la demanda eléctrica en los períodos más críticos del día, pudiendo provocar el colapso del sistema en caso una gran ratio de penetración. Con el fin de evitar esta situación, se puede recurrir a la limitación de las recargas en términos de potencia. Pero, por otro lado, el usuario demanda un proceso de recarga eficaz, eficiente y seguro, es decir, lo más rápido posible y con el menor número posible de efectos negativos para sí mismo, atendiendo siempre a la economía. En este contexto, el estado de salud de la batería es uno de los puntos clave en la rentabilización de la recarga, ya que cada activación de recarga conlleva la degradación de batería, definida por las características de potencia, la profundidad de descarga (*Depth of Discharge*, DoD), etc. Adicionalmente, la conservación de una batería a un determinado nivel de carga (*State of Charge*, SoC), también implica cierta degradación, la cual ha de ser tenida en cuenta debido al gran tiempo que un vehículo permanece estacionado, pudiendo ser previo o posterior a la recarga.

Por lo tanto, la optimización del proceso de recarga ha de atender a dos factores clave, como son provocar el menor impacto en la red eléctrica, respetando las restricciones impuestas por la misma, a la vez que se pretende preservar la salud de las baterías. Este último factor es la principal aportación de la presente Tesis Doctoral, la cual es fundamental para el correcto desarrollo del VE.

1.2. Objetivos de la Tesis Doctoral

El objetivo principal de la presente Tesis Doctoral se basa en diseñar una nueva metodología de recarga óptima que permita minimizar los costes totales, considerando las restricciones impuestas por la red de distribución eléctrica, la degradación de la batería, patrones de uso, climatología y el coste de la energía eléctrica, entre otros. A su vez, este propósito se puede subdividir en diferentes objetivos específicos:

- Caracterizar la degradación del sistema de baterías integradas en el VE. Desarrollo y validación de un modelo adaptado a tal efecto, considerando los dos principales factores

CAPÍTULO 1

(degradación por almacenamiento y por ciclado), con la precisión suficiente, sin renunciar a criterios de velocidad de computación.

- Proponer una metodología optimizada de recarga del sistema de baterías implementado en los vehículos, en relación a la degradación de las mismas, las condiciones ambientales y el precio de la electricidad, permitiendo un abaratamiento del coste total de la recarga.
- Reducir el impacto que las recargas del VE pueden ocasionar sobre la red eléctrica al respetar las restricciones impuestas por esta.
- Evaluar las rentabilidades en términos económicos y de maximización de vida útil que el uso de un modelo de degradación de baterías puede aportar en diferentes aplicaciones.

Los anteriores objetivos específicos pueden clasificarse en dos áreas de actuación: *Afección a baterías* y *Afección a red*. Si bien son diferenciadas, ambas se encuentran interconectadas por ser destino y origen de la energía posteriormente necesaria para la tracción de los vehículos, respectivamente.

En lo que a *Afección a baterías* se refiere, se ha desarrollado un modelo propio con la precisión y consideraciones suficientes para representar la degradación de las baterías. Este modelo contempla los dos factores de degradación: un submodelo dedicado a la degradación por ciclado y otro submodelo dedicado a la degradación por almacenamiento. El modelo ha sido evaluado en función de eficacia y eficiencia, es decir, precisión de los resultados y consumo de recursos necesarios (velocidad y coste computacional, nivel de dificultad de implementación, etc.). Además, dicho modelo se ha caracterizado a través de diferentes ensayos realizados a nivel de celda. Para ello, se ha empleado un banco de datos de diferentes ensayos desarrollados por un fabricante de baterías comerciales de VE.

En cuanto a *Afección a red*, el modelo de optimización propuesto considera en sus restricciones los límites impuestos por la red, los cuales van a determinar la potencia límite con la cual pueda trabajar cada cargador, potencia límite a absorber en el punto de conexión por el conjunto de vehículos, etc., límites que vienen determinados en función de intereses de terceros (evitar congestiones, mejora de la estabilidad, reducción de pérdidas, etc.). Así, se considera que los resultados obtenidos pueden ser considerados como representativos.

La integración del modelo de baterías junto a técnicas de optimización da lugar a una metodología cuyo objetivo radica en aumentar la rentabilidad de las recargas y en permitir una mayor y mejor integración del VE en la red de distribución. Dicha metodología contempla la potencia de recarga a emplear y evalúa el coste asociado a la totalidad del proceso de recarga en todo momento.

1.3. Estructura

La presente Tesis se encuentra estructurada en 7 capítulos, cuyo contenido se resume en la Figura 1-1, y se detalla a continuación:

- El primer capítulo, donde se halla el presente apartado, contiene los antecedentes, objetivos y estructura del documento.
- En el segundo capítulo se aborda la introducción del VE y los indicadores de su estado de evolución e implementación en el mercado, como son las ventas, los vehículos en circulación y los cargadores disponibles. Estos aspectos resultan de vital importancia para conocer la magnitud del *status questionis*.

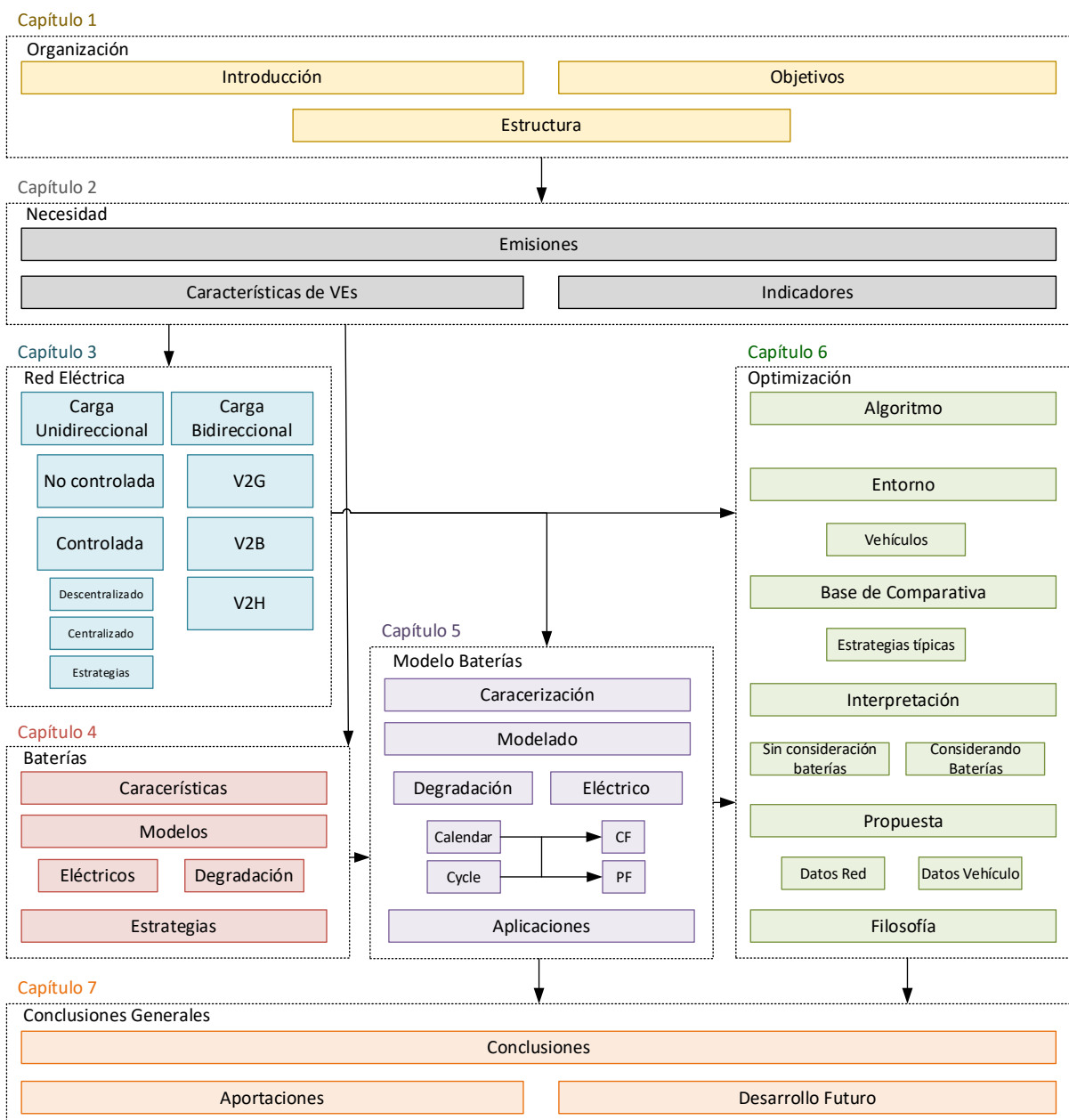


Figura 1-1: Estructura de la Tesis Doctoral.

- En el tercer capítulo se explican los mayores conflictos técnicos que surgen en las redes eléctricas y los posibles impactos que la integración del VE puede generar. A su vez, se estudian las metodologías de recarga existentes analizando sus consideraciones, ventajas y limitaciones.
- En el cuarto capítulo, se exponen las características de las baterías que se utilizan de forma masiva en el ámbito del VE. Posteriormente, se realiza un análisis comparativo de los diferentes modelos disponibles con aplicabilidad en este sector.
- En el quinto capítulo, se exponen los modelos, eléctrico y de degradación, de baterías desarrollado, sus consideraciones, ventajas y limitaciones. El modelo de degradación se subdivide en dos submodelos, capaces de evaluar el envejecimiento de baterías por almacenamiento y por ciclado, respectivamente.

CAPÍTULO 1

- En el sexto capítulo, se presenta detalladamente la metodología de optimización propuesta, y se proponen arquitecturas y aplicaciones potenciales en las que se podría hacer uso de la metodología de optimización desarrollada.
- Finalmente, el capítulo de conclusiones muestra los resultados más destacados que se han extraído de los diferentes análisis realizados. Adicionalmente, se muestran posibles líneas de investigación futuras en el contexto de la optimización de recargas de VEs atendiendo al estado de salud de las baterías, destacando la replicabilidad que la metodología desarrollada en este trabajo de investigación brinda a la comunidad científica de cara al desarrollo de futuras aplicaciones potenciales en el ámbito de la movilidad sostenible.

La Tesis se completa con la exposición de una lista de referencias empleadas en el desarrollo de la misma, así como una serie de anexos que recogen los resultados complementarios detallados de los análisis llevados a cabo.

CAPÍTULO 2

TRANSPORTE DE PASAJEROS POR CARRETERA

- 2.1- EMISIONES DERIVADAS
- 2.2- CARACTERÍSTICAS Y TOPOLOGÍAS DEL VEHÍCULO ELÉCTRICO
- 2.3- INDICADORES DEL VEHÍCULO ELÉCTRICO
- 2.4- CONCLUSIONES

2. Transporte de pasajeros por carretera

La electrificación del transporte se presenta como parte de la solución al aumento de las emisiones de gases de efecto invernadero (*Greenhouse Gases*, GHG), constituida principalmente por el transporte de pasajeros por carretera. En este contexto, la Unión Europea está promoviendo su Hoja de Ruta 2050, en la que se indica que para 2050 se deben reducir las emisiones en un 80%, en comparación con 1990 [1]. En esa línea, varios países de la Unión Europea han comenzado a imponer restricciones a los vehículos tradicionales. Estas restricciones incluyen medidas como la prohibición de vender vehículos nuevos a partir de 2040 y la prohibición de su circulación a partir de 2050.

En comparación con los vehículos de combustión interna (*Internal Combustion Engine Vehicle*, ICEV), los VEs muestran un mejor rendimiento en la tracción debido, principalmente, a la mayor eficiencia del motor eléctrico (*Electric Motor*, EM) y el tren de potencia asociado [2]. Entre las ventajas de esta tecnología se encuentran:

- Mejora de la calidad del aire a nivel local, debido a la menor emisión de gases por el tubo de escape, cero en el caso de los vehículos eléctricos de baterías (*Battery Electric Vehicle*, BEV).
- Mejora de la eficiencia energética en el sector del transporte, ya que la eficiencia en términos de potencia mecánica útil del EM es más del doble de la eficiencia del motor de combustión interna (*Internal Combustion Engine*, ICE) [3].
- Menor mantenimiento relacionado con el motor o la mecánica del vehículo y reducción de los costes asociados, especialmente en BEV.
- Menor contaminación acústica, ya que el EM es mucho más silencioso que el ICE.
- Reducción de la dependencia energética externa de algunos países, al reducir el petróleo necesario para los combustibles.
- Mayor flexibilidad para el desarrollo conjunto de otras tecnologías, como la integración de fuentes de energías renovables (*Renewable Energy Sources*, RES) [4].
- Mejora de la calidad de la red eléctrica bajo una coordinación correcta [5].

A su vez, se enumeran las desventajas para los usuarios con el estado actual de desarrollo:

- Baja autonomía en modo eléctrico, en comparación con los ICEV.
- Limitado número de estaciones de carga y larga duración de la misma.
- Alto coste y limitada vida útil de las baterías.
- El casi imperceptible ruido producido durante el funcionamiento del EM puede ser causa de accidentes, por ejemplo, al no advertir a los peatones de la presencia de vehículos.

Por otra parte, para un dimensionamiento correcto de la batería a considerar en el VE, es interesante conocer las necesidades de transporte de los usuarios de diferentes países. Estas necesidades generalmente se pueden clasificar en tres rangos [6]:

- Alrededor de 40 km: el Reino Unido es el país líder en esta categoría.
- 50-60 km: la mayoría de los países están en esta categoría: Alemania, Francia, Italia, etc.
- Más de 70-80 km: países como Polonia y España.

CAPÍTULO 2

Dadas estas necesidades, y el consumo de energía promedio, una batería de 16 kWh se considera suficiente para satisfacer el 80% de las necesidades de transporte [7]. Según el análisis realizado en [8], el 87% de los vehículos que circulan en los EEUU en un determinado día podrían ser reemplazados por BEV realizando una sola carga.

2.1. Emisiones derivadas del sector transporte

En 2019, las emisiones de GHG provenientes de combustibles fósiles se estiman alcanzaron la cantidad de 36,81 gigatoneladas de dióxido de carbono equivalente (GtCO₂e), habiendo aumentado entre el 0,4% y 2,1% respecto al año anterior. Además, se estima que las emisiones de GHG se verán duplicadas en 2050 si no se toman medidas al respecto [9, 10]. El sector del transporte fue responsable del 35% del total de la energía consumida en 2018, siendo el 21% correspondiente al transporte de pasajeros, con un consumo promedio aproximadamente de 1,9 pMJ / pKm¹ [11]. El transporte de pasajeros por carretera representó el 65,4% del consumo total de energía del petróleo en 2018, con 2650,43 MToe y 8258 MtCO₂ [11].

Teniendo en cuenta todos los aspectos mencionados, todavía queda un largo camino para alcanzar el escenario de cero emisiones netas, para 2060, de la Agencia Internacional de la Energía (*International Energy Agency, IEA*) [10]. En este contexto, los sectores de energía y transporte desempeñan un papel fundamental en el logro del objetivo de cero emisiones, a través del desarrollo y la implementación de nuevas tecnologías como los VEs y la mejora de los procesos de generación de energía.

La verdadera variación en la emisión de GHG depende de la combinación de tecnologías utilizadas para la producción de energía eléctrica que requieren los VEs [12]. En este sentido, las diferencias en las emisiones entre los BEVs y los ICEVs oscilan entre 20-80 g CO₂-e / km aproximadamente, tomando el Reino Unido como un caso de estudio, pero aumenta a 70-150 g CO₂- e / km en el caso de California [13]. La Tabla 2-1 muestra una comparativa de emisiones y costes, por unidad de distancia y unidad de energía, para un VE entre diferentes países.

¹ pkm: Por pasajero y kilómetro

TRANSPORTE DE PASAJEROS POR CARRETERA

Tabla 2-1. Comparativa de emisiones y costes derivados de la carga de vehículos eléctricos.

País	Emisiones por unidad energética (gCO ₂ /kWh)	Emisiones por km (g/km)	Precio por unidad energética (€/kWh)	Precio por km (€/km)
Belgium	199	23,88	0,2173	0,0299
Canada	158	18,96	0,08	0,0110
China	711	85,32	0,081	0,0111
Czech Republic	516	61,92	0,1681	0,0231
Denmark	300	36	0,3	0,0412
Estonia	1016	121,92	0,1351	0,0185
Finland	175	21	0,1578	0,0217
France	64	7,68	0,1524	0,0209
Germany	486	58,32	0,3	0,0412
Greece	649	77,88	0,1563	0,0215
Hungary	293	35,16	0,1397	0,0192
Ireland	435	52,2	0,2295	0,0315
Italy	343	41,16	0,2292	0,0315
Japan	572	68,64	0,21	0,0288
Korea	536	64,32	0,087	0,0119
Lithuania	204	24,48	0,137	0,0188
Luxembourg	306	36,72	0,1665	0,0229
Netherlands	452	54,24	0,1898	0,0261
Norway	8	0,96	0,1909	0,0262
Poland	769	92,28	0,148	0,0203
Portugal	281	33,72	0,2081	0,0286
Russia	439	52,68	0,027	0,0037
Slovak Republic	176	21,12	0,1698	0,0233
Slovenia	319	38,28	0,161	0,0221
Spain	247	29,64	0,2228	0,0306
Sweden	13	1,56	0,2101	0,0288
Turkey	442	53,04	0,1495	0,0205
UK	459	55,08	0,1741	0,0239
USA	489	58,68	0,1	0,0137

* Suponiendo un costo energético medio de 13.73 kWh / 100 km dado en el ciclo NEDC. Las emisiones corresponden a los sistemas de energía de cada país desde 2013 [14]. Precios de 2013 [15-18].

Adicionalmente, en vista de la creciente demanda del VE, un aspecto que está ganando interés por la comunidad investigadora, corresponde al efecto que tendrá el proceso conjunto de carga en el sistema eléctrico actual. La Tabla 2-2 recoge la literatura analizada con respecto al estado actual del VE en función de los temas estudiados.

Tabla 2-2: Clasificación de los reviews analizados.

Ref	Impacto																										
	Tecnología				Red										Baterías			Recargas			Otros						
	H	PT	B	C	Eco	Env	LC	LP	Loss	V	PU	H	Eq	Sta	Typ	Mod	Aff	Std	Top	Met	V2G	RES	GD	SG	Com	Proj	
[4]	N	Y	Y	Y	Y	Y	N	Y	Y	Y	Y	Y	N	Y	N	N	N	N	N	N	Y	Y	N	N	N	N	
[5]	N	Y	N	Y	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	N	N	N	N
[19]	N	Y	N	N	N	N	N	Y	Y	Y	N	N	N	Y	N	N	N	Y	Y	Y	Y	N	Y	N	N	Y	
[20]	N	Y	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	Y	Y	N	N	N	N	N	N	
[21]	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	Y	N	N	N	N	N	
[22]	N	Y	N	Y	Y	Y	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	N	N	Y	Y	N	
[23]	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	N	N	Y	Y	N	N	Y	N	
[24]	N	Y	N	N	Y	Y	Y	N	Y	Y	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	N	N	Y	Y	N
[25]	Y	Y	Y	Y	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	N	N	Y	Y	Y	N	N	N	N	Y	N	
[26]	N	N	N	Y	Y	Y	N	N	N	Y	N	Y	Y	N	N	N	Y	Y	N	Y	N	N	N	N	N	N	
[27]	N	N	N	Y	N	N	N	Y	N	Y	N	N	N	N	Y	N	N	Y	N	Y	Y	N	Y	N	N	N	
[28]	N	N	N	N	N	N	Y	N	Y	Y	N	N	N	N	Y	N	N	Y	N	Y	Y	Y	N	Y	N	N	
[29]	N	N	N	N	N	N	N	Y	Y	Y	N	N	N	Y	N	N	Y	N	N	Y	Y	N	N	N	N	N	
[30]	N	N	N	Y	N	N	N	N	Y	Y	N	Y	N	N	N	N	Y	N	Y	Y	N	N	N	N	N	N	
[31]	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	N	Y	Y	N	N	N	N	N	
[32]	N	Y	N	N	N	N	N	N	Y	Y	N	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	N	Y	N	N	N	N	
[33]	N	Y	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	
[34]	N	Y	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	
[35]	N	N	N	N	Y	N	N	Y	N	N	N	N	N	Y	N	N	N	N	N	N	N	Y	N	N	N	N	
[36]	N	Y	N	N	Y	N	N	N	Y	N	N	N	Y	N	N	N	Y	N	N	N	Y	Y	N	N	N	N	
[37]	N	Y	N	N	N	N	N	N	Y	N	N	N	Y	N	N	N	Y	N	Y	Y	Y	Y	N	N	N	N	
[38]	N	N	Y	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	N	N	Y	N	N	Y	Y	N	N	N	Y	N
[39]	N	N	Y	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	Y	Y	N	N	N	Y	N	N	N	N	N	
[40]	N	N	N	Y	N	N	N	Y	Y	N	N	Y	Y	N	N	N	Y	N	N	Y	Y	N	N	N	N	N	
[41]	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	N	N	
[42]	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	N	N
[43]	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	N	N	Y	Y	N	
[44]	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	
[45]	N	Y	Y	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	Y	N	N	Y	N	N	N	Y	
[46]	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	Y	Y	Y	N	N	N	
[47]	N	N	N	N	N	N	N	Y	N	N	N	N	N	N	Y	N	N	N	N	Y	Y	Y	N	Y	Y	N	
[48]	N	N	N	Y	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	Y	Y	N	N	N	N	
EA	N	Y	Y	N	N	N	Y	Y	Y	Y	N	N	Y	Y	N	N	Y	Y	N	Y	Y	Y	N	N	N	N	

*H: Historia; PT: Tren de Potencia; B: Batería; C: Cargador; Eco: Economía; Env: Medio Ambiente; LC: Factor de Capacidad; LP: Perfil de Carga; Loss: Pérdidas; V: Tensión; PU: Desequilibrio de fases; H: Harmónicos; Eq: Equipamiento; Sta: Estabilidad; Typ: Tipos; Mod: Modelos; Aff: Afección; Std: Estándares; Top: Topologías; Met: Metodologías; V2G: Vehicle-to-Grid; RES: Integración de Fuentes de Energía Renovable; DG: Generación Distribuida; SG: Smart Grid; Com: Comunicaciones; ; Proj: Proyectos.

Como se puede apreciar en la Tabla 2-2, las referencias analizadas abarcan temas descriptivos, como es el bloque de “Tecnología”, donde se expone de una manera general la evolución y la tendencia de diferentes componentes a considerar en un VE, así como temas más técnicos como es el impacto económico, ambiental y el efecto que la integración del VE puede conllevar sobre los diferentes aspectos (perfil de carga, pérdidas, desequilibrios de tensión y de fases, etc.). El bloque “baterías” aglutina los aspectos técnicos relacionados con éstas (tipos, modelos y afecciones), al igual que el bloque “recargas” (estándares, topologías y metodologías). El bloque “otros” contempla conceptos que se encuentran relacionados con el VE (V2G, RES, Smart Grid, etc.). La mayoría de la literatura analizada se centra en el tema específico interés de su estudio, no habiendo una referencia que dé respuesta a todos los aspectos. Siguiendo la tendencia, el estado del arte que se presenta en la presente Tesis Doctoral engloba los aspectos de mayor interés para el desarrollo de la misma, y se localiza al final de la Adicionalmente, en vista de la creciente demanda del VE, un aspecto que está ganando interés por la comunidad investigadora, corresponde al efecto que tendrá el proceso conjunto de carga en el sistema eléctrico actual. La Tabla 2-2 recoge la literatura analizada con respecto al estado actual del VE en función de los temas estudiados.

2.2. Características y topologías de vehículo eléctrico

En los últimos años, se ha producido una revolución de la industria automovilística, protagonizada por la aparición de nuevas tecnologías con grandes promesas para el sector. En poco tiempo, se ha visto como estas tecnologías han pasado del estado de investigación a la disponibilidad comercial, generando dudas sobre su estado de madurez. Esta sección presenta brevemente las particularidades de cada topología, de manera que sea más sencillo conocer las limitaciones existentes.

Los vehículos se pueden clasificar en dos grupos generales, atendiendo al motor: ICE y EM. Los vehículos tradicionales se basan en ICEs, que incluyen el motor de encendido por chispa o explosión (*Sparklin Ignition Engine*, SIE) y el motor de compresión (*Compression Ignition Engine*, CIE). Por otra parte, los VEs se pueden clasificar en función del origen de su energía, dando lugar a los Vehículos Eléctricos Enchufables (*Plug-in-Electric Vehicles*, PEVs), Vehículos Híbridos o (*Hybrid Electric Vehicles*, HEVs) y otras alternativas como el Vehículo de Pila de Combustible (*Fuel Cell Electric Vehicle*, FCEV). Esta clasificación se muestra en la Figura 2-1.

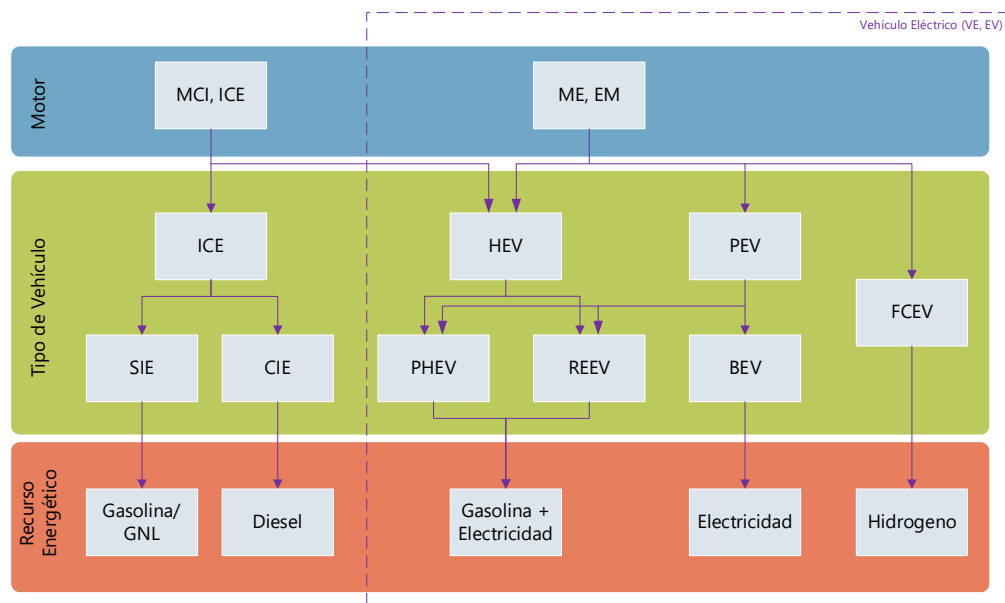


Figura 2-1. Clasificación general de los tipos de vehículos.

Los PEVs son los únicos VEs que absorben energía de la red eléctrica, por lo que el análisis o estudio de las recargas de VEs únicamente considera este tipo de vehículos. Actualmente, existen diferentes opciones en el mercado dentro de la categoría PEV, en función de la topología adoptada: vehículo eléctrico de baterías (*Battery Electric Vehicle*, BEV), vehículo eléctrico de autonomía extendida (*Range Extended Electric Vehicle*, REEV), vehículo eléctrico enchufable con hibridación serie (*Series Plug-In Hybrid Electric Vehicle*, Series PHEV) y vehículo eléctrico enchufable con hibridación paralelo (*Parallel Plug-In Hybrid Electric Vehicle*, Parallel PHEV). A continuación, se indican las características más relevantes de estas topologías:

- Topología BEV (Figura 2-2 a) [49]): El vehículo eléctrico de batería es el más simple en términos de tecnología, ya que es un vehículo puramente eléctrico. Se basa en un conjunto de baterías, las cuales se recargan de la red a través de un cargador, que puede

ser interno o externo al vehículo, y un convertidor bidireccional DC/AC para alimentar una máquina eléctrica o recuperar energía de la misma. Así, la bidireccionalidad del flujo energético permite que la máquina reversible opere en modo de motor para la tracción, y en modo generador posibilitando el frenado regenerativo. Las baterías operan en un único modo, el llamado *charge depleting mode* o agotamiento de carga [50], descargándose durante el funcionamiento del vehículo y cargándose de la red o a través del frenado regenerativo. Constructivamente, existen dos tipos de BEVs, aquellos en los que la máquina eléctrica se conecta a las ruedas a través de un diferencial, y en los que la máquina eléctrica se instala en la llanta de cada rueda, conociéndose como máquina en rueda (*In-Wheel Machine*).

- Topología REEV / PHEV serie (Figura 2-2 b) [49]): El vehículo eléctrico de autonomía extendida o, vehículo eléctrico enchufable con hibridación serie, combina fuentes de energía mecánica y eléctrica, pero la tracción siempre es eléctrica. Además, incluye un ICE que recarga la batería en momentos de profundidad de descarga elevada, por lo que las baterías trabajan en dos modos: *charge depleting mode* o modo de agotamiento de carga, cuando el pequeño ICE está desconectado; y *charge sustaining mode*, o modo de sustentación de carga, cuando el ICE está encendido, manteniendo la batería a un determinado nivel mínimo de carga [50]. La principal diferencia entre un REEV y un PHEV Serie es el tamaño del ICE, considerablemente mayor en el PHEV Serie. Este modo de funcionamiento permite un óptimo funcionamiento del REEV, ya que su motor térmico siempre trabajará en el punto de máxima eficiencia, con el consiguiente ahorro de combustible.
- Topología PHEV Paralelo (Figura 2-2 c) [49]): Un PHEV paralelo también consta de dos fuentes de energía, pero la tracción puede llevarse a cabo de manera eléctrica o mecánica.

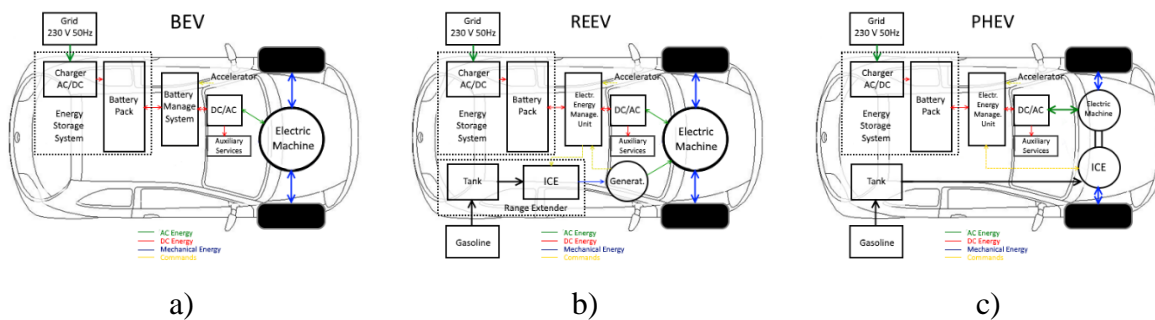


Figura 2-2. a) Esquema de la topología BEV, b) Esquema de la topología REEV, c) Esquema de la topología PHEV Paralelo.

2.3. Indicadores del Vehículo Eléctrico

Conocidas las tecnologías que esperaban poseer mayor impacto en el mercado, se procede a conocer el recibimiento que el mercado ha ofrecido. En este sentido, se han analizado los indicadores presentados en esta sección, como significativos del nivel de penetración de los VEs en la sociedad, a saber, las nuevas ventas de VEs efectuadas en cada año, el parque automovilístico eléctrico disponible y el número de cargadores públicos instalados. En este sentido, los indicadores analizados contemplan las tecnologías que pueden gestionarse de forma óptima mediante la aplicación de la metodología desarrollada en la presente Tesis Doctoral, es decir, se han considerado únicamente los VEs con capacidad de recarga externa (BEV y PHEV)

y los cargadores, clasificados en función de su potencia en *slow* (hasta 22 kW) y *fast* (a partir de 22 kW).

2.4.1. Nuevas ventas de VEs

Las ventas de VEs a nivel mundial sobrepasaron en 2017 el millón de unidades, lo que supone un incremento del 54% en ventas, en comparación con 2016, año en el cual se superó un 38% con respecto a 2015. Más de la mitad de las ventas se produjeron en China (580 000 vehículos, un 72% más que en 2016), siendo el 2,2% del mercado chino, duplicando la cantidad vendida en EE.UU. [51]. En 2019, superaron los 2 millones, confirmando la tendencia creciente. En cuanto a la distribución de ese año, China seguía abarcando más de la mitad de las ventas (1,06 millones) seguido por Europa (561 000) [52].

En Noruega el 39% de las nuevas ventas en 2017, y el 56% en 2019 fueron VEs, convirtiendo dicho país en el líder de porcentaje de ventas mundial, seguido de Islandia y Suecia, con un 11,7% y 22%, y 6,3% respectivamente [51]. Alemania, sin embargo, lidera el incremento de ventas de VEs en 2019 respecto a 2018 en proporción a las ventas totales.

En cuanto a la proporción BEV/PHEV, el 65% de los vehículos enchufables vendidos en 2017 eran BEV, con Corea, China, Holanda y Francia a la cabeza (entre cifras significativas). Japón, Suecia y Reino Unido prefieren los PHEV (entre cifras significativas). Holanda es un caso característico; es el segundo país con mayor proporción de parque automovilístico eléctrico, pero las ventas empezaron a caer en 2013 debido a la desaparición de políticas incentivadoras. Mientras se mantuvieron políticas que propiciaban la adquisición y empleo de BEVs, no se renovaron las correspondientes a los PHEVs. Este cambio ha supuesto que los PHEVs pasen de liderar el mercado eléctrico a representar cerca de la mitad de los BEVs, que siguen creciendo. En 2019, la proporción de BEVs aumentó al 75%, debido a una tendencia creciente del 14% en favor de los BEV, mientras que las ventas de PHEV cayeron un 10% [51, 52].

2.4.2. Ratio de VEs en circulación

En 2015, la cantidad de VEs en circulación alcanzó el millón, en 2016 los 2 millones y, en 2017, sobrepasó los 3 millones a nivel mundial, llegando a los 7,2 millones en 2019 [51, 52]. En términos relativos, si bien se corresponde con un 1% del número de vehículos a nivel mundial, supone un crecimiento del 57% en 2017 con respecto al año anterior, comparable con el 60% de los años 2015-2016. Este crecimiento fue aún mayor en 2018, concretamente del 63%, mientras que en 2019 decayó por debajo del 50%.

Respecto a otros vehículos, como autobuses o vehículos de dos ruedas, en 2017 se alcanzó la cifra de 370 000 autobuses eléctricos y 250 millones de VEs de dos ruedas en circulación, siendo el 99% de ellos en China [51]. La Figura 2-3 muestra la evolución y distribución geográfica de la tecnología de VE, considerando los mercados de China, Europa y EEUU.

CAPÍTULO 2

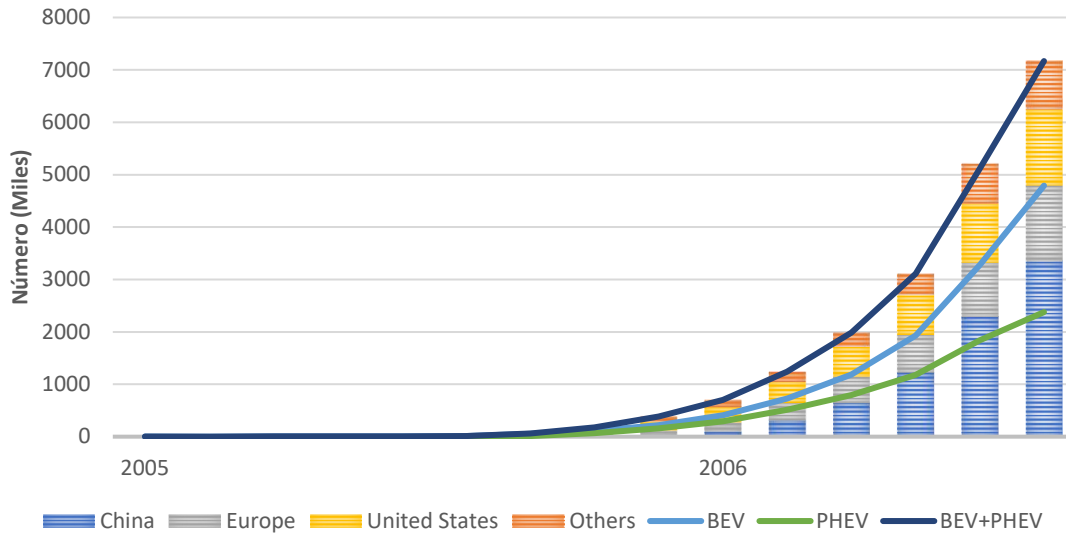


Figura 2-3. Evolución de la penetración del vehículo eléctrico a nivel mundial.

Aproximadamente el 47% del parque automovilístico eléctrico mundial se encuentra en China (46,72%), donde el número de vehículos sobrepasó los 1,2 millones de unidades en 2017 y 3,4 millones en 2019, mientras que EEUU y Europa contabilizan un quinto del parque cada uno. Una representación significativa de la distribución geográfica se muestra en el gráfico de sectores de la Figura 2-4.

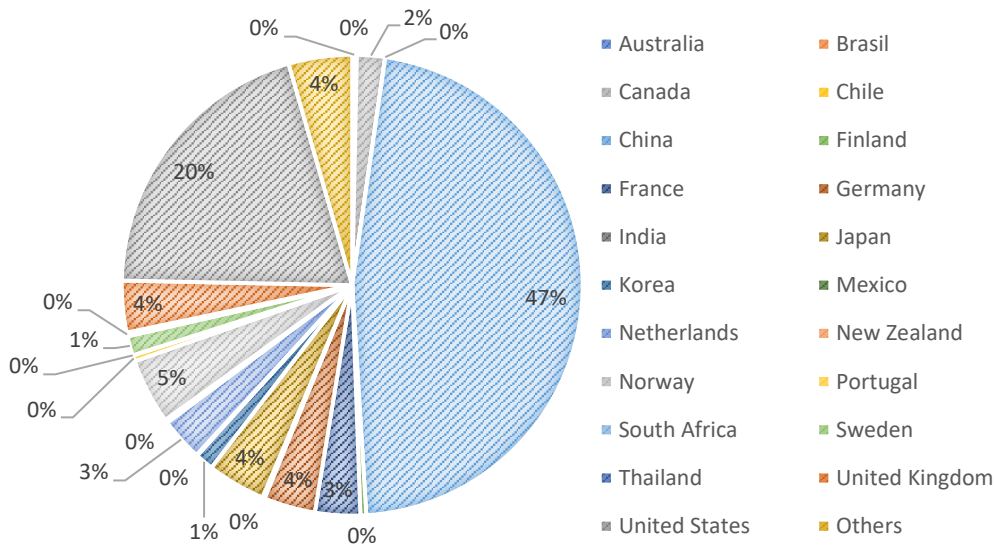


Figura 2-4. Gráfico de sectores de la distribución geográfica de la penetración del VE a nivel mundial.

En Europa, el mayor impulso viene dado por Noruega, con un 13% de la cuota de mercado VEs nuevos en 2019, seguido por Islandia con un 4,4%. Además de los citados, Holanda y Suecia son los únicos dos países europeos con más de un 1,5% de su parque automovilístico eléctrico, 2,7% y 2,0% respectivamente. La Figura 2-5 muestra la evolución de la penetración del VE a nivel europeo.

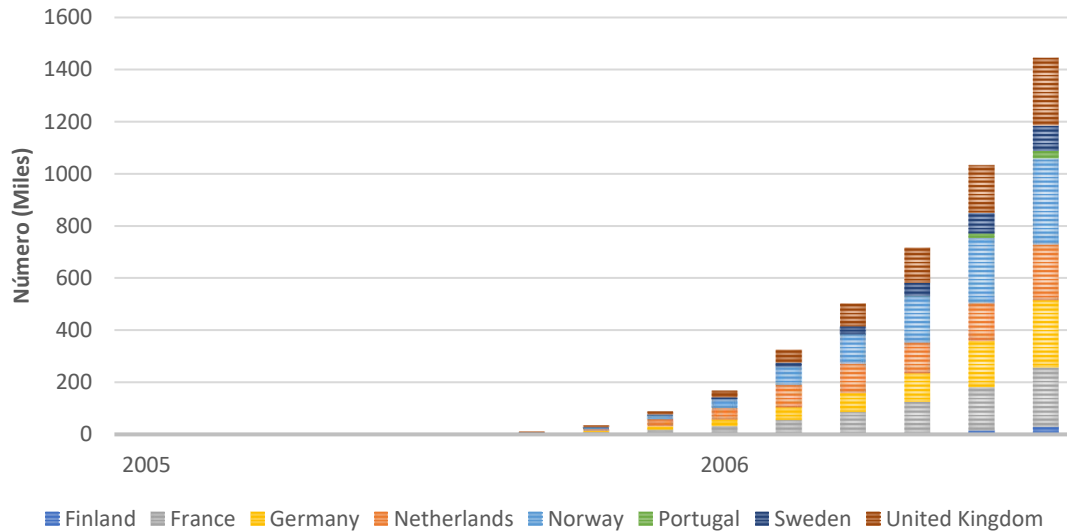


Figura 2-5. Evolución de la penetración del vehículo eléctrico en Europa.

Además de los 7,2 millones de VEs, en 2019 circulaban cerca de 377 000 vehículos eléctricos ligeros de uso comercial (*Light Commercial Vehicles*, LCVs), con China a la cabeza (247 500 vehículos), seguido de Francia (49 000 vehículos) y Alemania (22 000 vehículos). El 99% aproximadamente de los LCVs son BEVs.

Los FCEVs pueden ser incluidos dentro de los VEs, sin embargo, es común diferenciarlos de éstos asignándoles otra categoría, debido a que su combustible es el hidrógeno. En 2019, el número de FCEVs en circulación superó los 25 210, con especial importancia en California, al contabilizar casi un tercio del parque [51, 52]. En segundo lugar, se encuentra China, con 6100 unidades, de las cuales 4800 son autobuses. En Europa, en 2017 circularon cerca de 1200 FCEVs [51].

2.4.3. Cargadores

La evolución de los cargadores de VEs guarda una estrecha relación con la evolución de la tecnología en general. Un despliegue masivo de vehículos sin una infraestructura de recarga acorde provocaría problemas de saturación de los cargadores. A su vez, una instalación desmesurada de cargadores sin vehículos que hagan uso de los mismos conllevaría un gasto desproporcionado. Por tanto, la ratio de vehículos/cargadores debe situarse en un intervalo aceptable que permita la correcta transición ecológica de un sistema de transporte basado en recursos fósiles, a uno electrificado de origen renovable. Así, en 2017, se dispone de un total de 430 151 cargadores, lo que supone una ratio de 7,23 vehículos por cargador aproximadamente a nivel mundial. A finales de 2019, había 7,3 millones de cargadores instalados, de los cuales 6,5 millones eran de acceso público.

En cuanto a números se refiere, la principal zona de instalación es China con 213 903 cargadores a disposición en 2017, seguido de Europa con 103 194 cargadores y Estados Unidos con 45 868 cargadores. En 2019 estas cifras ascendieron a 515 000, 179 000 y 77 000, respectivamente. En cuanto a la proporción de carga rápida/carga lenta, predomina la carga lenta con 318 128 cargadores de esta modalidad (el 73,96%) en 2017, pero se aprecia un rápido crecimiento del número de cargadores rápidos a partir del 2015. La Figura 2-6 muestra la evolución de la penetración de cargadores a nivel mundial.

CAPÍTULO 2

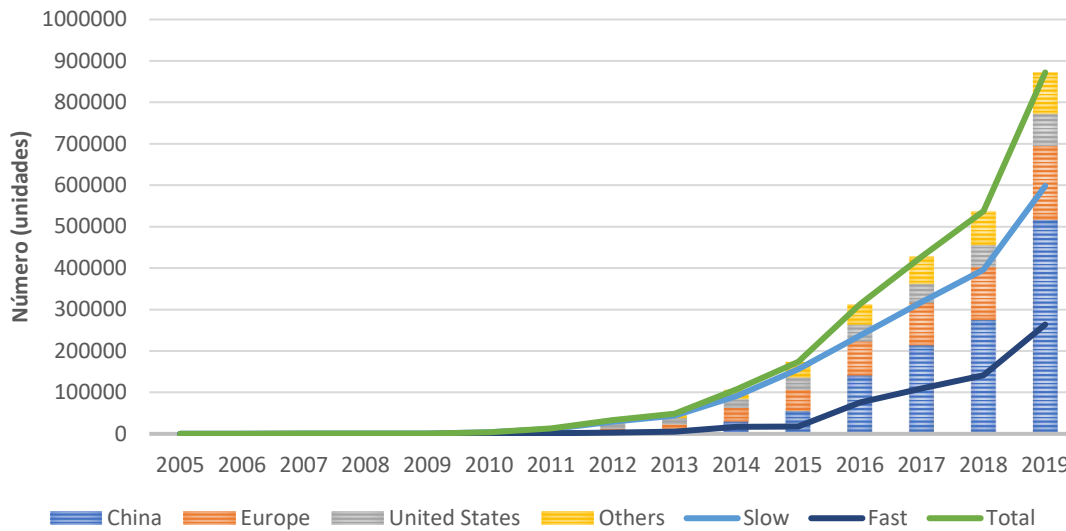


Figura 2-6. Evolución de la penetración de cargadores a nivel mundial.

En términos relativos y descendiendo a cada nacionalidad, más de la mitad de la totalidad de los cargadores se encuentran en la región de China (el 59,16%), seguido de Estados Unidos (8,87%). La Figura 2-7 muestra el gráfico de sectores de la distribución geográfica de cargadores a nivel mundial.

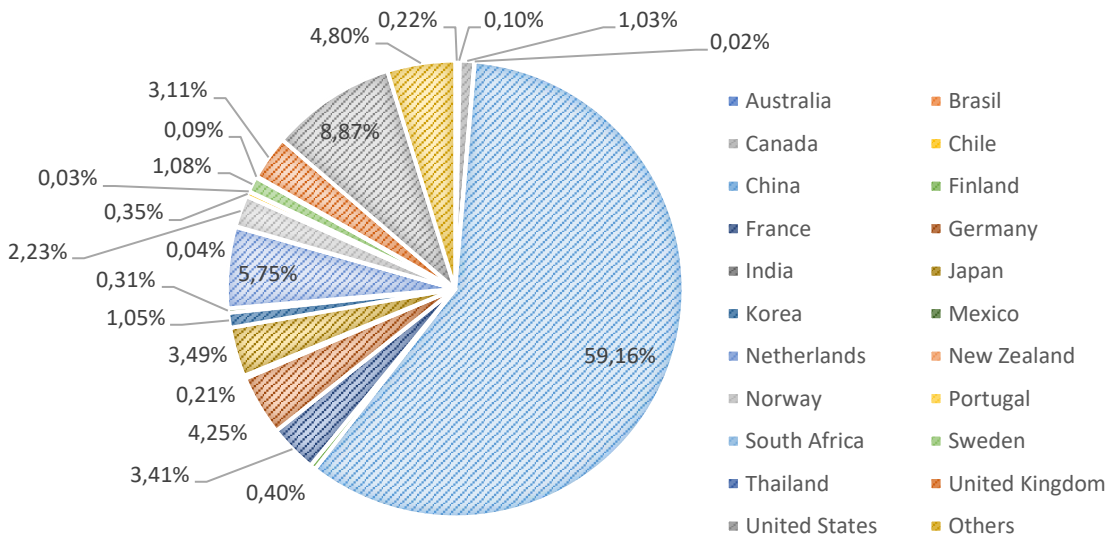


Figura 2-7. Gráfico de sectores de la distribución geográfica de cargadores a nivel mundial.

Si bien Europa es la segunda región a nivel mundial en número de cargadores, éstos se encuentran distribuidos a lo largo de todo el territorio. Holanda es el país europeo con mayor despliegue de cargadores, 50 153 en 2019, seguido de Alemania con 37 063 y Francia con 29 701.

Sin embargo, en términos relativos, estos países poseen una ratio de Vehículos/Cargadores de 3,57, 4,51, y 7,43 respectivamente (2017). Noruega, líder en número de VEs, dispone de una ratio de 18,86. La Figura 2-8 muestra la evolución del número de cargadores en Europa.

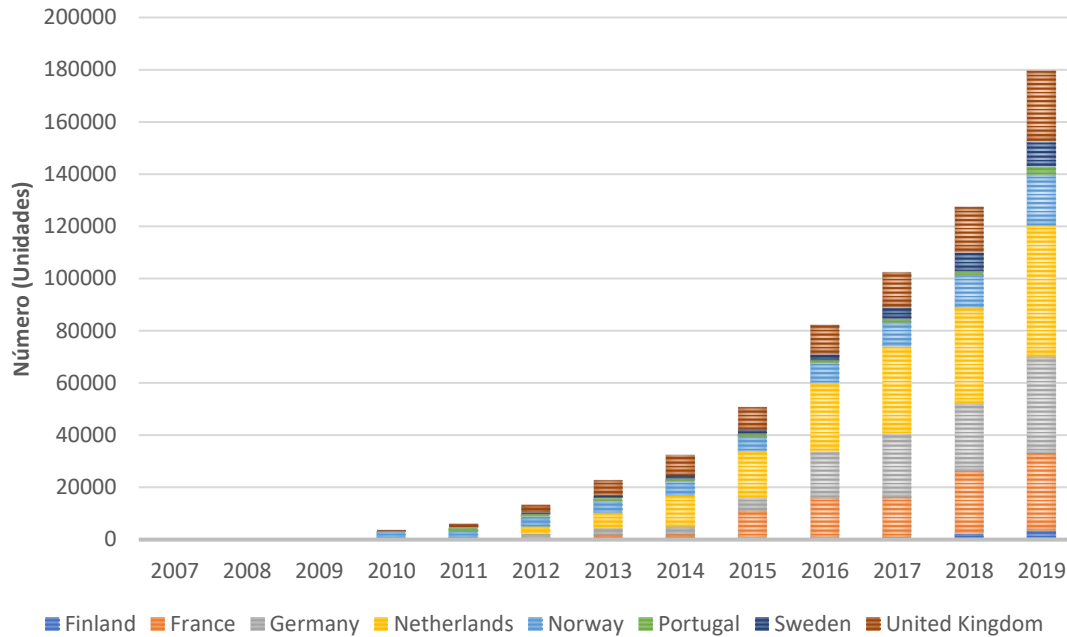


Figura 2-8. Evolución del número de cargadores en Europa.

2.5. Conclusiones

La penetración del VE en la sociedad ha tomado una tendencia muy definida, que viene explicada por el número creciente de vehículos en circulación a nivel mundial, pero más claramente por el incremento medio anual en el número de ventas. Sin embargo, la distribución geográfica se encuentra claramente polarizada.

En este sentido, territorios como Noruega han tomado una política clara en lo que a electrificación del transporte se refiere, y otros países como Alemania u Holanda se encuentran en proceso, mientras que la gran mayoría muestran datos no representativos. Adicionalmente, se ha de destacar el caso de China que, si bien dispone del mayor número de VEs a nivel mundial, supone un porcentaje irrisorio de su parque automovilístico, debido a las dimensiones de éste. En el mismo contexto, China parece estar optando por concentrar los esfuerzos de electrificación en el transporte pesado (autobuses y mercancías), sector donde sus datos son más representativos.

En lo que al número de cargadores se refiere, existe un largo camino por recorrer. La implementación de la tecnología del VE se ha de efectuar de una forma equilibrada entre el número de vehículos y el de cargadores. Es decir, para fomentar la adquisición de vehículos por parte de la sociedad, se requiere de una infraestructura de recarga inteligentemente distribuida a lo largo de la extensión del país y en número suficiente para superar la sensación de “ansiedad de autonomía”, además de los requisitos de tiempos de recarga. A su vez, la instalación de cargadores requiere de la existencia de un número mínimo de VEs en circulación, que aseguren un factor de utilización mínimo, y, con ello, una rentabilidad. Los cargadores son el elemento que interactuará directamente con los dos principales afectados, los VEs a través de sus baterías, y la red eléctrica. Para conocer el impacto que la implantación de un número considerable de cargadores puede tener sobre el sistema eléctrico, es necesario conocer previamente dicho sistema, al igual que ocurre con las baterías. En este contexto, cabe resaltar que, el impacto que tendrá la gestión de la recarga sobre la red eléctrica, dependerá de la modalidad de recarga, pudiendo ser unidireccional o bidireccional, siendo esta última la más

CAPÍTULO 2

compleja desde el punto de vista de la integración del vehículo con el sistema de distribución de energía eléctrica, al existir un flujo bidireccional de la energía.

CAPÍTULO 3

LA RED ELÉCTRICA Y LA RECARGA DEL VE

- 3.1- CARGA UNIDIRECCIONAL**
- 3.2- CARGA BIDIRECCIONAL**
- 3.3- CONCLUSIONES**

3. La red eléctrica y la recarga del VE. Metodologías de recarga

La red eléctrica, o sistema eléctrico de potencia, en su conjunto, se conoce como el mayor sistema creado por el hombre, abarcando prácticamente la totalidad del globo terráqueo, mediante interconexiones creadas entre los diferentes sistemas, cada uno con sus características intrínsecas. Dentro del sistema eléctrico de potencia, se identifica el subsistema de transporte, correspondiente a una red de alta tensión mallada, y el subsistema de distribución, correspondiente al conjunto de redes de baja y media tensión, con configuraciones de redes en anillo y radiales. En este contexto, las recargas del VE pueden darse a partir del subsistema de transporte, siempre y cuando se cumplan unas condiciones mínimas de cantidad de energía a negociar. No obstante, la mayoría de las recargas se darían en domicilio, por lo que lo más habitual sería la conexión de los cargadores al subsistema de distribución, como se estudia en el presente capítulo.

La carga de VEs es uno de los principales problemas para la integración total de esta tecnología en el sistema eléctrico, debido a la amplia gama de fenómenos que puede originar un impacto en el mismo. Un sistema eléctrico eficiente beneficia a todas las partes interesadas, como el Operador del Sistema de Transmisión (*Transmission System Operator*, TSO), el Operador del Sistema de Distribución (*Distribution System Operator*, DSO), el Operador Independiente del Sistema (*Independent System Operator*, ISO) si existiera, los usuarios finales o clientes, etc., en términos de facilidad de operación, y calidad y precio del suministro eléctrico.

Las metodologías de carga se pueden clasificar en dos grupos generales dependiendo del sentido del flujo de la energía: unidireccional y bidireccional.

3.1. Carga unidireccional

El concepto de carga unidireccional se corresponde con la definición clásica de recarga, ya que se refiere a un único sentido del flujo de energía desde la red hacia el vehículo. Entre todos los estándares de carga existentes en la literatura actual, predominan dos estándares de carga, el correspondiente a la Sociedad de Ingenieros Automotrices (*Society of Automotive Engineering*, SAE), y el correspondiente a la Comisión Electrotécnica Internacional (*International Electrotechnic Conference*, IEC), dentro de los cuales se diferencian las modalidades de carga en AC y DC. Dentro de cada estándar y modalidad de carga, se diferencian varios niveles o modos atendiendo a la tensión de alimentación, y corriente y potencia máxima. La Tabla 3-1 recoge los estándares de carga más conocidos entre todos los que se han publicado [20, 25-27, 31, 40], para los cuales se definen las magnitudes eléctricas de tensión, corriente y potencia, los tiempos de carga típicos, costes de instalación estimados y ubicaciones de cargador recomendadas.

Tabla 3-1. Clasificación de los estándares de recarga.

	Tensión [V]	Corriente máxima [A]	Potencia [kW]	Tiempo de carga	Coste de instalación [\$]	Ubicación recomendada	
AC	SAE Standard						
	Level 1	120/230 (US/UE)	12/16 (US)	1,4/1,9 1ph	PHEV: 7 h (SoC 0–100%) BEV: 17 h (SoC 20–100%) VE: 3 h (SoC 0-100%) (On-board charger, 3,3 kW) VE: 1.5 h (SoC 0–100%)	500-800	Doméstico
	Level 2	240	Hasta 80	Up to 19,2, 1ph	(On-board charger, 7 kW) VE: 20 min (SoC 0–100%) (In case of 20 kW on-board charger)	2000-8000	Parkings o calles, Espacios públicos
Level 3			From 20 (1ph/3ph)		30 000-160 000		
	IEC Standard						
	Mode 1	230/450	16	3,7/11 (1ph/3ph)			Doméstico
Mode 2	230/690	32	3,7/22 (1ph/3ph)			Empresas de alquiler de vehículos, Flotas empresariales, Estaciones de Servicio	
DC	SAE standard						
	Level 1	200-450	80	Up to 20	PHEV: 22 min (SoC 0–80%) BEV: 1,2 h (SoC 20–100%) (In case of 20 kW off-board charger)	8500-50 000	Parkings o calles, Espacios públicos
	Level 2	200-450	200	Up to 90	PHEV: 10 min (SoC 0–80%) BEV: 10 min (SoC 0–80%) (Off-board charger, 45 kW) BEV: 22 min (SoC 20–80%) (Off-board charger, 45 kW)		Empresas de alquiler de vehículos, Flotas empresariales, Estaciones de Servicio
Level 3	200-600	400	Up to 240	BEV (only): <10 min (SoC 0–80%) (45 kW off-board charger)		Estaciones de Servicio	
	IEC Standard						
	Mode 3		63	43,5			Estaciones de Servicio
Mode 4		400	From 50				

*BEV: 25 kWh, PHEV: 5-15 kWh, VE: 10 kWh

La Figura 3-1 muestra una clasificación de las estrategias de carga unidireccional analizadas según su ubicación, las cuales se clasifican en dos grandes grupos en función de si consideran el control de la carga o no, y se detallan a lo largo de esta sección.

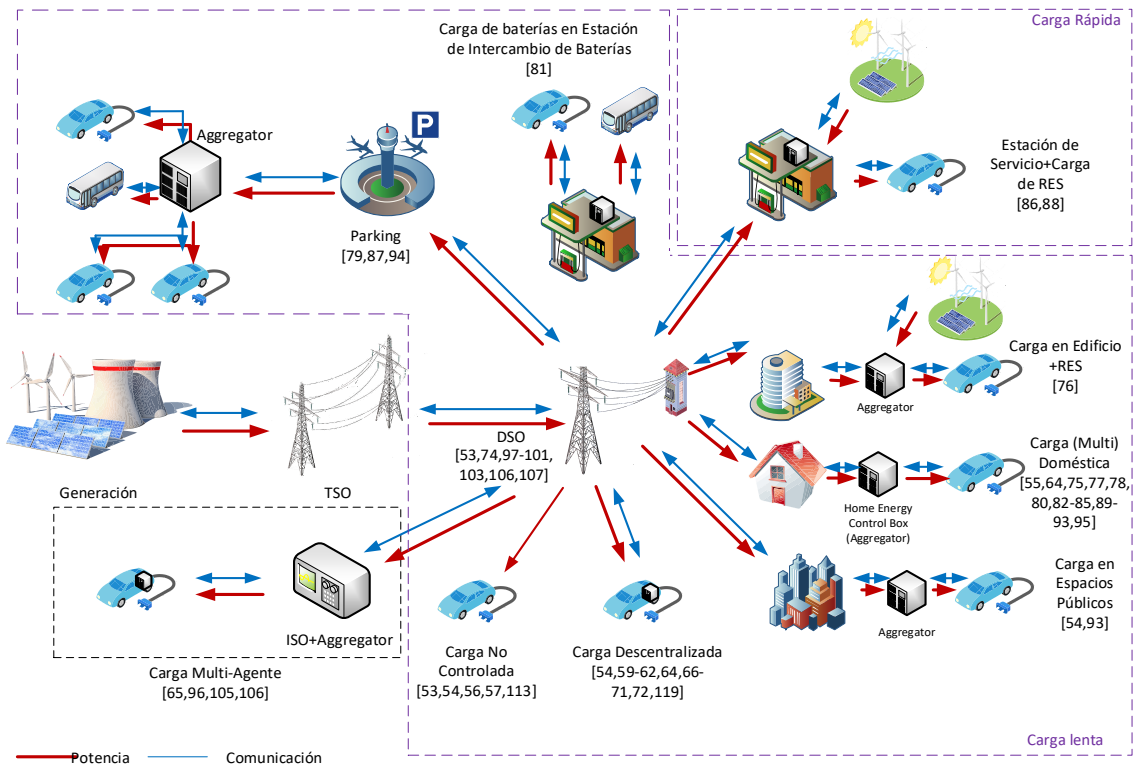


Figura 3-1. Literatura analizada según la ubicación del algoritmo unidireccional.

3.1.1. No controlada

En la carga no controlada, también conocida como “*dumb charging*” y “*Plug & Charge (P&C)*”, la carga ocurre desde el momento en que el vehículo se conecta, hasta alcanzar el 100% del SoC, o hasta la desconexión del mismo en caso de que ocurra antes. Entre sus desventajas se encuentran no garantizar la carga completa del vehículo, y no garantizar la seguridad de operación en las líneas de transporte de energía y todo el equipamiento asociado. No se considera el precio de la electricidad y, por lo tanto, el coste de la recarga no es optimizable. Como ventaja, es el método de carga más barato en términos de desarrollo e implementación, ya que no hay necesidad de nuevas inversiones en equipamiento. Sin embargo, la previsión de la demanda y la operación del sistema se vuelve compleja y / o costosa.

Realizar la recarga de una gran cantidad de VEs de manera no controlada se asocia comúnmente con una serie de perjuicios directos para las empresas de distribución, que repercuten indirectamente en el usuario final. Uno de estos perjuicios corresponde a la congestión de las líneas eléctricas, que depende del patrón horario de carga, dado típicamente por las rutinas de la sociedad. Por lo tanto, la mayoría de los eventos de carga se presuponen que ocurren al mismo tiempo, y dentro de las horas más críticas en lo que respecta a la red eléctrica, en el intervalo de mayor demanda, pudiendo dar lugar a congestiones en algunos puntos de la red, en caso de superarse los límites de ampacidad correspondientes.

En este sentido, la proporción de la capacidad de la red eléctrica en uso define el llamado factor de capacidad, que excedería su valor máximo en caso de carga no controlada de VEs. La variación de carga, definida como cero para una demanda plana, también se vería afectada al modificar la demanda del valor mínimo a su máximo en un corto período de tiempo. Esta variación de carga es uno de los factores clave que determinan las pérdidas energéticas y

CAPÍTULO 3

provoca el envejecimiento prematuro de los equipos de la red eléctrica, como, por ejemplo, los transformadores.

Este tipo de carga no posee complejidad, sin embargo, implica que el aumento de las pérdidas del sistema y el envejecimiento prematuro de los equipos, afectarían negativamente el precio de la electricidad a pagar por el usuario final. A continuación, se muestran los resultados más significativos obtenidos entre todos los trabajos de investigación en los que se evalúan los efectos que la carga no controlada tiene sobre la red eléctrica.

En [53] los autores evalúan los efectos que la carga no controlada tendría sobre la red eléctrica, en términos de pérdidas y desviación de tensión, dependiendo de la tasa de penetración del VE (0-30%). Los resultados muestran para todos los casos un aumento significativo en las pérdidas, así como de las variaciones de tensión, que son máximas en la temporada de invierno, debido a la mayor demanda de energía. La simulación de red utilizada corresponde a una red real de Arizona (IEEE34 nodos).

En [54], por otro lado, se analizan los impactos en el área de Zurich (Suiza) en términos de perfil de demanda, factor de carga del equipo y costes operativos. Como consecuencia de una estrategia no controlada, el perfil de la demanda se acentúa significativamente en los períodos pico, tanto en la red de transporte como en la red de distribución, el límite máximo del factor de carga seguro de equipos se sobrepasa en ciertos períodos y los costes operativos crecen considerablemente. Los autores de [55] llegan a la misma conclusión a través de su análisis en la red de pruebas "IEEE 31-node 23 kV".

Sin embargo, en [56] se analiza la red de AT de la ciudad de Morelia, México, donde se concluye que una relación de penetración del 10,5% no saturaría las líneas eléctricas ni los transformadores, ni las pérdidas aumentarían notablemente. En [57], se analiza otra red modelo de CIGRE, con un índice de penetración de hasta el 50%, lo que resulta en un aumento tanto de las pérdidas como del factor de carga del equipo, pero dentro de los límites establecidos. Sin embargo, la tensión adquirida por ciertos nodos no sería aceptable.

Como conclusión de la carga no controlada, la literatura analizada muestra que, para pequeñas relaciones de penetración, el método no controlado puede ser viable dependiendo de la capacidad y la topología de la red. Sin embargo, en grandes proporciones, aumenta la diferencia de demanda de pico a valle, aumentando las pérdidas de red y causando efectos de sobrecarga y subtensión [58].

3.1.2. Controlada (Smart Charging)

Debido al gran impacto negativo que puede tener en la red eléctrica la carga no controlada de VEs, es necesario desarrollar una metodología que considere diferentes indicadores del correcto funcionamiento general de la red. Esta metodología que persigue una meta o una serie de objetivos específicos se conoce como carga controlada o carga inteligente.

3.1.2.1. Descentralizado

El control de carga descentralizado consiste en proporcionar a cada vehículo un sistema de gestión de carga con capacidad de conexión a otros elementos o entidades. De esta manera, cada vehículo realiza su recarga en base a una serie de señales internas y / o externas. La mayor parte de la literatura analizada con respecto a esta estrategia unidireccional comparte un objetivo común: el aplanamiento de la curva de demanda añadiendo más carga al periodo "valle" (*Valley filling*), reduciendo el consumo en el periodo punta (*Peak Shaving*) o

desplazando el consumo del periodo “punta” al periodo “valle” (*Load Shifting*), como se muestra en la Figura 3-2.

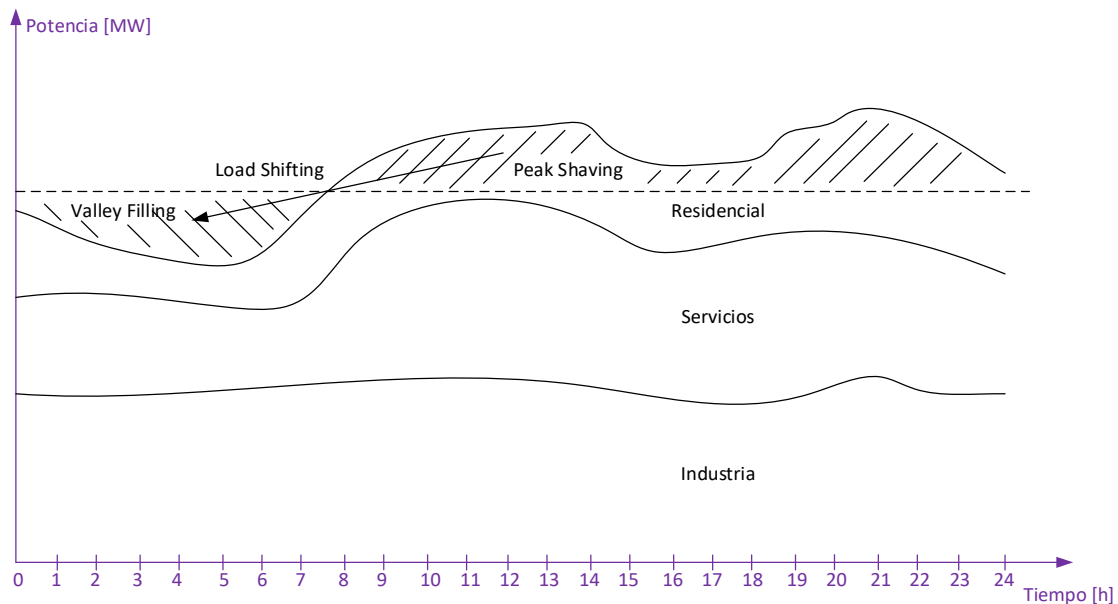


Figura 3-2. Modos de aplanamiento del perfil de carga.

A continuación, se describen los trabajos de investigación más relevantes en el ámbito de la carga descentralizada de VEs.

En [59-61], se muestra cómo opera este tipo de control con el objetivo principal de optimizar el coste de la recarga y contribuir al *valley filling*. Los autores utilizan el método conocido como equivalencia de certeza de Nash (*Nash Certainty Equivalence*, NCE), donde cada vehículo establece sus condiciones de carga en busca del menor coste, considerando las estrategias de otros vehículos a través de una serie de comunicaciones. A su vez, las estrategias individuales son penalizadas cuanto más se alejan de la estrategia general.

Las comunicaciones sobre el estado de la red eléctrica son esenciales para la carga descentralizada, como se demuestra en [62], donde se propone una estrategia de “*valley filling*” teniendo en cuenta los límites de tensión del sistema. Esta necesidad es mayor especialmente cuando no se conoce el comportamiento de los conductores, por lo que no se puede prever la planificación del sistema y se deben tomar todas las decisiones prácticamente en tiempo real. El diseño del controlador a instalar se trata en [63]. Los autores gestionan la carga de forma variable relacionada con el SoC de las baterías, así como la tensión del nodo donde están conectadas. Los resultados muestran que el diseño correcto de este controlador es un factor determinante para evitar subtensiones.

Otras estrategias descentralizadas se basan en las señales recibidas de otras entidades, como el DSO, que dan como resultado la llamada “carga basada en señales” (*signal based charging*). En [64] se presenta una estrategia descentralizada de “carga basada en señal” con capacidad de operación en tiempo real y enfocada en el servicio de *valley filling*.

En los últimos años, la gestión de la demanda (*Demand Side Management*, DSM) está ganando protagonismo debido a la organización de los mercados energéticos en intervalos de tiempo con precios variables. Este sistema tarifario del mercado de la electricidad se puede contabilizar al

CAPÍTULO 3

establecer una estrategia de recarga, conocida como "recarga basado en precios" (*price based charging*). Este es el caso de [65], donde un sistema de precios que varía según el tiempo y la potencia, coordina indirectamente un efecto general de *valley filling*, manteniendo la gestión independiente en cada VE.

Por otra parte, la conexión de varios VEs demandando potencia activa en el mismo bus puede generar grandes caídas de tensión, debido a la relación R / X del sistema de distribución (cerca a 1 [66]), como se indica en la ecuación (3-1).

$$\Delta V = \frac{P \cdot R + Q \cdot X}{V^2} \quad (3-1)$$

donde: ΔV es la caída de tensión, P y Q son la potencia activa y reactiva inyectada (negativa para el consumo) respectivamente, R y X son la componente resistiva y reactiva de la impedancia en el punto de acoplamiento común (*Point of Common Coupling*, PCC) y V es la tensión en el PCC.

Como solución, el denominado control de carga por caída de tensión (*Voltage Droop Charging Control*) es ampliamente conocido y utilizado [67, 68]. Este método ajusta la potencia de carga en función de la tensión del nodo (Figura 3-3 a)). Definitivamente, la mejora obtenida con este método depende del número de vehículos que trabajan colaborativamente. Los autores muestran que este método en combinación con una estrategia de optimización local o global puede reducir el impacto de los VEs en el perfil de tensión. Una variación de este método para la regulación de frecuencia se muestra en la Figura 3-3 b) [69-73], que se explica en la sección 3.2.1.1. con más detalle.

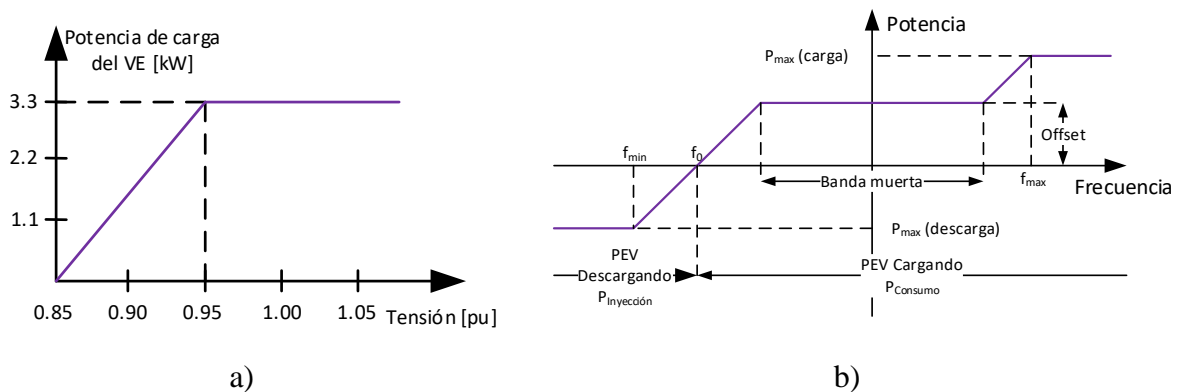


Figura 3-3. a) Control Voltage Droop y b) Control Classical Frequency Droop.

3.1.2.2. Centralizado

La creación de una entidad externa inteligente para controlar la recarga de VEs es el llamado control centralizado. Se puede dividir en varios conceptos basados en la ubicación de la inteligencia. Las ubicaciones más comunes son en agregador, DSO y multi-agente.

A) *Aggregator-based*

El control centralizado en la forma más localizada está dado por un dispositivo o entidad capaz de decidir sobre uno o una serie de vehículos. Esta entidad se conoce comúnmente como *aggregator* y tiene como objetivo reunir una serie de vehículos de usuarios con intereses comunes y mediar con los operadores del sistema (DSO, TSO, ISO, etc.). En general, el control

centralizado a través del *aggregator* busca el objetivo de reducir los costes de la recarga o el precio para los usuarios finales.

La Figura 3-4 muestra un esquema del funcionamiento general de un algoritmo ubicado en el *aggregator*, aunque en los mercados donde es posible la integración vertical de varias compañías, éstas corresponden a una sola (comercializadora, DSO, etc.) [74].

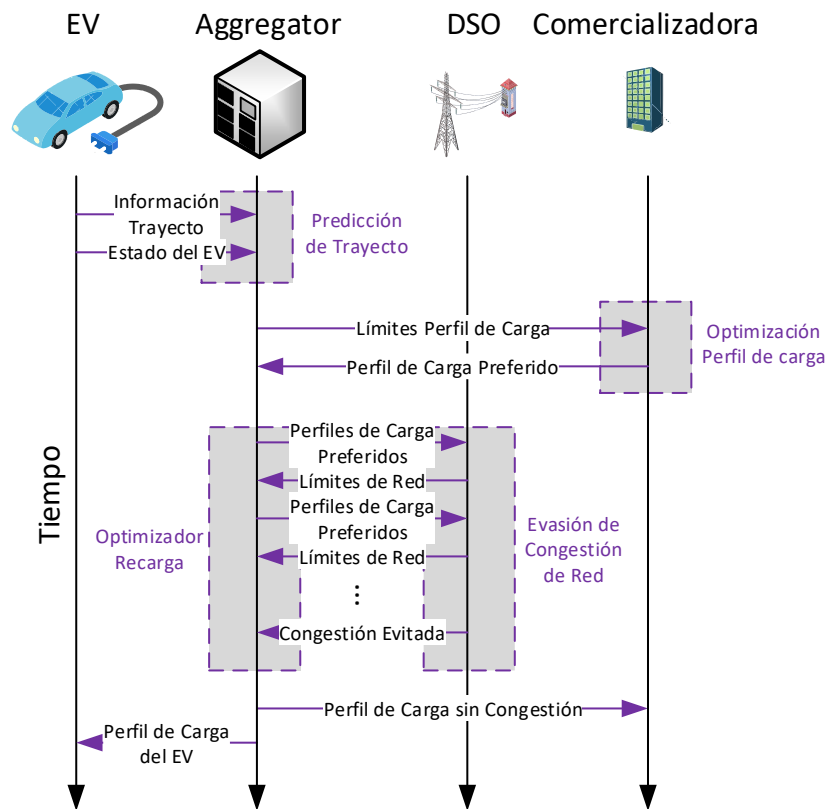


Figura 3-4. Ejemplo de estrategia de recarga *aggregator*-based.

El *aggregator* puede combinar diferentes funciones, dependiendo de la cantidad de vehículos con los que trabaje. Si este número es alto, el *aggregator* puede actuar como comercial minorista (*retailer*), participando en subastas de energía para maximizar su beneficio u ofrecer el precio más bajo a sus clientes. En [75], este caso se analiza para los cargadores de Level 1 y Level 2 correspondientes a un área residencial o una flota comercial, donde no existe interés en la participación en servicios complementarios. Se presentan dos algoritmos, el primero correspondiente a la compra de energía basado en una estimación, y el segundo correspondiente al suministro de la energía adquirida a los usuarios finales. Para el caso en el que los clientes decidan participar en el mantenimiento de la calidad del suministro eléctrico, en [76], se presenta un algoritmo con tres variables, donde la potencia de carga varía considerando diferentes parámetros de la red, resultando beneficioso para todas las partes interesadas (*aggregator*, DSO, usuario final, ...). Estos beneficios contemplan el bajo precio de carga para los usuarios, la rentabilidad económica para el *aggregator*, la mínima degradación de la batería al ser sometida a menos procesos y la participación en servicios complementarios.

En la carga a nivel doméstico a baja potencia, el *aggregator* generalmente es llamado *Home Energy Control Box* o *Home Energy Management System* (HEMS) [77-79]. Este dispositivo tiene como objetivo aunar los perfiles de demanda inherentes de un hogar y a la carga de sus

CAPÍTULO 3

VEs. Con esta información, es posible diseñar un plan de recarga que se adapte a cada usuario, no solo cumpliendo con sus especificaciones o requisitos, sino también logrando aplanar la curva de demanda del hogar en su conjunto. Este concepto se puede extrapolar a una serie de hogares controlados por el mismo dispositivo, bajo una estrategia global de control de energía, con mejores resultados y menores costes de instalación. Los autores de [77] proponen una estrategia de recarga basada únicamente en el precio instantáneo de la electricidad bajo una regulación de precios según la congestión de la red, debido a las limitadas infraestructuras de comunicación existentes. En caso de que el usuario necesite cargar su vehículo lo antes posible, se convertirá en una “carga crítica” y no participará en el programa de incentivos [78].

En [80] se analizan las diferencias económicas entre cuatro estrategias típicas: más barato (*Cheapest*, Ch, recarga en el período en que el precio medio de la electricidad es el más bajo), comienzo más barato (*Cheapest Starting*, CS, comienza la recarga cuando el precio de la electricidad es el más bajo), bajo costo (*Low Cost*, LC, recarga cuando comienza el período valle) y el último período (*As Last as Possible*, ALAP, carga lo más tarde posible). Para la carga doméstica en el Modo 1, el método CS se descarta porque no garantiza el requisito final de SoC, siendo el ALAP el que ofrece los mejores resultados para la carga nocturna. Los autores de [78] exponen un control de carga basado en eventos. Estos eventos pueden ser solicitudes de nuevos cargos, actualizaciones de preferencias del usuario o señales DSO (con respecto al estado de la red). La ventaja de esta estrategia es que el sistema puede prever un precio estimado, basado en las características de carga deseadas. Consideran el envejecimiento de la batería, simplemente relacionándola con el número de activaciones de carga. Los resultados muestran una operación adecuada al modificar los parámetros en cada ventana de tiempo.

La tarifa de tiempo de uso (*Time of Use*, ToU) es uno de los sistemas de mercado más utilizados en el que se puede integrar el VE. Este sistema descompone el día en una serie de intervalos, generalmente tres (punta, llano y valle) asignando un precio diferente a cada uno. En [81] se propone un procedimiento en el que los vehículos se clasifican de acuerdo con la prioridad de carga, asumiendo precios más altos cuanto mayor prioridad. Este control permite una menor variación de las tensiones en los nodos y menores pérdidas de transmisión a través de la red. La optimización en dos etapas bajo el mismo sistema de mercado se propone en [82], la primera en términos económicos y la segunda en términos de calidad de suministro, lo que resulta en un *valley filling* de hasta el 28,2%.

Los aparcamientos colectivos se consideran lugares de gran interés debido a la gran cantidad de vehículos que albergan. Su gestión de forma centralizada permite una actuación más efectiva hacia un objetivo común. En [83] se propone una estrategia de optimización basada en el método de optimización de enjambre de partículas (*Particle Swarm Optimisation*, PSO), ya que presenta los mejores resultados, en solo 4 segundos, para 100 VEs. Sin embargo, la propuesta de los autores de [84] se basa en el método de la Colocación de Rectángulos (*Rectangles Placement*), o método de Ranuras de División Temporal (*Temporary Division Slots*), que define la flexibilidad del horario de carga de cada vehículo en función de su hora de llegada y salida. El cargador puede variar su tensión entre los niveles 1, 2 y 3, buscando el aplanamiento de la curva de demanda, es decir, para reducir la variación de carga. En [85] se realiza una optimización de programación dinámica en dos etapas: primero, el cálculo del coste en el período actual y, posteriormente, una estimación del precio de la electricidad a corto plazo para el siguiente intervalo.

Además de la carga doméstica y los estacionamientos, las estaciones de servicio son otro núcleo importante. Estas estaciones están situadas estratégicamente de acuerdo con su ubicación geográfica y la configuración de la red eléctrica. Permiten la carga de alta potencia para los

usuarios que requieren una gran autonomía en poco tiempo. Estas estaciones pueden ser apoyadas por RES que suministren parte o la totalidad de la energía necesaria [86, 87]. En [87] se presenta un sistema basado en el método de Marco Flexible (*Flexibility Envelope*) para una estación de carga que combina generación fotovoltaica (*Photovoltaic*, PV), almacenamiento de batería y conexión a la red. Los parámetros se ajustan de acuerdo con el SoC de la batería, lo que resulta en mayores ganancias económicas para la estación y menor impacto en la red eléctrica.

Finalmente, existen otros métodos de carga además de los cableados. Uno de ellos es el intercambio de la batería agotada por una completamente cargada, llamado intercambio de baterías (*Battery Swapping*). Este método tiene la ventaja de necesitar mucho menos tiempo, lo que permite que el usuario vuelva a tener su vehículo completamente funcional en el orden de unos pocos minutos. Por lo tanto, crear estaciones de servicio para este propósito también significa un modelo de negocio. En [88] se propone una estrategia específica para cargar baterías en tales estaciones. Los autores usan una hibridación de un algoritmo genético (*Genetic Algorithm*, GA) y PSO para optimizar las pérdidas de energía y los costes de operación. Como restricciones, se establecen las desviaciones de tensión y la potencia máxima bajo una regulación dinámica de precios de mercado. Concluye con una visión prometedora, especialmente cuando se combina con RES y un sistema de comunicaciones que permite participar en los mercados de regulación. Tal combinación de estaciones con RES aparece en [86], que consiste en una planificación en dos etapas: un pronóstico un día antes de la generación renovable y el suministro de energía. El algoritmo administra el sistema en tiempo real, considerando la diferencia de precio mediante el método de Aproximación Promedio de Muestra (*Sample Average Approximation*, SAA).

B) DSO-based

Las estrategias de carga también pueden ser controladas directa o indirectamente por cada compañía de distribución, generalmente con el objetivo de mejorar la calidad de la energía. Esta centralización ayudada por cargadores rápidos ha demostrado la capacidad de aplanar el perfil de carga en el Reino Unido [89]. Sin embargo, los autores no consideran el impacto técnico en la red ni las afecciones al perfil de tensión.

El control más simple viene dado por las señales de precios (Figura 3-5). En este tipo de control, los vehículos realizarían su carga cuando el precio de la electricidad sea bajo, generalmente de madrugada. Sin embargo, la conexión simultánea de una gran cantidad de vehículos causaría problemas de calidad de energía debido al pico de demanda que se generaría al conectarse todos los vehículos atendiendo a una misma consigna de precio de la electricidad [90]. Además, la estrategia formulada en función del precio de mercado y la carga del transformador a la que están conectados muestra una buena operatividad. Un análisis similar se lleva a cabo en [91], concluyendo con una propuesta continua de modificación de precios basada en la capacidad disponible.

Basado en la premisa de que reducir las pérdidas implica mejorar el perfil de tensión, en [92] se estudia una estrategia que minimiza la variación de carga y aumenta el factor de carga al mismo tiempo, basado en el método de Monte Carlo. Se demuestra que, si el sistema de distribución corresponde a un único “*feeder*” con todas las cargas conectadas en su extremo final, la relación entre pérdidas, factor de carga y variación de carga es exacta. Aunque no es el caso para la mayoría de las aplicaciones, se trata de una buena aproximación.

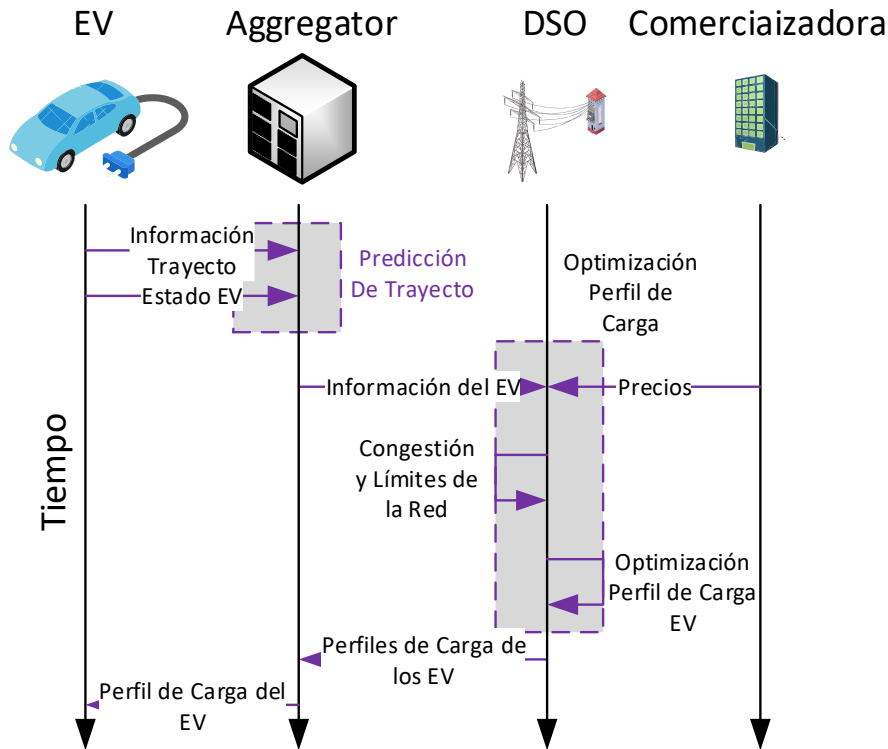


Figura 3-5. Ejemplo de estrategia de recarga localizada en DSO.

En [93] se realiza una optimización iterativa para reducir el coste de recarga. Por lo tanto, en cada iteración, se planifica el siguiente intervalo de tiempo considerando los límites de tensión y el precio de la electricidad a cada hora. Téngase en cuenta que, dado que el sistema de distribución es un sistema desequilibrado, es importante emplear un flujo de carga afín.

Los autores de [94] introducen una alternativa al *valley filling* para reducir los costes operacionales y mejorar la fiabilidad de la red. En consecuencia, a través de una planificación flexible y simulaciones en una red de Nueva York, los autores logran hasta un 16% de reducción de costes de energía, un 9% más que con el *valley filling*, para una proporción específica de cargadores de Level 1 y Level 2.

C) Multi-Agente

Dependiendo de la topología de la red, también es posible un sistema de decisión por colaboración de múltiples agentes. En los sistemas multi-agente, las decisiones de carga no dependen de una sola entidad, sino que están condicionadas al acuerdo de varias entidades a través de un sistema de comunicaciones. Por consiguiente, estas estrategias son más apropiadas para ser implementadas en redes inteligentes (*Smart Grids*, SG). Las entidades se asocian comúnmente con dos operadores en diferentes niveles, donde el nivel inferior busca llevar a cabo la carga de la manera más eficiente posible y el nivel superior busca la mejora de la eficiencia de todo el sistema. Aunque es una operación compleja, es muy prometedora en caso de que la red permita su aplicación. A continuación, se muestran los trabajos más relevantes en el ámbito de los métodos de recarga basados en el concepto Multi-Agente.

En [95] se presenta una estrategia con validación experimental basada en el concepto Multi-Agente. En funcionamiento normal, una colaboración entre el DSO, el coordinador, el *aggregator* y cada VE permite la recarga con el siguiente procedimiento: cada VE envía

información de su estado (SoC actual, SoC deseado, período de carga deseado, etc.) al *aggregator*, que recopila toda la información y la compara con los precios del mercado, con el objetivo de reducir el coste. En caso de emergencia definida por la ocurrencia de contingencias (sobrecarga, subtensión, etc.), el DSO, que monitoriza constantemente la red, envía una señal de corte al coordinador, que la redirige al Agregador afectado. La Figura 3-6 muestra un esquema general del funcionamiento de este algoritmo multi agente basada en [95].

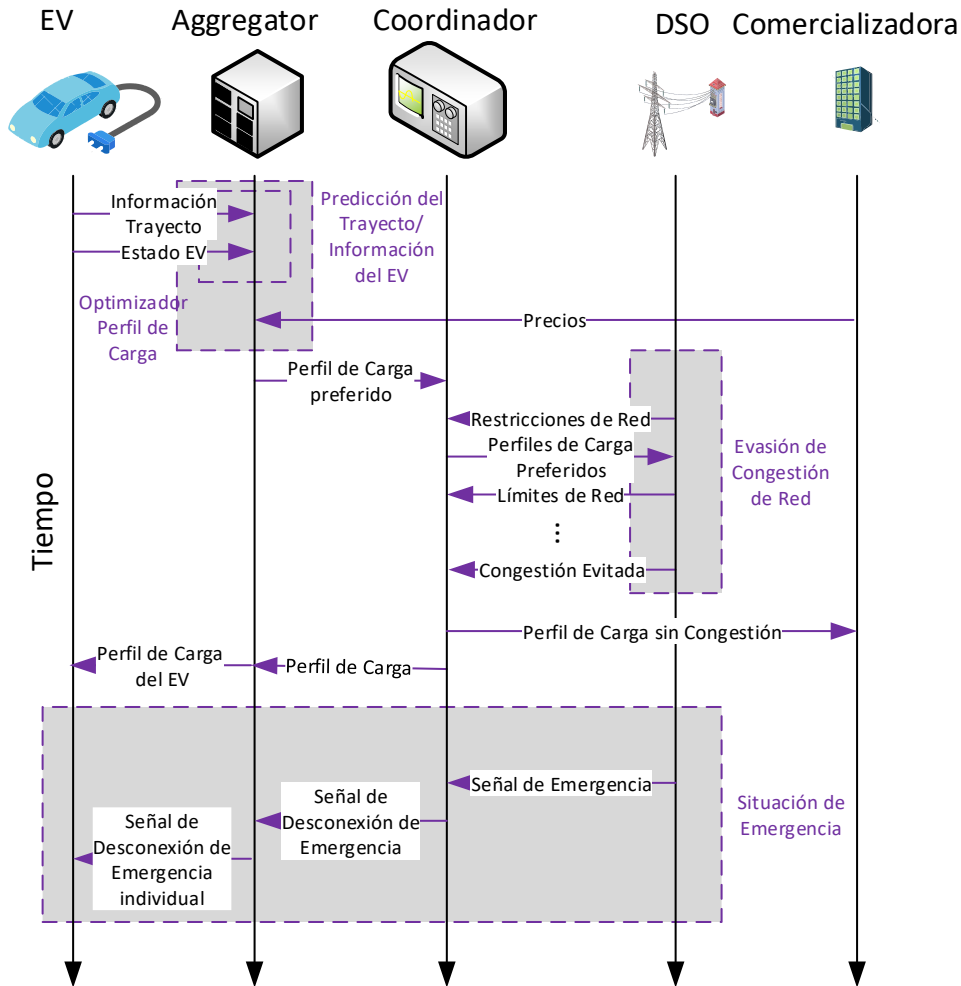


Figura 3-6. Ejemplo de estrategia de recarga Multi-Agente.

La propuesta de [96] consiste en la creación de una serie de agentes que representen cada tipología de elementos y efectúen negociaciones entre ellos, en función de los intereses de cada uno. En el caso de los VEs, cada transformador afectado, informando sobre la capacidad disponible y llegando a un acuerdo común, autorizaría las operaciones de recarga. En este sentido, aun siendo los agentes independientes entre sí, sus objetivos no son independientes bajo coordinación. Los resultados muestran una tendencia más conservadora en comparación con los GA, pero con la ventaja de necesitar menos datos.

3.1.2.3. Clasificación de la literatura analizada en el ámbito de la recarga unidireccional controlada

Los diferentes algoritmos se pueden clasificar de acuerdo con diferentes categorías, como el objetivo que persiguen o el método de cálculo utilizado. En este caso, primero se clasifican atendiendo a si la carga se realiza de forma centralizada o descentralizada y, en segundo lugar,

CAPÍTULO 3

según otras consideraciones (objetivo, software, *solver*, etc.) en las Tabla 3-2 - Tabla 3-5. Estas tablas, se han estructurado en torno a las siguientes consideraciones:

- **Interés:** Se clasifica si la metodología en cuestión es de interés para el *aggregator*, para el DSO y/o para varios entes.
- **Objetivo:** Determina si el objetivo de la metodología es la optimización del precio de recarga (*OptPrice*), el aplanamiento de la curva de demanda por sus diferentes opciones (*Load Flattening: Valley Filling, Peak Shaving o Load Shifting*, representado en la Figura 3-2) o la mejora de la calidad de suministro mediante la provisión de los diferentes servicios que comparten este efecto (regulación de frecuencia, regulación de tensión, factor de carga (ratio entre la carga promedio y la carga máxima), y gestión de potencia activa).
- **Consideraciones:** Clasifica las metodologías en función de las consideraciones empleadas en torno a la red (límites de corriente y tensión en los nodos de la red y límites del transformador), la batería (el SoC y asegurar el SoC final deseado), el mercado (si contempla el establecimiento de precios el día anterior o en tiempo real) y la población de VEs empleada (homogénea o heterogénea).
- **Método:** Determina el método de resolución las ecuaciones empleado.
- **Software:** Clasifica las metodologías en función del software o paquete informático empleado.
- **Solver:** Clasifica las metodologías en función del *solver* empleado para resolver el problema planteado.
- **Validación:** Determina si la validación se ha efectuado en términos de simulación o como una simulación con una red verificada (reconocida por la comunidad investigadora a través de organizaciones como IEEE, CIGRÉ, etc.).

La Tabla 3-2 muestra una clasificación de la literatura analizada basada en la carga descentralizada.

Tabla 3-2. Clasificación de la literatura de carga descentralizada analizada.

Interés		Objetivo		Consideraciones			
Aggregator	[59-61]	OptPrice	[54, 59-61, 64, 68, 79, 95, 97, 98]	Red	Límites de Corriente y Tensión	[62, 63, 68, 97]	
DSO	[62, 64, 65, 67, 97, 99]	Load Flattening	Valley filling		[59-62, 64, 65, 99]	Límites del Transformador	[54, 62]
Varios	[68, 98]	OptQual	Peak Shaving	[98]	Batería	SoC	[54, 59, 60, 63-65, 68, 97, 100]
			Load Shifting	[97, 99]		Alcanzar el SoC deseado	[54, 59, 62, 64]
		OptQual	Regulación de Frecuencia	[99]	Mercado	Precios Día Anterior	[59-61, 65, 99]
			Regulación de Tensión	[54, 67, 68]		Precios Tiempo Real	[63]
			Factor de Carga	[64]	Población	Homogénea	[59, 60, 63-65, 67, 68, 99]
Potencia Activa	[54]	Heterogénea	[54, 61, 62, 97, 98]				
Método		Software		Solver		Validación	
Programación Convexa	[54, 64, 65]	MATLAB	[65, 67, 97, 99]	GAMS	[54]	Simulación	[54, 59-62, 64, 99]
Programación Lineal	[54, 97, 99]	PowerAC E	[98]	CPLEX	[54]	Simulación Verificada	[62, 65, 67, 68, 97, 98]
Nash Certainly Equivalence (NCE)	[59-61]	Power Factory	[97]	CONOPT	[54]		
shrunken-primal dual subgradient (SPDS)	[62]						
Teoría de Juegos	[68]						

La Tabla 3-3 muestra una clasificación de la literatura analizada en el ámbito de las recargas *Aggregator-Based*.

Tabla 3-3. Clasificación de la literatura analizada en el ámbito de las recargas *Aggregator-Based*.

Interés		Objetivo		Consideraciones			
Aggregator	[80, 82, 85, 101, 102]	OptPrice	[54, 55, 74-76, 78, 82, 83, 85-88, 101, 103, 104]	Red	Límites de Tensión y Corriente	[55, 74, 76, 78, 81, 83, 104]	
DSO	[81, 88, 104-107]	OptLosses	[55, 81, 88]		Límites del Transformador	[54, 81, 83, 103]	
Varios	[55, 74, 78, 79, 84, 103]	Load Flattening	Valley filling	[74, 88, 106]	Batería	SoC	[54, 78, 80, 82, 84, 85, 87, 88, 105, 107]
			Load Shifting	[78, 81, 86, 101, 107]		Alcanzar el SoC deseado	[76, 84, 87, 101, 102, 104, 106]
			Peak Shaving	[79]		Restricciones de Batería	[74]
		OptQual	Regulación de Tensión	[54]	Mercado	Degradación de Batería	[101]
			Factor de Carga	[107]		Precios Día Anterior	[75, 76, 86, 104]
			Potencia Activa	[54, 105]		PreciosTiempo Real	[80, 86]
					Población	Precios por Capacidad	[77, 78, 81, 82, 107]
						Homogéneo	[80, 83, 87, 106, 107]
						Heterogéneo	[54, 55, 74, 76, 78, 81, 84, 88, 103, 104]

Método	Software	Solver	Validación				
Programación Convexa	[54, 76]	MATLAB	[55, 76, 78, 81, 82, 86, 101, 104]	GAMS	[54]	Simulación	[54, 75, 77, 79-87, 101-103, 106, 107]
Nash Certainly Equivalence (NCE)	[79]			CPLEX	[54, 74, 82, 101]	Simulación verificada	[55, 78, 88, 104, 105]
Programación Lineal	[54, 75]			CVX	[76, 86]		
Programación Iterativa Cuadrática	[74, 104, 106]			NSGA-II	[105]		
Backward-forward method	[88]			CONOPT	[54]		
Flexibility Envelope	[87]						
Maximum Sensitivities Optimisation	[55]						
Genetic Algorithm (GA)	[88, 103, 105]						
Particle Swarm Optimisation (PSO)	[83, 88, 103]						
Differential Evolution (DE)	[103]						
Ageist Spider Monkey Optimisation (ASMO)	[103]						
Programación Dinámica	[85]						
Teoría de Juegos	[79]						

La Tabla 3-4 muestra una clasificación de la literatura analizada basada en la carga centralizada en el DSO.

Tabla 3-4. Clasificación de la literatura analizada localizada en el DSO.

Interés		Objetivo			Consideraciones		
DSO	[53, 66, 89, 92, 94, 108, 109]	OptPrice	[90, 93, 94]	Red	Límites de Tensión y corriente	[66, 93, 109]	
Varios	[90, 91, 93]	OptLosses	[66, 92]		Límites del Transformador	[90, 93]	
		Load Flattening	Valley filling	[89, 94]	Batería	SoC	[89-91, 93, 109]
			Load Shifting	[89, 92, 109]		Alcanzar el SoC deseado	[89, 91-93]
		OptQual	Regulación de Frecuencia	[108]	Mercado	Precios Día Anterior	[94]
			Regulación de Tensión	[108, 109]		Precios Tiempo Real	[90, 94]
			Load Factor	[89, 92]		Precios por Capacidad	[90, 91]
			Active power	[108]	Población	Homogéneo	[93, 109]
			Reactive Power	[108]		Heterogéneo	[90-92]
Método		Software		Solver/Tools		Validación	
Programación Convexa	[92, 108]	MATLAB	[89, 91-94]	GAMS	[91]	Simulación	[89, 92, 94]
Programación Lineal	[93]	Power Factory	[90]	CPLEX	[91]	Simulación Verificada	[90, 92, 93, 108, 109]
Programación Iterativa Cuadrática	[89, 92]			CVX	[92, 109]		
Programación Dinámica	[53]			fmincon	[93]		
ArtSistema Inmune Artificial	[66]			MATPOWER	[94]		

La Tabla 3-5 muestra una clasificación de la literatura analizada basada en la carga implicando múltiples agentes.

Tabla 3-5. Análisis de la literatura analizada con decisión multi-agente.

Interés		Objetivo			Consideraciones		
DSO	[96]	OptPrice	[95, 110, 111]	Red	Límites de Tensión y Corriente	[95, 110]	
Varios	[95, 110, 111]	OptLosses	[95]		Límites del Transformador	[95]	
		Load Flattening	Valley filling	Batería	SoC	[110]	
			Load Shifting	[95]	Mercado	Precios Día Anterior	[95, 111]
		OptQual	Active power	[110]		Precios Tiempo Real	[110]
			Reactive Power	[110]	Población	Precios por Capacidad	[95, 96, 110, 111]
Método		Software		Solver/Tools		Validación	
Programación Lineal	[96, 111]	MATLAB	[110]	GAMS	[110]	Simulación	[95, 96, 111]
		PSS/E	[111]	CPLEX	[95]	Simulación Verificada	[110]
		JAVA	[58,66]	KNITRO	[110]		
				Python	[111]		
				LINGO	[111]		

3.2. Carga bidireccional

El concepto de carga bidireccional se refiere a un flujo de energía que puede producirse desde la red al vehículo para cargar sus baterías o, desde el vehículo a otra entidad (red, edificio, hogar, etc.), si bien posee un efecto global positivo para el usuario final. Al igual que en la carga unidireccional, la Figura 3-7 muestra una clasificación de las estrategias de carga bidireccional analizadas según su ubicación y posibilidades.

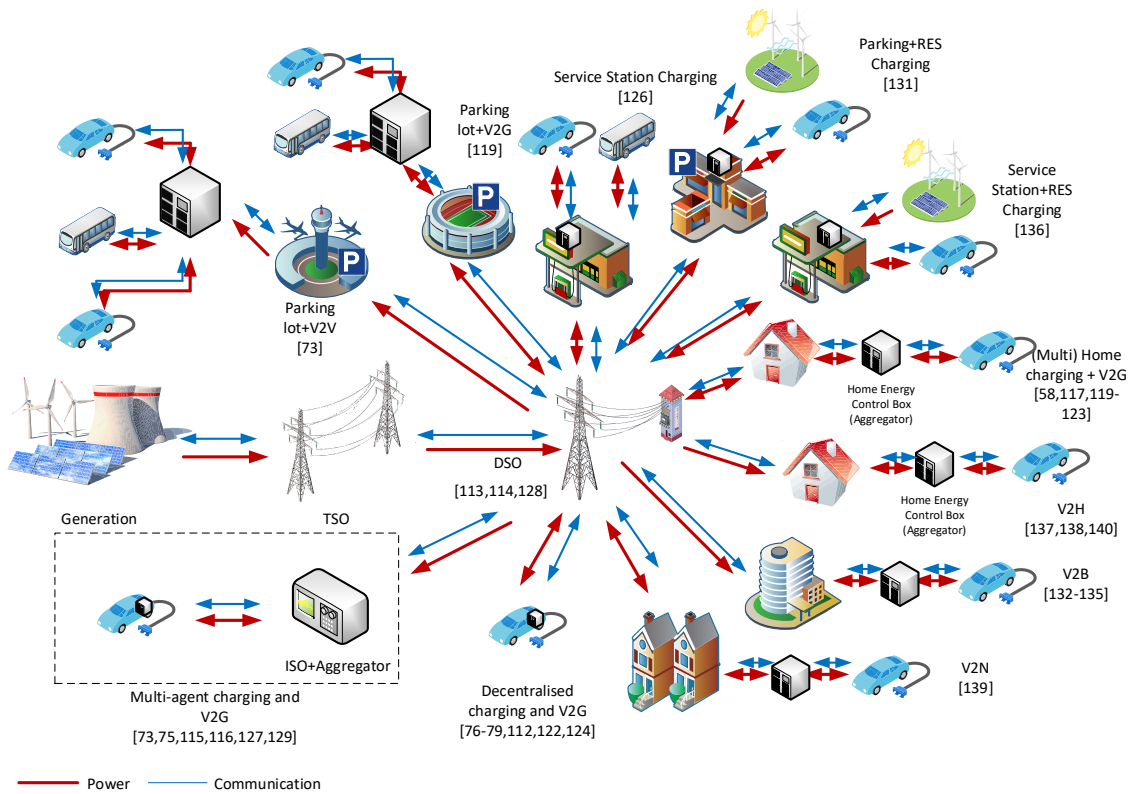


Figura 3-7. Estrategias de recarga según la ubicación del algoritmo bidireccional.

A lo largo de esta sección se explican los tres enfoques principales, conocidos como Vehículo a la red (*Vehicle-to-Grid*, V2G), Vehículo al edificio (*Vehicle-to-Building*, V2B) y Vehículo a la casa (*Vehicle-to-Home*, V2H). La Tabla 3-6 resume sus ventajas y desventajas.

Tabla 3-6. Ventajas y desventajas de los tres principales enfoques bidireccionales.

Enfoque	Ventajas	Inconvenientes
V2G	Operación a larga escala Provisión de servicios complementarios Participación en mercados eléctricos Integración de RES a gran escala Oportunidad de nuevos modelos de negocio	Operación compleja Predicción compleja de la demanda de VE Se requiere una gran infraestructura de comunicación Preferencias de usuario a considerar Falta de marco regulatorio Degradación de la batería Se necesita desarrollar estándares
V2B	Mejora de integración DER Mejora de DSM Capacidad de reducción de la facturación eléctrica <i>Backup power</i> Fácil predicción de demanda VE Baja inversión	Operación de dificultad media Pobre integración en el mercado Preferencias de usuario a considerar Degradación de la batería
V2H	Mejora de DSM Servicio de <i>Backup</i> Capacidad de reducción de factura eléctrica	Solo compatible con vivienda unifamiliar Pérdida de oportunidad a gran escala. Degradación de la batería

Fácil implementación
Muy baja inversión
Baja infraestructura de comunicación requerida
Integración local de RES
Capacidad de abastecimiento energético a hogares aislados

3.2.1. Vehicle-to-Grid (V2G)

El concepto V2G permite la descarga temporal de las baterías instaladas en los VEs, lo que proporciona energía almacenada para la regulación de la red eléctrica. Algunos estudios respaldan la remuneración de este concepto como una alternativa a los incentivos económicos para promover la compra de VEs [112]. En este concepto, el *agregador* tiene un papel predominante, ya que aunar los intereses de una gran cantidad de vehículos permite explorar nuevas formas de negocio, como la prestación de servicios complementarios [69].

La gestión adecuada de los flujos de energía hacia y desde las baterías de los VEs podría hacer que esta tecnología sea competitiva. En este contexto, el valor actual neto (VAN) de los VEs podría ser ligeramente superior al de la gasolina (23 779 \$ frente a 22 842 \$) con un cargador bidireccional doméstico de 4 kW [112].

En este sentido, la capacidad disponible en una batería es un factor clave para la prestación de servicios complementarios, pero la potencia es aún más importante, que está limitada principalmente por el cargador. Los ingresos del *agregador* serían proporcionales a la potencia, ya que el mercado de suministro se basa en potencia, en lugar de energía [113].

Se pueden encontrar varios servicios de regulación en el mercado, siendo la regulación de frecuencia y tensión las más relevantes para los VEs.

3.2.1.1. Regulación de frecuencia

La regulación de frecuencia es uno de los servicios complementarios más críticos y extendidos cuando se trata de colaboración entre VEs y mercados. En busca de estabilidad, las desviaciones en la frecuencia de la red pueden corregirse variando la generación o el consumo de energía. Tradicionalmente, los generadores acoplados a la red (reserva rodante) han sido los responsables de esta regulación, suponiendo una mayor contaminación y degradación de los equipos [114]. A diferencia de la venta de energía eléctrica que se factura por la cantidad de energía, la contribución a la regulación de frecuencia se remunera en función de la potencia instalada disponible [115].

El sistema clásico de regulación de frecuencia llamado método *Droop* se explica ampliamente en [73] y se representa en la Figura 3-3 b). El método *droop* adaptativo es una metodología descentralizada propuesta, en la que el *offset* se modifica para crear un estado llamado mantenimiento del estado de la batería (*Battery State Holder*, BSH)", desplazando la banda muerta al eje de abscisas. En este contexto, dependiendo del valor de la compensación, el *droop* de carga será mayor o igual que el de la descarga. Se presentan otras dos variaciones en [71], que se validan por medio de un controlador tipo *droop* y un controlador PI acoplado a un filtro pasa-altos, para evitar respuestas indeseables contra fluctuaciones de frecuencia estacionarias. Esta segunda variación puede sustituir el 80% de las regulaciones de frecuencia dadas por los generadores tradicionales, para el caso de estudio.

En [116] se proporciona una estrategia de operación con regulación de frecuencia, en la que se establece una carga / descarga simétrica durante el modo de regulación, con objetivo de que el SoC de las baterías no se vea afectado. Debido a la falta de regulación sobre V2G, los autores emplean una serie de precios aleatorios basados en modelos de Markov. Los resultados reflejan un aumento en los beneficios globales. Un estudio similar se realiza en [115].

Los autores de [117] implementan una política de prioridad comúnmente llamada Primero el de Salida Anterior (*Early Deadline First*, EDF) donde el vehículo con el menor tiempo disponible para cargar tiene la máxima prioridad. A su vez, durante el tiempo de estacionamiento hay cuatro modos de operación: carga inmediata, carga cuando haya energía disponible, carga con límite máximo de precio y carga con provisión de regulación de frecuencia. Aunque el ejemplo de simulación considera la operación conjunta de varios hogares, se propone utilizar la metodología con HEMS y pretende ser actualizada a una estrategia descentralizada o de múltiples agentes.

En [118] los autores establecen un compromiso entre el SoC final y el ingreso económico debido al servicio de regulación de frecuencia. A pesar de que el SoC final es impredecible con precisión, se garantiza que sea suficiente para completar el próximo trayecto. Esta relación se establece mediante el uso de funciones de ponderación y programación lineal incorporada. La regulación también se discrimina entre *Ramp Up* y *Ramp Down*.

Una estrategia basada en la coordinación de varios agentes se presenta en [69]. Dado que cada *agregador* cubrirá un área grande, se propone la creación de diferentes entidades dependiendo del número de vehículos a controlar. Estas entidades se basan en un controlador llamado Unidad de Agregación de Microrred (*Micro Grid Aggregation Unit*, MGAU) por cada 400 vehículos, ubicado en los centros de transformación MV / LV y una Unidad Central de Agregación (*Central Aggregation Unit*, CAU) ubicada en los centros de transformación HV / MV por cada 20 000 vehículos. Para grandes puntos de consumo, como los centros comerciales, se recomienda alimentar los VEs directamente desde la red de MV. Al igual que en el modo unidireccional, el DSO puede interrumpir la operación en caso de funcionamiento anormal del sistema, mientras que la regulación de frecuencia se basa en el método *droop*.

Publicaciones recientes como [114] intentan mirar más allá del método *droop* al proponer diferentes objetivos que pueden ser cubiertos dentro de la regulación de frecuencia, a saber: minimizar las desviaciones de frecuencia de la red, maximizar la contribución de V2G respetando las preferencias del usuario (un programa de carga y descarga del vehículo óptimo) minimizar la degradación de la batería y maximizar la retribución al usuario. Los autores diseñaron estos objetivos en un entorno de Programación Lineal de Enteros Mixtos (*Mixed Integer Linear Programming*, MILP) dando por existente un sistema de comunicación entre los diferentes *agregador*. Los resultados muestran una mejora en las señales de regulación, en comparación con el método *droop*, así como una menor degradación de las baterías siempre que se respeten los límites de carga y descarga.

Con respecto a la integración de RES, en [70] utilizan un controlador descentralizado en modo *droop* similar al comentado para complementar la intermitencia de estas fuentes en redes débiles. En consecuencia, la calidad de la energía mejora significativamente y se permite la conexión de más RES sin transgredir los límites establecidos. Además, se permite que estos RES puedan operar en el punto de máxima potencia (*Maximum Power Point*, MPP) [119].

El efecto estabilizador de frecuencia que pueden tener los VEs permite la creación de Plantas de Energía Virtual (*Virtual Power Plants*, VPPs) como se muestra en [72]. Las VPP abarcan

CAPÍTULO 3

una serie de generadores y / o sistemas de almacenamiento, de una única o combinación de varias tecnologías, bajo la misma entidad eléctrica, sin necesidad de situarse en la misma ubicación geográfica. En este contexto, un parque eólico puede proporcionar energía de mayor calidad a pesar de las fluctuaciones climáticas, por ejemplo. Aunque las regulaciones de cada país son diferentes, se establece comúnmente un requisito de potencia mínima para la participación en mercados complementarios (por ejemplo, 2 MW en el Reino Unido) [120]. Obviamente, un solo vehículo o un pequeño grupo de ellos no es suficiente para superar este requisito, pero podría ser factible para una VPP formada por un gran número de *aggregators*.

3.2.1.2. Potencia activa/reactiva para regulación de tensión

La inyección de energía por parte de los VEs tiene un efecto estabilizador que también puede ayudar a elevar la tensión de los nodos sobrecargados, como se deduce de la ecuación (3-1). Además, las desviaciones de tensión también pueden reducirse implementando controladores de lógica difusa (*Fuzzy Logic*, FL) [121].

Como se ha explicado anteriormente, los grandes aparcamientos tienen más probabilidades de causar problemas en la tensión. En [100] se describe un ejemplo de optimización para esta aplicación, donde una unidad de predicción y una unidad de optimización de dos etapas son responsables de evitar la transgresión de los límites técnicos de la red. La particularidad de este trabajo de investigación es el uso del concepto de vehículo a vehículo (*Vehicle-to-Vehicle*, V2V), es decir, la descarga de la batería de un vehículo sólo se produce si hay otro vehículo con mayor prioridad al que dirigir la energía, y la absorción de dicha energía de la red sobrepasaría los límites técnicos. De esta forma, se reduce la degradación acelerada de las baterías, ya que no existen incentivos que la rentabilicen.

En caso de integrar el cargador a red con una topología de convertidor de fuente de tensión (*Voltage Source Converter*, VSC) o similar, la carga de vehículos eléctricos puede tener lugar en cualquiera de los cuatro cuadrantes P-Q, pudiendo gestionar la potencia activa y reactiva de forma totalmente desacoplada. Esta característica se utiliza en [122] para compensar las caídas de tensión producidas mediante el consumo simultáneo de potencia activa y la inyección de potencia reactiva. Esta operación podría beneficiar al usuario al reducir el coste de la recarga bajo un sistema de fijación dinámica de precios.

3.2.1.3. Perfil de carga

El efecto que la gestión adecuada de la carga puede tener en el perfil de carga es muy prometedor. La mayoría de las estrategias analizadas consideran el concepto de *valley filling*, ya sea implícita o explícitamente. Sin embargo, en conjunto con la DSM, el V2G también puede aplanar la curva de demanda a un valor promedio, actuando como generadores en los momentos de demandas máxima (*peak shaving*) [123, 124].

3.2.1.4. Reserva rodante

Si bien se debe evitar la carga no controlada, la carga inteligente (con o sin V2G o servicios complementarios) reduce el coste de operación del sistema y permite la integración de más RES. El traslado de esta responsabilidad de las unidades tradicionales a los VEs permite la explotación de fuentes de generación en el punto de máxima eficiencia, lo que genera beneficios económicos y ambientales [125].

En [126] los autores presentan una estrategia enmarcada en la programación estocástica para parkings, con generación a partir de RES, que es capaz de proporcionar servicios complementarios y considera la reserva rodante. La optimización se lleva a cabo en dos partes

de manera simultánea: el día anterior y en colaboración con el DSO. Los autores concluyen que se obtienen mayores beneficios en la participación de servicios complementarios cuando se considera la generación eólica, aunque la energía fotovoltaica proporciona mayores beneficios en los mercados de energía.

3.2.2. Vehicle-to-Building (V2B)

El concepto V2B combina tecnologías de generación locales (generalmente renovables) y sistemas de almacenamiento (incluidos los VEs). Fue introducido en 2008 como una variante del V2G para aplanar la curva de demanda de un edificio mediante la aplicación de DSM y así optimizar el consumo de energía. Esto es posible aplicando la gestión óptima de los edificios y considerando una flota de vehículos como puede darse en el caso de oficinas o empresas de alquiler de automóviles.

Los autores de [127] aplican este concepto a su campus universitario considerando todos los factores económicos en la facturación. Los vehículos se recargan gratis, a cambio, la energía que almacenan puede ser usada para la regulación del sistema eléctrico del campus y, a veces, para el consumo. Se consideran tres tipos de vehículos y datos de consumo reales. Como resultados, se obtienen la potencia máxima, la variación de la potencia acumulada, la variación en la facturación y los beneficios para el usuario, que muestran divergencias para cada tipo de vehículo. Como conclusión general, se encuentra un beneficio económico al aumentar las características del suministro de energía y gestionar los flujos de energía.

En [128] se proponen dos casos de aplicación de este concepto: centralizado y descentralizado. Los autores establecen la optimización como la distancia euclidiana mínima entre la demanda de energía instantánea del sistema y la demanda promedio. El enfoque centralizado requiere la divulgación de datos específicos del vehículo y sus usuarios, lo que puede constituir un fallo de privacidad, por lo que se promueve el enfoque descentralizado basado en la teoría de juegos.

En el ejemplo de [129], se considera un edificio de oficinas promedio con aporte de energía fotovoltaica, almacenamiento eléctrico y térmico, y una serie de cargas eléctricas y térmicas. El método de resolución busca la Frontera de Pareto entre el coste de la recarga de los vehículos y el coste de la energía del edificio. Un ejemplo similar se muestra en [130], donde se considera la degradación del sistema de almacenamiento del edificio. El edificio corresponde a un edificio de oficinas en Los Ángeles y los vehículos se cargan tan pronto como sea posible (*As Soon As Possible*, ASAP). Los resultados muestran una reducción en los costes totales de hasta 7,2%.

En [131], los autores proponen una estrategia de cuatro etapas para un complejo comercial que comprende una estación de servicio, un sistema de almacenamiento y generación fotovoltaica. La demanda eléctrica del edificio se cubre con generación fotovoltaica y se aplica la Gestión Activa de Demanda (*Demand Response*, DR). Las diferentes etapas de optimización van desde la predicción de generación y demanda en el día hasta la operación en tiempo real a través de actualizaciones de datos en determinados momentos.

3.2.3. Vehicle-to-Home (V2H)

La tecnología V2H es muy similar a la V2B, ya que también combina tecnologías de generación local (generalmente renovables) y almacenamiento (incluidos los VEs) para aplanar la curva de demanda. Por lo tanto, los VEs actúan como generadores en ciertos momentos, entregando energía al hogar temporalmente o en situaciones de emergencia. Como la demanda energética que supone la tracción de un vehículo es mucho mayor que la doméstica, no supone un problema de dimensionamiento.

CAPÍTULO 3

Se desarrolla un ejemplo en [132] donde el objetivo es reducir el coste total de energía, considerando la diferencia de la energía comprada y la venta de la energía generada a partir de PV, los precios y la capacidad de DR, utilizando como almacenamiento la batería del vehículo. Sin embargo, los autores de [133] centran la optimización en no consumir energía de la red en los períodos pico y en complementar la batería doméstica con la integrada en el vehículo.

En [134], se muestra un concepto innovador llamado Vehículo al Vecindario (*Vehicle-to-Neighbourhood*, V2N). En este sentido, se formula un sistema de gestión de barrios residenciales donde se llevan a cabo los conceptos V2H a nivel local, V2N a nivel de urbanización y V2G a nivel global. Por lo tanto, aparte de los conceptos conocidos, también existe la posibilidad de compartir energía en ciertos momentos entre vecinos a un coste menor.

Los climas extremos causados por el cambio climático junto con las dificultades locales de algunas áreas de la población están causando que la red eléctrica sufra un mayor número de apagones. Durante estos apagones, los VEs pueden alimentar cargas domésticas durante un período específico de tiempo, actuando como generadores de emergencia. En estos casos, son responsables no solo de contribuir, sino también de mantener una red eléctrica activa con plena responsabilidad de regulación de frecuencia y tensión. En [135] los autores proponen un esquema de regulación para estos casos basado en V2H, considerando los PHEV que usan un ICE como generadores eléctricos. Inicialmente, se propone proporcionar servicio a un solo hogar y tiene como objetivo maximizar el tiempo de suministro de energía. Posteriormente, lo extrapolaron a un vecindario junto con la generación PV, aunque no se especifica ningún control en tiempo real.

3.3. Conclusiones

Como se ha analizado, existen diferentes arquitecturas propuestas en el control de las recargas que posibilitan la consecución de múltiples objetivos.

En la arquitectura descentralizada, la inteligencia se encuentra en cada cargador y, por tanto, presenta una mejor escalabilidad frente a las arquitecturas centralizadas, siendo la ubicada en el DSO la menos escalable entre todas ellas. La controlabilidad por el usuario final muestra la libertad que el usuario final dispone para la toma de decisiones y sigue una tendencia similar debido a las mismas razones. En este sentido, cuanto mayor es la centralización, menor es la capacidad del usuario final para decidir la forma en la que se lleva a cabo el intercambio de energía con la red. La facilidad de implementación también está liderada por la arquitectura descentralizada, mientras que la inteligencia basada en múltiples agentes presenta la peor puntuación, al requerir de mayor infraestructura de comunicación.

El factor V2G considera la capacidad y el rendimiento que cada arquitectura podría obtener al proporcionar servicios complementarios al sistema de potencia. A este respecto, la arquitectura basada en múltiples agentes muestra una mejor coordinación y garantiza que se satisfagan todas las necesidades de las partes, asegurando la mayor eficiencia posible desde un enfoque global del sistema en su conjunto. Por el contrario, la arquitectura descentralizada tiene mayores dificultades. En este sentido, debido a la falta de una capa de comunicaciones y al hecho de que solo utiliza medidas locales, por lo general tiene menos capacidad para gestionar una posible contribución a la red de manera global.

La capacidad para crear nuevos modelos de negocio es el último aspecto considerado. Si bien la arquitectura descentralizada tiene poca capacidad y la basada en DSO solo puede ofrecer esta oportunidad a las compañías DSO actuales, basadas en *agregator*. Y en el caso de múltiples agentes disponen de mayor flexibilidad para la creación de nuevos modelos de negocio. Estos

modelos de negocio podrían consistir, por ejemplo, en participar en el mercado eléctrico para la compra de energía, gestión de restricciones técnicas, así como para proporcionar servicios complementarios.

Las características principales de las topologías principales se resumen en la Tabla 3-7, y la comparativa de éstas se grafica en la Figura 3-8.

Tabla 3-7. Comparación de las características que ofrecen la recarga centralizada y descentralizada.

	Ventajas	Inconvenientes
Descentralizado	Escalable	Resultados inesperados
	Mayor tolerancia a faltas	Limitada provisión de servicios complementarios
	Menor necesidad de comunicación, generalmente basado en medidas locales	Necesidad de predicción del comportamiento del usuario final
	Mayor privacidad de datos	Posibilidad de reacciones efecto avalancha
	Mayor controlabilidad por el usuario final.	
Centralizado	Mayor aceptación por los usuarios	Necesidad de capa de comunicaciones
	Arquitectura conocida	Necesidad de Controlador Central (<i>aggregator</i>)
	Mayor aprovechamiento de la capacidad de la Red	Limitación de número de vehículos por <i>aggregator</i>
	Mejor provisión de servicios complementarios	Necesidad de alta capacidad de procesamiento
	Estructura jerárquica	Posibilidad de violación de privacidad de datos
	Posibilidad de nuevos modelos de negocio	

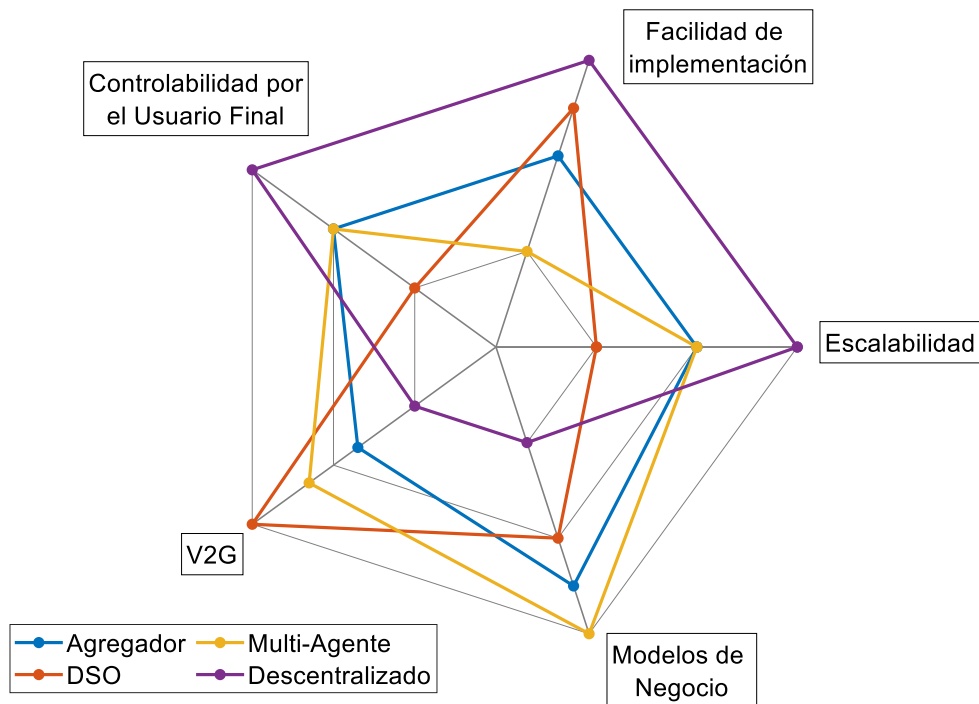


Figura 3-8. Comparativa de las características de recarga según arquitectura.

CAPÍTULO 4

BATERÍAS PARA VES

- 4.1- CARACTERÍSTICAS DE LAS BATERÍAS EMPLEADAS EN ELECTROMOVILIDAD
- 4.2- MODELOS DE LA BATERÍAS
- 4.3- ESTRATEGIAS DE RECARGA
- 4.4- CONCLUSIONES

4. Baterías para VEs

El componente fundamental de cualquier VE es la batería. Por ello, a lo largo de este capítulo se procede a analizar las alternativas existentes para la acumulación de la energía destinada a tracción, la relevancia de su correcta gestión y los impedimentos a los que se presenta, entre otros. Asimismo, se exponen los modelos de batería, así como las estrategias de recarga más relevantes que se pueden encontrar en la literatura actual

4.1. Características de las baterías empleadas en electromovilidad

Hoy en día, entre las diferentes tecnologías de almacenamiento en electromovilidad, las baterías electroquímicas son la tecnología más destacable. Aunque existen otras alternativas como el almacenamiento en hidrógeno, se requiere igualmente de una batería para estabilizar la tensión del bus de CC y alimentar otros dispositivos esenciales o auxiliares del sistema de pila de combustible [136]. Los altos costes de adquisición, la limitada vida útil y el rendimiento relativamente pobre a baja temperatura son los problemas más destacables de los VEs, debido a las baterías que equipan [137-140]. Por lo tanto, el desarrollo de tecnologías de almacenamiento eficientes es un aspecto esencial para la electromovilidad [141].

En este contexto, existen diferentes tipos de baterías en función de la tecnología: Pb-acido, Ni-MH, Ni-CD, Li-Ion, Li-Po, etc. Las baterías basadas en Pb-acido quedan descartadas para su uso en electromovilidad, por su baja densidad de energía y de potencia. Un banco de baterías de esta tecnología implicaría un excesivo peso y tamaño del mismo, originando un sistema ineficiente. La ventaja de este tipo de baterías es su reducido precio, por lo que se emplea en aplicaciones no exigentes donde prima la economía.

Las baterías de Níquel Cadmio también se descartan debido a un cúmulo de factores. Si bien poseen algo más de densidad de energía que las anteriores, la densidad de potencia es aún menor, característica que unida a su moderada tasa de autodescarga convertiría el sistema en dudosamente eficiente. Además, el Cadmio es un material altamente contaminante y su uso está siendo limitado por respeto medioambiental.

En cuanto al Níquel Metal-Hidruro, su reducida vida útil en lo que a ciclos se refiere es su principal inconveniente por lo que se descarta su viabilidad económica en tracción.

La tecnología de litio es la más destacable para la movilidad eléctrica entre las opciones de baterías estudiadas [142]. Su potencia específica y densidad de energía son las más altas, así como la menor tasa de autodescarga [143]. Además, la tensión por celda es mayor, siendo el mayor inconveniente la baja tolerancia de sobrecarga, por lo que se requiere de un sistema de carga diseñado específicamente para este tipo de batería.

Como consecuencia de lo anterior, las baterías basadas en litio se postulan como las más apropiadas hoy en día para su uso en automoción [142, 143]. La Tabla 4-1 recoge las características genéricas de cada tipo de batería [144, 145].

Centrándose en las baterías de Ion-Litio, se pueden clasificar entre diferentes categorías en función de otros elementos, principalmente los correspondientes a la composición química del cátodo. La Tabla 4-2 [145-149] reúne las principales categorías, mostrando sus características, ventajas y desventajas, así como aplicaciones comerciales dentro de la categoría de electromovilidad.

CAPÍTULO 4

Tabla 4-1. Tipos de baterías en función de su tecnología.

Tipo de batería	Plomo-ácido	Ni-Cd	Ni-MH	Litio-Ion
Densidad de energía [Wh/Kg]	20 - 50	45 - 80	40 - 120	100 - 200
Densidad de potencia [W/Kg]	180-300	150	250 - 1300	800-3000
Tensión Nominal	2 V	1,25 V	1,25 V	3,6 V
Tolerancia a la sobrecarga	Alta	Moderada	Baja	Muy baja
Autodescarga [%/mes]	Baja 4 - 8	Alta >20	Moderada 20	Muy baja 1 - 5
Temperatura de operación [°C]	-20 - 60	-40 - 60	-20 - 60	-20 - 60
Vida útil [ciclos]	200 - 300	1500	300 - 500	500 - 1000
Vida útil @80% DOD [ciclos]	200		>2500	<2500
Coste de adquisición [\$/kWh]	150 - 400	800 - 1500	500	600 - 2500
Coste [c\$/kWh-per Cycle]	20 - 100	20 - 100		15 - 100
Coste [%/kW]	10		20	50-75
Eficiencia [%]	85		80	93

Tabla 4-2. Comparativa de tecnologías de batería basadas en Litio.

	LCO	LMO	LIFEPO	NMC	NCA	LTO	
Química	Cátodo	LiCoO ₂	LiMn ₂ O ₄	LiFePO ₄	LiNiMnCoO ₂	LiNiCoAlO ₂	LMO or NMC
	Ánodo	Grafito	Grafito	Li ₄ Ti ₅ O ₁₂	Grafito	Grafito	Li ₄ Ti ₅ O ₁₂
Datos operacionales	Tensión Nominal [V]	3,6-3,7	3,7-3,8	3,2-3,4	3,6-3,7	3,6	2,2-2,4
	Tensión de Operación [V]	3-4,2	3-4,2	2,5-3,65	3-4,2	3-4,2	1,8-2,8
	Límite de carga [V]	4,2	4,2	3,6	4,2	4,2	6
	Vida útil [ciclos]	500-1000	300-1000	1000-3000	1000-2000	500-3000	3000-7000
	Temperatura de operación	Media	Media	Buena	Buena		Buena
	Energía específica [Wh/Kg]	110-200	100-150	90-160	100-220	100-260	50-85
	Potencia Específica	1C	10C-40C	35C	10C		
	Ratio de Carga	0,7-1 C	0,7-1 C	1 C	0,7-1 C	0,7 C	1C
	Ratio de Descarga Continua	1 C (2,5 V cut off)	1-10 C (2,5 V cut off)	1-25 C (2,5 V cut off)	1-2 C (2,5 V cut off)	1 C (3 V cut off)	10C
	Límite térmico [°C]	150	250	270	210	150	
Seguridad	Pobre	Media	Muy buena	Buena	Pobre	Muy buena	
Datos comerciales	Coste [\$/kWh]	Alto	Bajo	Moderado -580	Moderado -420	Bajo -350	Alto -1005
	Ventajas	Alta capacidad	Bajo coste, baja resistencia interna	Seguridad, Baja Resistencia interna, Alta potencia, Alta vida útil	Mayor corriente	Vida util, Alta potencia y energía específica	Vida util, carga rapida, temperatura
	Desventajas	Baja vida útil, Baja estabilidad térmica	Baja vida útil, Baja energía específica	Mayor autodescarga, Baja energía específica	Baja potencia específica	Seguridad, Coste	Energía específica, Baja tensión, coste
	Fabricantes de baterías para VE	Panasonic, Tesla	AESC, Enerdel, GS Yuasa, Hitachi, LG Chem, Toshiba	A123, BYD, GS Yuasa, Lishem, Valence	Hitachi, LG Chem, Samsung, Bosch, Panasonic, Sanyo	Panasonic/Tesla	Toshiba
	EVs que las emplean (kWh; miles)	Tesla Roadster (56; 245), Daimler Benz Smart (16,5; 84)	Think-Think VE (23; 99,4), Nissan - Leaf VE (24; 105)	BYD-E6 (57; 249), Mitsubishi-iMiEV (16; 99,4), Chevrolet Spark (19; 82)	BMW Mini E (35; 150), BMW i3 (22,80), VW eGolf (35,8; 124), Ford Focus (35,5; 100)	Tesla S (60/100; 208/315), Tesla X (60/100 208/315), Toyota Rav4 (41,8; 113)	Mitsubishi-iMiEV (16; 62), Honda Fit VE (20; 82)

LCO es la abreviatura de baterías de Óxido de Litio-Cobalto (*Lithium-Cobalt Oxide*), que corresponden a los materiales del cátodo. Fueron las primeras baterías de litio en ser comercializadas, de alta energía específica, y con aplicaciones que van desde teléfonos móviles y computadoras portátiles, hasta todo tipo de dispositivos portátiles [150]. Sin embargo, su principal inconveniente es su corta vida útil y baja potencia específica, así como su reducida seguridad debido a su baja estabilidad térmica. La reducida potencia específica se debe al ánodo de grafito, que limita la corriente de funcionamiento para evitar el crecimiento de la interfase de electrolitos sólidos (*Solid Electrolyte Interface*, SEI) a altas corrientes [151]. Por lo tanto, no se consideran muy apropiadas para los VEs [152]. Los últimos avances en este tipo de baterías se basan en la adición de níquel, manganeso y / o aluminio con el objetivo de mejorar su vida útil, capacidad de carga y coste. Aun así, están perdiendo interés en favor de las baterías de níquel-cobalto, especialmente las de Óxido de Níquel-Manganeso-Cobalto (NMC) y las de Óxido de Níquel-Cobalto-Aluminio (NCA).

La tecnología *Lithium-Manganese-Oxide* (LMO) apareció publicada por primera vez en *Material Research Bulletin* en 1983 [153]. La arquitectura forma una espinela tridimensional que favorece el movimiento de los iones de litio y, por tanto, reduce la resistencia interna y favorece el flujo de corriente [154]. Entre otras ventajas se encuentra la alta estabilidad térmica y seguridad, a costa de aumentar la degradación tanto por ciclado como por almacenamiento. Pese a que poseen un tercio de capacidad, en comparación con la tecnología LCO, la flexibilidad en su diseño permite mejorar su longevidad, la corriente máxima o la capacidad a costa de las demás características. Además, al poseer una reducida resistencia interna se facilita la operación a altas corrientes, tanto de carga como de descarga. Por ello, se emplea en aplicaciones como herramientas de alta potencia e instrumentos médicos y en vehículos híbridos y eléctricos. Actualmente, todas las baterías de esta tecnología se combinan con Litio-Níquel-Manganeso-Cobalto-Óxido para mejorar la energía específica y la vida útil. Al combinar lo mejor de ambas tecnologías se consiguen baterías con altas tasas de corriente para la aceleración y alta capacidad para la autonomía de los vehículos. En ocasiones, se añaden pequeñas cantidades de silicio al ánodo para proveer de un incremento de potencia del 25%, a costa de menor número de ciclos al causar mayor estrés mecánico.

El fosfato se descubrió como material catódico de baterías recargables en 1996, en la Universidad de Texas. Este material ofrece baja resistencia y una correcta operación gracias a su estructura a nanoescala [154]. Entre sus ventajas clave se encuentra la alta ratio de corriente y número de ciclos, estabilidad térmica y seguridad. El Li-Fosfato (LFP ó LIFEPO) es más tolerante a condiciones de plena carga y sufre menos estrés al mantenerse a altas tensiones durante prolongado tiempo. Como contrapartida, se tiene baja tensión de celda, que reduce la capacidad específica, y se tiene una mayor tasa de autodescarga. Con el envejecimiento de las celdas se pueden dar problemas de equilibrado, lo que requiere de dispositivos de electrónica de potencia para resolverlo [155]. Es común su empleo como reemplazo de las baterías de Pb-ácido, pero, aunque tolera cierta sobrecarga, largos trayectos de VE podrían estresar mucho las celdas.

La combinación NMC en el cátodo supone uno de los mejores sistemas al poder optimizar la potencia o la energía almacenada; ampliando una a costa de reducir la otra. Al combinarse con un ánodo en base a silicio se aumenta también la capacidad de la misma, pero se reduce la vida útil y la capacidad de carga (potencia). Se emplea en herramientas de alta potencia, bicicletas eléctricas y otros trenes de potencia. Los fabricantes prefieren el empleo de Níquel al Cobalto como material catódico mayoritario, por su menor coste, mayor densidad de energía, mayor vida útil y mayor tensión.

CAPÍTULO 4

La tecnología NCA se ha empleado en condiciones especiales desde 1999. Posee ciertas similitudes con la tecnología NMC, como alta energía específica, razonablemente buena potencia específica y buena vida útil. Es la evolución de la tecnología basada en Níquel-Cobalto-Óxido, añadiendo Aluminio para mayor estabilidad. Entre sus aplicaciones se encuentra el VE, con la contrapartida del precio y la seguridad en favor de NMC.

Finalmente, la tecnología de óxido de titanato de litio (LTO) se conoce desde la década de 1980, la cual se desarrolló mediante la sustitución del material del ánodo. Aunque la tensión por celda es mucho menor, puede soportar corrientes mucho más altas a la vez que se garantiza la seguridad. Además, tiene una gran vida útil y casi cero problemas de formación de SEI [156].

La Figura 4-1 muestra un resumen comparativo de los tipos de batería descritos.

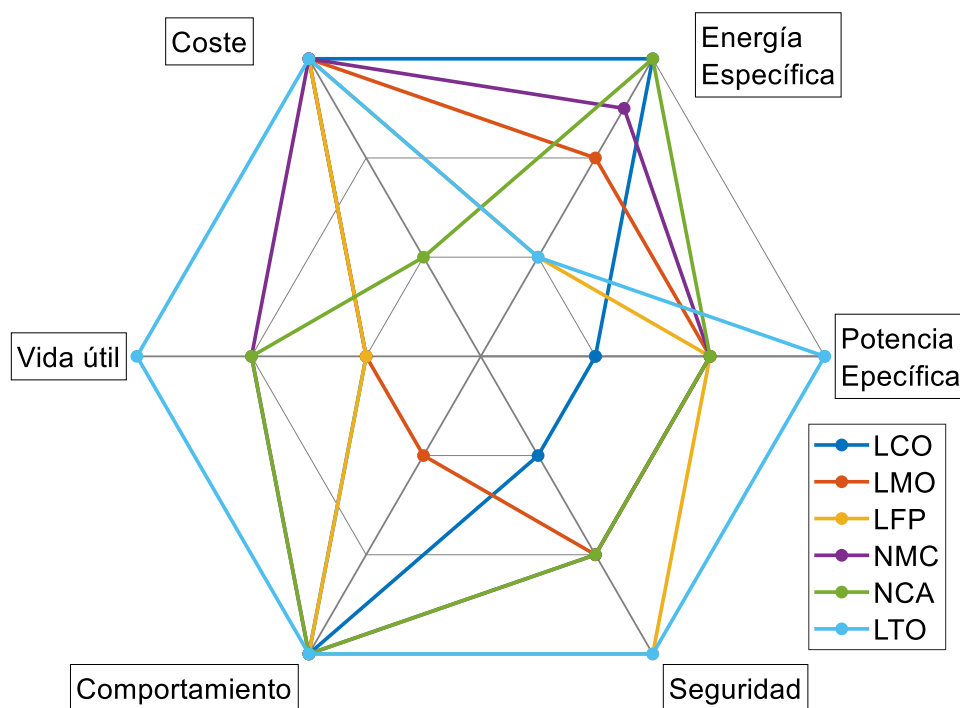


Figura 4-1. Comparativa de la tecnología Li Ion.

La energía específica es un factor clave en el almacenamiento, ya que define el rango de conducción de un VE. Como se puede ver en la Figura 4-1, las tecnologías LCO, NCA y NMC destacan por su energía específica, pero la tecnología LCO prácticamente puede descartarse debido a problemas de SEI y toxicidad [152]. La Figura 4-2 muestra los avances esperados en energía específica para diferentes tipos de batería [157].

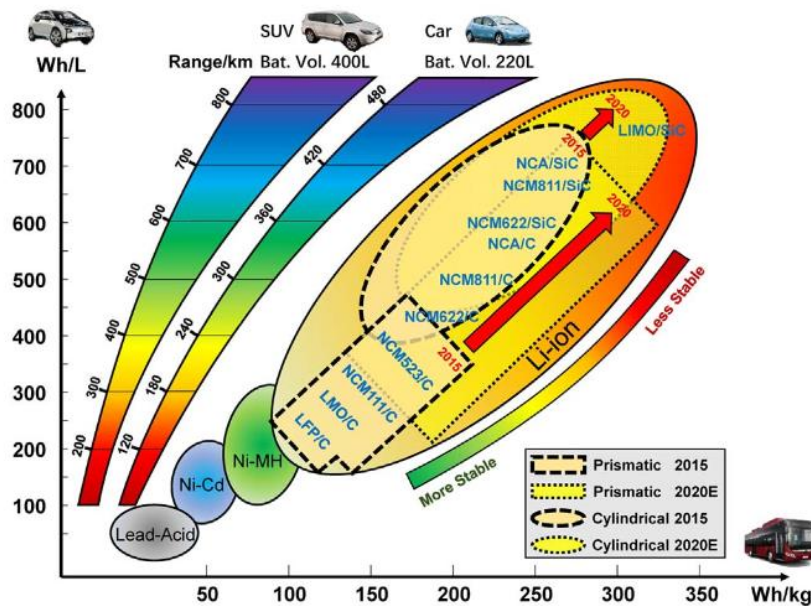


Figura 4-2. Hoja de ruta de la batería de iones de litio.

4.2. Modelos de baterías

La vida útil promedio de las baterías en VEs tiende a ser de aproximadamente 8 a 10 años, que se define por una degradación del 20-30% en la capacidad de la batería en comparación con su capacidad inicial [138]. En la práctica, la vida útil de una batería se reduce debido al perfil de alta potencia del vehículo durante la aceleración y el frenado, que puede ser más de diez veces mayor que la potencia promedio. Para estudiar estos efectos en la vida útil de la batería, se requiere el desarrollo de modelos simples con alta precisión, a fin de minimizar los costes computacionales sin afectar la calidad de los resultados obtenidos.

La elección del modelo de batería más adecuado, según el propósito o la aplicación para la que se utilizará, es esencial. Algunas de las aplicaciones más comunes son el diseño de la batería, su caracterización, la estimación del SoC o del estado de salud (*State of health*, SoH), y el análisis térmico o estudios de estrés mecánico en aplicaciones específicas. Dependiendo del campo de estudio, hay varios modelos de baterías, que se recogen en la Tabla 4-3.

Los modelos generalmente conocidos como *modelos electroquímicos* tienen como objetivo describir las reacciones electroquímicas que se producen a nivel microscópico de celda. Por ello, son los modelos más detallados, pero también los más costosos en términos de desarrollo y adaptación. Además, requieren de muchos recursos informáticos y, en consecuencia, se elevan los costes computacionales. La Figura 4-3 muestra la evolución de la corriente y de la tensión en una celda tipo, donde se aprecia la influencia de la resistencia interna inherente, los efectos de polarización y difusión, y del intercambio de energía representado por el SoC.

Tabla 4-3. Clasificación general de los modelos de batería.

Naturaleza del modelo	Modelo	Datos*	Interpretabilidad física*	Analogía	Precisión*	Complejidad*	Aplicación objetivo		
Electroquímica	Electroquímico Puro	F	A	Caja blanca	MA	A	Diseño de baterías		
	ECM / Electroquímico de orden reducido	SE	M	Caja gris	A	M			
Analítica	Modelo Peukert	E	B		M	M	Predicción		
	Rakhmatov y Vrudhula	SE	M	Caja negra	M	M			
	Sheperd	SE	M		M	M			
	Estado-Espacio	E	B		M	M			
Eléctrica	Rint Simple	E	M		B	B	Control en tiempo real, Estimación SoC, ...		
	Simples	Rint evolucionado	SE	M		B		B	
		RC	SE	M		B		B	
	ECM	1er orden	SE	M					
		Thevenin	2ndo orden	SE	M			B- A	B- A
			3er orden	SE	M	Caja gris			
			n-esimo orden	SE	M				
	PNGV	1er orden	SE	M					
		2ndo orden	SE	M		B- A		B- A	
		n-esimo orden		SE	M				
				SE	M				
	Noshin		SE	M		M		M	
Redes Neuronales		E	B		A	A			
Frecuencia	Dominio de la Frecuencia	SE	B-M	Caja gris	M	M	Caracterización y operación en tiempo real		
Térmica	Termo Analítico	F-SE	A	Caja blanca	A	A	Tiempo real		
	ECM Térmico	SE	M	Caja gris	M	M			
Mecánica/Fatiga	Fatiga/Mecánico	F-SE	A	Caja gris		A	Diseño		
Abstracta	Inteligencia Artificial	E	B	Caja negra	M	M	Análisis offline		
Modelos combinados	Electrotérmico	SE	M			M	Tiempo real		
	Termoelectroquímico	F	A	Caja gris	B- A	A			
	Termomecánico	SE	A			A			

*A: Alta, B: Baja, E: Empírica, F: Física, M: Media, MA: Muy Alta, SE: Semi-Empírica.

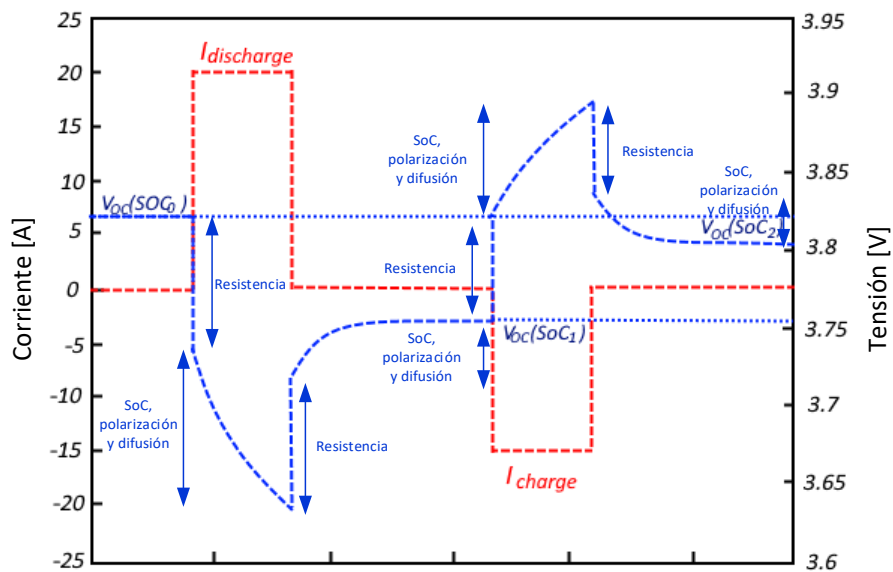


Figura 4-3. Evolución de corriente y de tensión en una batería ante un pulso de corriente.

Los *modelos eléctricos* se basan comúnmente en un circuito equivalente para reproducir los efectos de las baterías en funcionamiento, siendo más rápidos que los electroquímicos al obviar algunos niveles altos de detalle.

Los *modelos matemáticos o analíticos* representan los efectos de operación mediante ecuaciones diferenciales complejas de segundo o mayor orden. Teniendo en cuenta que no son necesarios muchos parámetros, son lo suficientemente rápidos. Sin embargo, estos modelos no tienen correspondencia física, por lo que tampoco son apropiados. Los modelos abstractos utilizan varias herramientas de análisis como la Inteligencia Artificial para predecir el rendimiento de las baterías. La precisión depende principalmente de la cantidad de datos en la etapa de entrenamiento. La interpretabilidad es prácticamente nula ya que solo se utilizan resultados experimentales para su definición.

Los *modelos combinados* están compuestos por varios submodelos para representar los efectos de variables de diferente naturaleza. Los modelos termoeléctricos se destacan dentro de estos modelos ya que sus efectos están relacionados entre sí.

Como resultado de lo anterior, los modelos eléctricos y combinados son predominantes en los estudios de electromovilidad, ya que los electroquímicos son demasiado complejos y los matemáticos no tienen correspondencia física. En consecuencia, no son adecuados para el control en tiempo real. A continuación, se presentan las características más relevantes de distintos modelos de simulación y análisis.

4.2.1. Modelo eléctrico de circuito equivalente (ECM)

Se pueden encontrar varias categorías dentro de los modelos eléctricos. En esta subsección, se consideran modelos simples, modelos de Thévenin, modelos PNGV, modelos de impedancia y modelos *Runtime*.

Los modelos simples son los modelos más básicos, los modelos Thévenin son adecuados para la simulación de estados transitorios, los modelos de impedancia se centran en el comportamiento de CA y los modelos *Runtime* representan el comportamiento de CC mientras se predice el tiempo de vida de la batería. Estas aplicaciones se recogen en la Tabla 4-4 [158].

Tabla 4-4. Clasificación de modelos eléctricos de baterías.

Capacidad de Predicción	Modelos basados en Thévenin	Modelos de Impedancia	Modelos Runtime-Combinados
DC	No	No	Sí
AC	Limitado	Sí	No
Transitorios	Sí	Limitado	Limitado
Autonomía de batería	No	No	Sí

4.2.1.1. Modelos simples

Los modelos simples son modelos que no tienen en cuenta una serie de factores de cierta relevancia, pero que pueden ser suficientes para algunas aplicaciones. A continuación, se presentan los más conocidos.

CAPÍTULO 4

A) Modelo de batería ideal

El primer modelo eléctrico de una batería fue desarrollado en PSpice por Hagerman [159], centrado en baterías de Pb-acido, níquel-cadmio y alcalinas. Más tarde, Gold desarrolló un modelo similar para los modelos de iones de litio, que podía presentar errores de hasta el 12% [160].

Un modelo ideal es el modelo más simple, con solo una fuente de tensión constante y descuidando otros parámetros internos (Figura 4-4). La tensión entre terminales coincide con la tensión del circuito abierto en cada momento, por lo que este modelo no considera la variación de tensión bajo la variación de carga, los cambios de SoC o cualquier otro fenómeno transitorio.

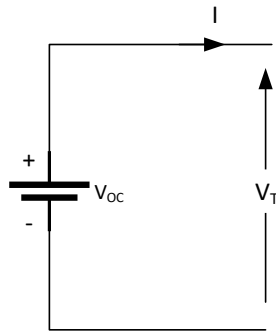


Figura 4-4. Modelo de batería ideal.

Las especificaciones generales de una batería ideal se dan en términos de capacidad [Ah] y tensión [V]. La cantidad de energía almacenada viene dada por su producto [Wh]. Este modelo mantiene una tensión constante independientemente de otros factores hasta el momento en que se descarga completamente, momento en que la tensión cae a cero [161]. Sin embargo, en baterías reales, la tensión se ve afectada por el SoC, ya que la capacidad útil disminuye según aumenta la carga conectada.

Los resultados de este modelo son aceptables para un análisis en estado estacionario donde el comportamiento de la batería no es el objetivo. La aplicación más habitual es como alimentación de dispositivos de alimentación, generalmente convertidores.

Reemplazar la fuente de tensión por una fuente de tensión controlada por SoC es una mejora de este modelo. Por lo tanto, la tensión variará según el SoC basado en una tabla de consulta (*lookup table*), lo que mejora la precisión y mantiene su simplicidad.

B) Modelo de batería simple o lineal

El modelo simple, el modelo de Batería Lineal o el Modelo de Resistencia Interna (*Internal Resistance*, IR) [162], contiene únicamente una resistencia, R_{int} , además de la fuente de tensión, V_{OC} , (Figura 4-5).

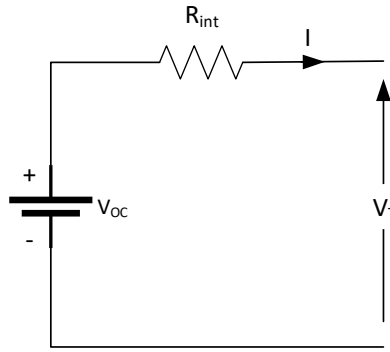


Figura 4-5. Modelo de batería Simple o Lineal.

Esta resistencia representa las pérdidas de energía que hacen que las baterías se calienten. La tensión entre terminales V_T coincide con la tensión de circuito abierto V_{OC} sólo cuando está en circuito abierto. Sin embargo, cuando se conecta una carga, esta tensión viene dada por la ecuación (4-1).

$$V_T = V_{OC} - R_{int} \cdot I \quad (4-1)$$

Este modelo puede representar la caída de tensión instantánea cuando se completa el circuito, que es directamente proporcional a la corriente circulante. Cuanto mayor sea la resistencia interna en una batería, mayores serán las pérdidas y menor será la potencia máxima disponible.

El principal inconveniente de este modelo, así como del anterior, es que ni la tensión entre terminales V_T ni la tensión de circuito abierto V_{OC} varían de acuerdo con el SoC u otros parámetros, como la concentración de electrolito. La resistencia también es constante, independiente del SoC o la temperatura. En este sentido, debe tenerse en cuenta que la resistencia depende en gran medida del tipo de batería, del estado de SoC y SoH y de la temperatura (Figura 4-6 [163, 164]). En general, la resistencia aumenta cuando el SoC disminuye (Figura 4-6 a)), el SoH disminuye (la degradación aumenta) (Figura 4-6 b)) y la temperatura disminuye (Figura 4-6 c)).

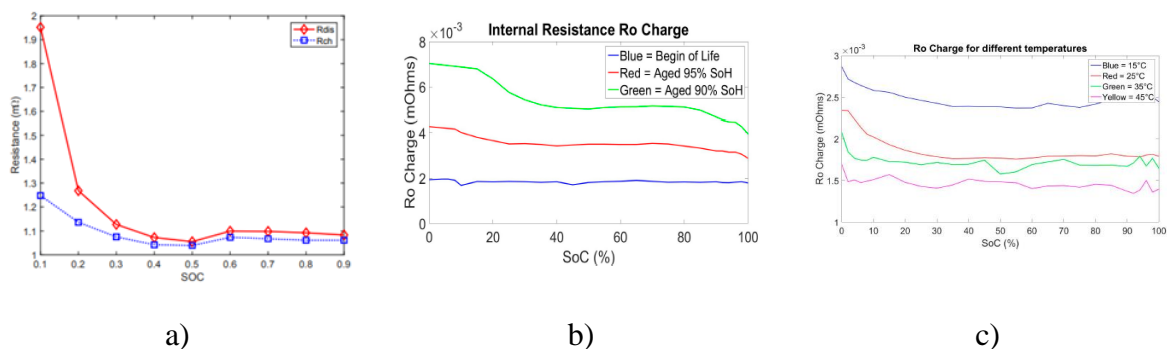


Figura 4-6. Variación de R_{int} en celdas NMC con a) SoC; b) SoH; c) Temperatura.

La aplicabilidad de este modelo está restringida a estudios en los que la batería opera en un rango medio de SoC, donde la resistencia interna es casi constante con una temperatura constante. A bajo SoC, sin embargo, la resistencia varía demasiado. La energía disponible para liberar, es decir, la capacidad, no se puede representar y se supone que es ilimitada [165]. La aplicación más habitual es la alimentación de dispositivos de potencia como convertidores o inversores [166].

CAPÍTULO 4

Dentro de las aplicaciones de VEs, este modelo se utiliza en estudios de mantenimiento, como precalentamiento de baterías en ambientes fríos [167] y simulaciones dinámicas de vehículos híbridos y eléctricos. La simulación dinámica puede mejorarse considerando una fuente de tensión controlada por SoC [168, 169].

La resistencia de la Figura 4-5, R_{int} , difiere en el modo de carga o descarga, como se muestra en la Figura 4-6 a). Por lo tanto, se pueden considerar diferentes resistencias para una mejor precisión, R_C para carga y R_d para descarga, como se muestra en la Figura 4-7.

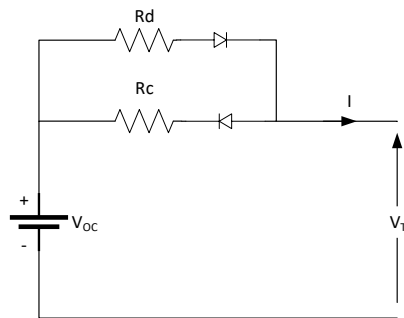


Figura 4-7. Modelo de batería simple considerando resistencias de carga y descarga.

Los diodos que se muestran en la Figura 4-7 se suponen ideales y están destinados a activar la resistencia correcta. Por lo tanto, la tensión entre terminales viene dada por las ecuaciones (4-2) y (4-3).

$$\text{Carga: } V_T = V_{OC} + R_C \cdot I, \quad (4-2)$$

$$\text{Descarga: } V_T = V_{OC} - R_d \cdot I, \quad (4-3)$$

Durante la carga, el diodo asociado a R_C se encuentra directamente polarizado y conducirá, pero el diodo asociado a R_d se encuentra polarizado de manera inversa, evitando la circulación de corriente. Durante la descarga, se activará R_d y se bloqueará R_C , por lo que solo se activará una resistencia en cada proceso. Este modelo tiene los mismos inconvenientes que el anterior, pero mejora la precisión, y se utiliza en vehículos híbridos y eléctricos [170].

C) Modelo simple mejorado de batería

La Figura 4-8 muestra el modelo de batería simple mejorada, que considera el efecto del SoC en la resistencia.

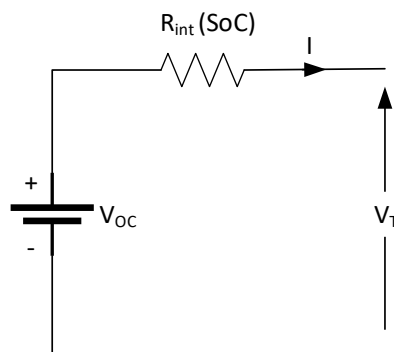


Figura 4-8. Modelo de batería simple considerando *Power Fade* (PF).

En este modelo, la tensión entre terminales viene dada por la ecuación (4-4):

$$V_T = V_{OC} - R_{int}(SoC) \cdot I. \quad (4-4)$$

donde la resistencia interna se puede expresar mediante la ecuación (4-5) [171]:

$$R_{int}(SoC) = \frac{R_0}{SoC^k}. \quad (4-5)$$

Además, R_0 , SoC y k son la resistencia interna inicial, el SoC actual y un factor de capacidad calculado a partir de las curvas de carga proporcionadas por el fabricante, respectivamente. El SoC actual viene dado por la expresión (4-6):

$$SoC = 1 - \frac{A \cdot h}{C_{10}}. \quad (4-6)$$

donde A es la corriente demandada equivalente, h es el tiempo de operación en horas y C_{10} es la capacidad para diez horas de operación a la temperatura de referencia. Como la capacidad real es dependiente de la corriente, también lo es el error.

Sin embargo, algunos autores cambian el método de cálculo de la resistencia interna manteniendo el mismo modelo esquemático, pero incluyendo una resistencia con comportamiento no lineal como se indica en la expresión (4-7):

$$R_{int}(SoC) = R_{int} + \frac{k}{SoC} \quad (4-7)$$

donde $R_{int}(SoC)$ es la resistencia interna variada, k es una constante de polarización y SoC es el estado de carga.

Este modelo ha sido utilizado históricamente por varios fabricantes, para propósitos de monitorización de baterías en etapa estacionaria y para simulación de tracción en baterías de Pb-ácido [172], pero también se puede aplicar a baterías de litio. Entre sus inconvenientes se puede destacar que, no representa la reducción de la capacidad cuando aumenta la carga, por lo que no es válido para sistemas dinámicos o estados transitorios. Aunque la resistencia varía, ésta no varía en función de la temperatura.

Este modelo se puede mejorar en caso de que se considere un V_{OC} de fuente de tensión controlada por SoC, como se muestra en la Figura 4-9. La variación real de V_{OC} de la batería se muestra en la Figura 4-10, que incluye el efecto de histéresis habitual entre la carga y la descarga [173].

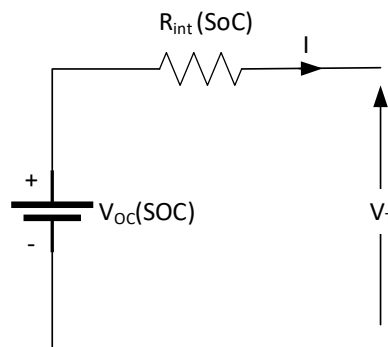


Figura 4-9. Modelo de batería simple considerando PF.

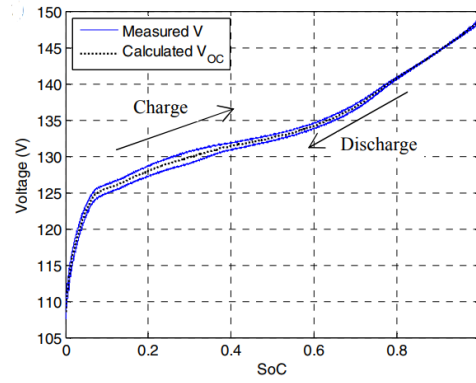


Figura 4-10. Efecto de histéresis de VOC con el SoC en NMC.

En este modelo, la tensión entre terminales viene dada por las ecuaciones (4-8), (4-9) y (4-10) [174]:

$$V_T = V_{OC}(SoC) - R_{int}(SoC) \cdot I \quad (4-8)$$

$$V_{OC}(SoC) = V_O - k \cdot SoC. \quad (4-9)$$

$$R_{int}(SoC) = R_{int} - k_R \cdot SoC \quad (4-10)$$

donde V_T es la tensión entre terminales, $V_{OC}(SoC)$ es la tensión de circuito abierto dependiente de SoC, $R_{int}(SoC)$ es la resistencia dependiente de SoC, I es la corriente, V_O es la tensión de circuito abierto cuando la batería está completamente cargada, R_{int} es la resistencia interna cuando la batería está completamente cargada, SoC es el estado de carga y k y k_R son constantes obtenidas a través de resultados experimentales.

Aunque este modelo mejora la precisión, es muy limitado en términos de energía liberada y consideración de temperatura, y no es válido para la simulación de estados transitorios. Para mayor precisión, la temperatura y el SoH pueden considerarse en la fuente de tensión y resistencia, pero sólo para el análisis de estado estacionario [162].

D) Modelo basado en fuentes de tensión

El modelo basado en fuentes de tensión se basa en la conexión de varias fuentes de tensión que representan diferentes fenómenos. El esquema general para este modelo se muestra en la Figura 4-11.

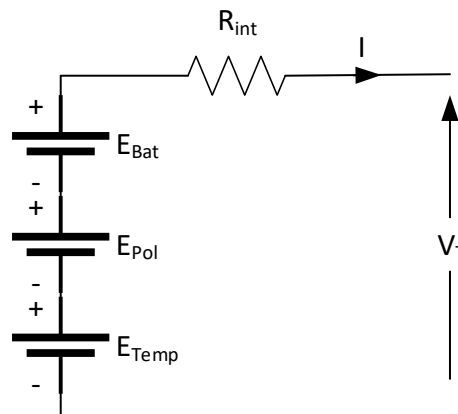


Figura 4-11. Modelo basado en fuentes de tensión.

La tensión entre terminales viene dada por la ecuación (4-11).

$$V_T = E_{bat} + E_{Pol} + E_{Temp} - R_{int} \cdot I \quad (4-11)$$

donde V_T es la tensión entre terminales, E_{Bat} es una fuente de tensión que representa la tensión interna de las celdas, E_{Pol} es una fuente de tensión que representa el efecto de polarización causado por el material activo, E_{Temp} es una fuente de tensión que representa el efecto de la temperatura, R_{int} es la resistencia interna, e I es la corriente.

Cada valor de fuente de tensión se determina experimentalmente por la relación entre cada efecto y tensión, en cada valor de SoC. Este modelo se puede aplicar a baterías de Pb-ácido, Ni-Cd y Li-Ion, y se utiliza en la simulación de conducción de vehículos eléctricos e híbridos [175].

Por un lado, se trata de un modelo simple donde la precisión se basa en la precisión de la relación especificada en cada fuente de tensión. Por otro lado, existe un error inherente al considerar cada variable por separado en lugar de considerarlas de manera acoplada.

E) Modelo RC o Modelo Dinámico

El modelo dinámico o RC se muestra en la Figura 4-12. Fue desarrollado por primera vez en el año 2000, por SAFT Battery Company para el NREL [176].

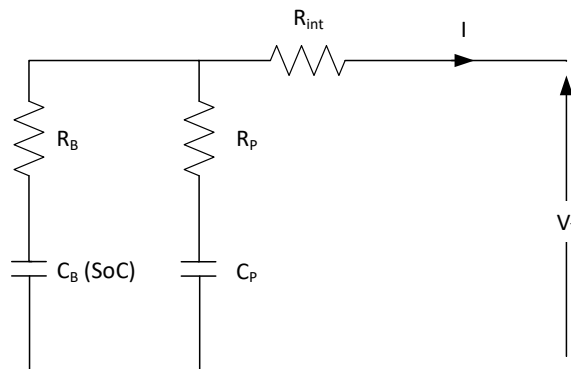


Figura 4-12. Modelo RC o Modelo Dinámico.

Este modelo incluye un condensador, C_B , que representa la capacidad almacenada, una resistencia en serie, R_B , que representa el efecto de propagación, un condensador, C_P , y una resistencia, R_P , dependiente de la corriente, que representan los efectos de polarización y difusión, respectivamente, y una resistencia interna, R_{int} . El valor de C_P es muy pequeño, al contrario que el valor de C_B , que es muy grande. En general, la resistencia de autodescarga se desprecia en las baterías de iones de litio [177, 178]. El valor de SoC se representa en la variación de tensión del condensador C_B . Las ecuaciones (4-12) y (4-13) rigen su funcionamiento.

$$V_T = V_{OC} - R_B \cdot I_B - R_{int} \cdot I \quad (4-12)$$

$$V_T = V_{CP} - R_P \cdot I_P - R_{int} \cdot I \quad (4-13)$$

donde V_T es la tensión entre terminales, V_{OC} es la tensión de circuito abierto, R_B es la resistencia de propagación, I_B es la corriente que atraviesa R_B , R_{int} es la resistencia interna, I es la corriente en bornes, V_{CP} es la tensión en el condensador C_P , R_P es la resistencia de polarización y difusión e I_P es la corriente por R_P .

CAPÍTULO 4

Este modelo es el preferido entre los modelos simples en simulaciones automotrices, y puede usarse para la estimación de SoC [179-181] ya que es lo suficientemente preciso y complejo.

4.2.1.2. Modelos de batería basados en Thévenin

Ninguno de los modelos presentados anteriormente es válido para simulaciones de estado transitorio. Para simular transitorios, se deben considerar algunos fenómenos como la polarización de manera dinámica. En esta sección, se explican algunos de los modelos más utilizados para la simulación de estado transitorio.

A) Modelo de Thévenin (de primer orden)

El modelo más simple de Thévenin, comúnmente llamado de primer orden o constante de tiempo (*One Time Constant, OTC*) [162], está compuesto por una fuente de tensión V_{OC} , una resistencia interna R_{int} y una red RC paralela (R_1 y C_1), que representan el efecto de capacitancia entre dos placas paralelas y la resistencia de contacto. Este modelo se muestra en la Figura 4-13.

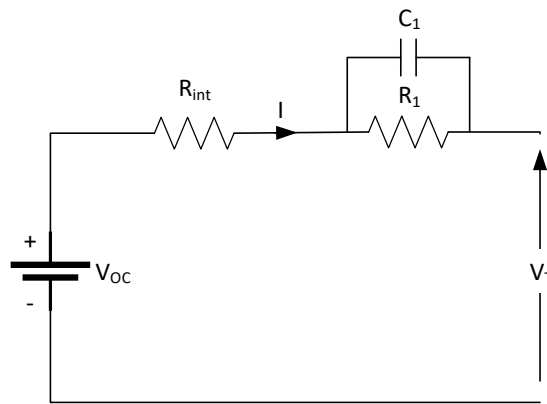


Figura 4-13. Modelo de Thévenin (de primer orden).

El objetivo de agregar un par RC al modelo lineal simple es poder representar fenómenos transitorios. El principal inconveniente del modelo de Thévenin es que todos los parámetros se consideran constantes. Sin embargo, se sabe que en realidad estos parámetros dependen del SoC, C-Rate, temperatura, SoH, etc.

Se puede hacer una mejora para la simulación del estado transitorio considerando el SoC en la fuente de tensión V_{OC} . La Figura 4-14 muestra el resultado del modelo mejorado, que es muy utilizado.

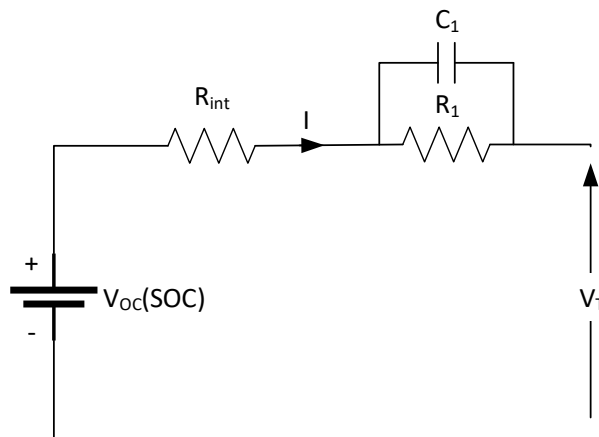


Figura 4-14. Modelo de Thévenin (de primer orden) mejorado.

R_{int} es la resistencia interna, R_1 es la resistencia de sobretensión y C_1 es la capacidad del efecto doble capa. La tensión de circuito abierto V_{OC} está relacionado con el SoC de la celda. Entre las aplicaciones clásicas de este modelo se encuentran la Resistencia de Tensión Dinámica (*Dynamic Voltage Resistor*, DVR) [182] con baterías de Pb-ácido, pero también se puede usar en baterías de iones de litio.

Se puede encontrar una aplicación de este modelo en [178], donde los autores diseñan un método de estimación de SoC para una batería LCO. La resistencia de autodescarga se desprecia, ya que estas pérdidas son mínimas en la tecnología Li-Ion (2-10% por mes). Los autores de [183] aplican este modelo en su análisis de estabilidad y diseño del método de estimación de SoC para una batería de iones de litio. En [184] además del SoC, también se propone un método de estimación de SoH en células de iones de litio. Los autores de [185], sin embargo, aplican este modelo en su estudio de la paralelización de baterías.

Algunos autores consideran la influencia del SoC en todos los parámetros, lo que mejora la precisión de los resultados. El autor de [186], por ejemplo, lo aplica en su estudio de un sistema de transmisión en un VE.

También es posible derivar este modelo en el llamado *EP-Thevenin*, desarrollado en [187]. En este artículo, los autores consideran el efecto de polarización de una manera más profunda y validan su modelo en celdas LIFEPO.

Entre las características de las celdas de iones de litio, se puede resaltar su bajo efecto de histéresis. En [188] se puede encontrar un desarrollo considerando este efecto de histéresis, así como el efecto de la temperatura y el SoC. Aunque considerar la histéresis mejora la precisión del modelo, este tipo de modelo es superado por el modelo Thévenin de segundo orden [188].

B) Modelo de Thévenin de Segundo Orden

El Modelo de Segundo Orden, Dos Constantes de Tiempo (*Two Times Constant*, TTC) o Modelo de Polarización Dual, agrega un segundo par RC (R_2 y C_2), con una constante de tiempo mayor al modelo anterior (Figura 4-15). Por lo tanto, es posible representar con precisión la tensión entre terminales cuando la corriente es cero, lo que no es posible para el OTC [162].

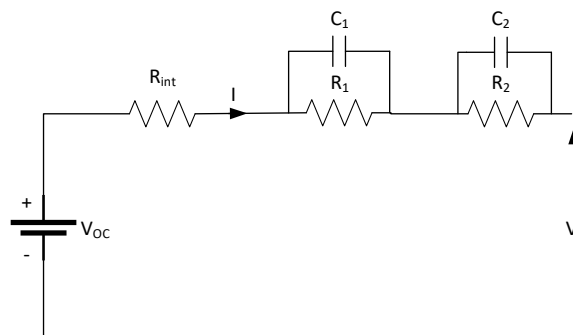


Figura 4-15. Modelo de Thévenin de Segundo Orden.

Es decir, el primer par RC tiene una constante de tiempo baja para describir los efectos a corto plazo, mientras que el segundo par RC tiene una constante de tiempo mayor para describir los efectos a largo plazo. El significado físico de los efectos transitorios son los efectos electroquímicos y de polarización de concentración, incluidos el efecto de transferencia de carga, la difusión y otros factores.

$$V_T = V_{OC} - R_{int} \cdot I - V_{C1} - V_{C2} \quad (4-14)$$

donde:

$$\dot{V}_{C1} = -\frac{1}{R_1 \cdot C_1} \cdot V_{C1} + \frac{1}{C_1} \cdot I \quad (4-15)$$

$$\dot{V}_{C2} = -\frac{1}{R_2 \cdot C_2} \cdot V_{C2} + \frac{1}{C_2} \cdot I \quad (4-16)$$

Un desarrollo de este modelo se puede encontrar en [189], donde se utiliza un modelo Thévenin de segundo orden para la caracterización de Degradación de Capacidad (*Capacity Fade*, CF). En este, R_{int} se divide en dos elementos, la resistencia original R_{series} , y una resistencia que considera el ciclado de la celda, $R_{cycling}$. Todos los parámetros se definen considerando el SoC y la temperatura.

Los autores de [190] aplican este modelo en su método de estimación de SoC basado en una combinación de Método de Mínimos Cuadrados y Filtro de Kalman Extendido. Solo consideran el SoC, despreciando la temperatura y el SoH. En [191], sin embargo, se consideran el SoC, SoH y SoF en aplicaciones de VEs.

Los modelos de Thévenin se pueden usar en combinación con otros para crear un modelo multidisciplinar. El estudio realizado en [192] desarrolla un modelo que considera tres aspectos: i) modelo eléctrico, ii) modelo térmico y iii) modelo de degradación para baterías de iones de litio instaladas en VEs. Los autores aplican una optimización de PSO modificada para la definición de parámetros y los resultados se validan experimentalmente.

C) Modelo de Thévenin de Tercer Orden

El modelo de Thévenin de Tercer Orden se obtiene agregando un tercer par RC, como se puede apreciar en la Figura 4-16.

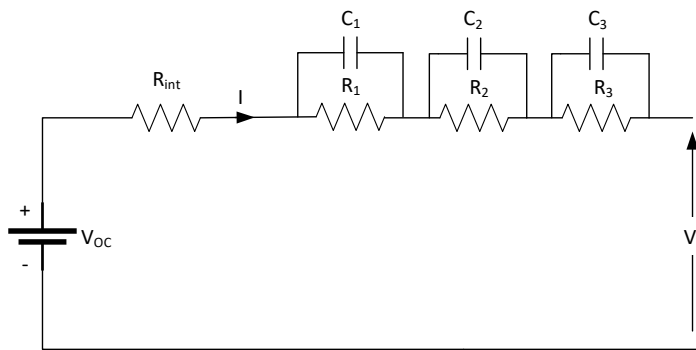


Figura 4-16. Modelo de Thévenin de Tercer Orden.

La tensión entre terminales viene dada por:

$$V_T = V_{OC} - I \cdot R_{int} - V_{C1} - V_{C2} - V_{C3} \quad (4-17)$$

donde:

$$\dot{V}_{C_1} = -\frac{1}{R_1 \cdot C_1} \cdot V_{C_1} + \frac{1}{C_1} \cdot I \quad (4-18)$$

$$\dot{V}_{C_2} = -\frac{1}{R_2 \cdot C_2} \cdot V_{C_2} + \frac{1}{C_2} \cdot I \quad (4-19)$$

$$\dot{V}_{C_3} = -\frac{1}{R_3 \cdot C_3} \cdot V_{C_3} + \frac{1}{C_3} \cdot I \quad (4-20)$$

Las aplicaciones más interesantes del modelo de Thévenin de tercer orden dentro de la electromovilidad incluyen el modelado paramétrico de la batería [193] y los estudios de operación de V2G [194].

Es posible aumentar la complejidad del modelo, pero el coste de computación supera a la mejora obtenida en precisión. Por lo tanto, no es habitual encontrar modelos de orden superior, ya que su aplicación en la electromovilidad sería inviable para el control en tiempo real.

4.2.1.3. Modelos PNGV

Los modelos PNGV se pueden considerar una evolución lógica de los anteriores que fueron propuestos por una serie de organizaciones comerciales.

A) Modelo PNGV (de Primer Orden)

La Asociación para una Nueva Generación de Vehículos (*Partnership for a New Generation of Vehicles*, PNGV), compuesta por un programa de investigación cooperativa entre el Gobierno de EE.UU. y las tres principales corporaciones automotrices nacionales (DaimlerChrysler, Ford y General Motors), propuso el modelo PNGV, que se muestra en la Figura 4-17

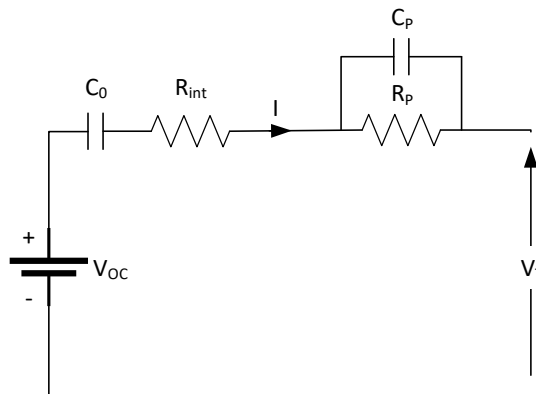


Figura 4-17. Modelo PNGV (de Primer Orden).

Este modelo se obtiene al agregar una capacitancia en serie C_0 al modelo de Thévenin. Aquí, V_{OC} es la fuente de tensión de circuito abierto, R_{int} es la resistencia óhmica interna, R_p y C_p son la resistencia de polarización y la capacitancia dada por la polarización (debido al gradiente de concentración), respectivamente, y C_0 es la capacitancia que representa los cambios en la tensión de circuito abierto (*Open Circuit Voltage*, OCV) debido a la integración de corriente, I .

Cuando la batería de iones de litio está en un estado de carga o descarga, la integración de la corriente con el tiempo hace que cambie el SoC, lo que a su vez cambia el OCV de la batería, que está representado por los cambios de tensión en el condensador C_0 . En este modelo, la capacitancia C_0 no sólo representa la capacidad de la batería de iones de litio, sino también su

CAPÍTULO 4

respuesta de corriente continua. Además, el efecto de la histéresis se describe en parte por C_0 , compensando así algunas de las deficiencias del modelo de Thévenin. Se pueden realizar fácilmente los experimentos de identificación de parámetros, siendo este modelo uno de los modelos adoptados con más frecuencia.

La tensión entre terminales viene determinada por:

$$V_T = V_{OC} - I \cdot R_{int} - V_{C_0} - V_{C_P} \quad (4-21)$$

donde:

$$\dot{V}_{C_0} = \frac{1}{C_0} \cdot I \quad (4-22)$$

$$\dot{V}_{C_P} = -\frac{1}{R_P \cdot C_P} \cdot V_{C_P} + \frac{1}{C_P} \cdot I \quad (4-23)$$

Destacar que este modelo estándar PNGV no considera el número de ciclo o los efectos de C-Rate, sin embargo, se consideran los efectos de polarización, la difusión y la activación en su conjunto. El OCV solo depende de la corriente total en todo momento, lo que conduce a un error creciente con el tiempo [195]. En la literatura actual, este modelo se utiliza en SoC, así como en la estimación de SoH [196, 197].

Se puede encontrar una evolución de este modelo en [198], en el cual los autores han vinculado los parámetros con SoC y temperatura para mejorar su precisión. También consideran el efecto de histéresis y una no linealidad en operaciones de alta corriente.

B) Modelo PNGV de Segundo Orden

El Modelo PNGV de Segundo Orden se muestra en la Figura 4-18.

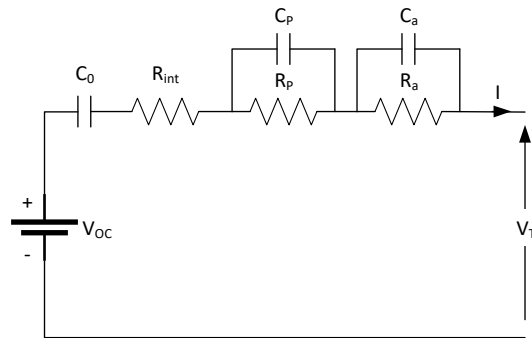


Figura 4-18. Modelo PNGV de Segundo Orden.

El modelo PNGV de primer orden, como el modelo Thévenin de primer orden, no es muy preciso cuando la celda está completamente cargada o completamente descargada [199]. Por lo tanto, el modelo PNGV puede extenderse a uno de segundo orden. R_P y C_P representan efectos de polarización por concentración, como en el modelo PNGV clásico, pero R_a y C_a se agregan para representar efectos de polarización por activación. La ecuación general que rige su funcionamiento se expresa en (4-24).

$$V_T = V_{OC} - I \cdot R_{int} - V_{C_0} - V_{C_P} - V_{C_a} \quad (4-24)$$

donde:

$$\dot{V}_{C_0} = \frac{1}{C_0} \cdot I \tag{4-25}$$

$$\dot{V}_{C_P} = -\frac{1}{R_P \cdot C_P} \cdot V_{C_P} + \frac{1}{C_P} \cdot I \tag{4-26}$$

$$\dot{V}_{C_a} = -\frac{1}{R_a \cdot C_a} \cdot V_{C_a} + \frac{1}{C_a} \cdot I \tag{4-27}$$

Una ventaja de este modelo de segundo orden es la mejora de la precisión en el estado transitorio y estacionario en comparación con el PNGV de primer orden y el Thévenin de primer orden [200], pero teniendo en cuenta que los requisitos computacionales son demasiado altos. Por ello, su uso no es muy frecuente.

4.2.1.4. Modelo de Batería de Noshin

En general, los modelos de batería no consideran el efecto de histéresis. El modelo de Noshin es una derivación del modelo de Thévenin, que considera este efecto de histéresis y la no linealidad de los parámetros internos.

Los modelos Thévenin y PNGV se definen mediante una prueba de caracterización de potencia de pulso híbrida (*Hybrid Pulse Power Characterisation Test, HPPC*) [201] y, en general, hacen varias suposiciones, como la igualdad de las resistencias de carga y descarga, o la igualdad de resistencia en operación y en reposo. Sin embargo, estas resistencias no son iguales y, por lo tanto, puede ser necesario considerarlas todas para obtener un modelo de alta precisión. La Figura 4-19 muestra el esquema eléctrico del Modelo de Noshin.

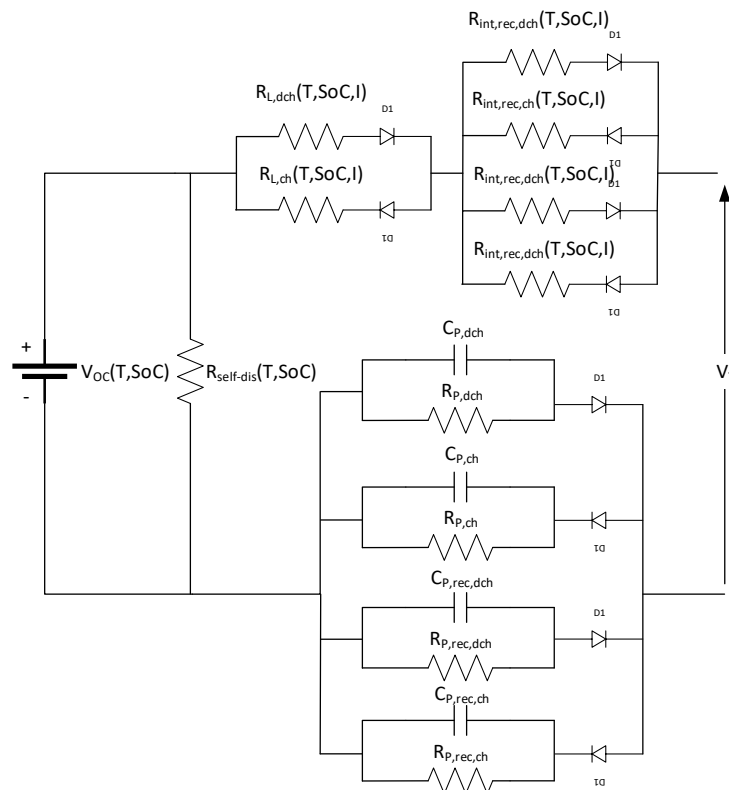


Figura 4-19. Modelo de Noshin.

CAPÍTULO 4

En este modelo, la resistencia interna durante la carga $R_{int, ch}$, es diferente de la resistencia interna durante la descarga $R_{int, dch}$. Además, se agregan $R_{L, ch}$ y $R_{L, dch}$ para representar el aumento de resistencia debido al envejecimiento por ciclado, y cuatro pares RC que representan los efectos de polarización, dos durante el ciclado y dos durante el reposo. Finalmente, puede considerarse una resistencia de autodescarga $R_{self-dis}$ para mayor precisión [201].

4.2.1.5. Modelos de Impedancia

Una de las técnicas más utilizadas para la determinación de parámetros en ECM es la espectroscopía de impedancia electroquímica (*Electrochemical Impedance Spectroscopy*, EIS) [202]. La impedancia electroquímica se define como la respuesta de un sistema electroquímico a una diferencia de potencial aplicada. En esta técnica, se realiza un barrido de la impedancia en el espectro de frecuencia, lo que facilita la definición del modelo. Por lo tanto, se obtiene una impedancia a cada valor de frecuencia. Los resultados de la prueba se grafican en un diagrama de Nyquist, que representa la resistencia en el eje de abscisas y la reactancia en el eje de ordenadas.

En el espectro de la frecuencia, es común encontrar elementos de fase constante (*Constant Phase Elements*, CPE). Estos elementos tienen una fase constante independiente del valor de frecuencia y son muy utilizados en el modelado de baterías de iones de litio [203-206].

La impedancia de un CPE se puede expresar en cálculo fraccional mediante la ecuación (4-28).

$$Z_{CPE}(s) = \frac{1}{Ws^\alpha} \quad (4-28)$$

donde: Z_{CPE} es la impedancia del CPE; s es el operador de Laplace; W es el coeficiente fraccionario; y α es el orden fraccionario, $0 \leq \alpha \leq 1$. Téngase en cuenta que el CPE representa una resistencia cuando $\alpha = 0$, y representa una capacitancia cuando $\alpha = 1$.

Un circuito típico obtenido a través de las pruebas EIS para baterías de iones de litio es el llamado Circuito de Randle, que se muestra en la Figura 4-20. Algunos autores prefieren extraer la impedancia de Warburg de la rama paralela, en serie con R_{int} , pero la diferencia entre estos dos modelos es insignificante [207].

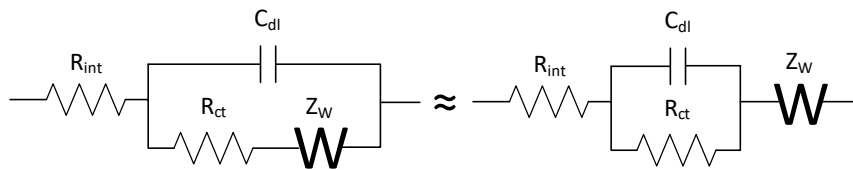


Figura 4-20. Circuito de Randle y circuito aproximación.

La resistencia interna R_{int} utilizada para representar la conductividad eléctrica del electrolito, el separador y los electrodos, coincide con el desplazamiento horizontal, es decir, donde la curva se encuentra con el eje x. El elemento de impedancia Z_{ARC} se compone de una asociación paralela de la resistencia de transferencia de carga R_{ct} y la capacitancia de doble capa C_{dl} , que representa la caída de tensión de polarización-activación, y se representa como un semicírculo, mientras que Z_W (impedancia de Warburg) es un CPE específico que modela efectos de difusión, y se representa gráficamente como una línea con una pendiente de 45° a frecuencias muy bajas [202]. Estos parámetros se muestran en la Figura 4-21, en un circuito de uso común en estos estudios, y su Diagrama de Nyquist con interpretación física.

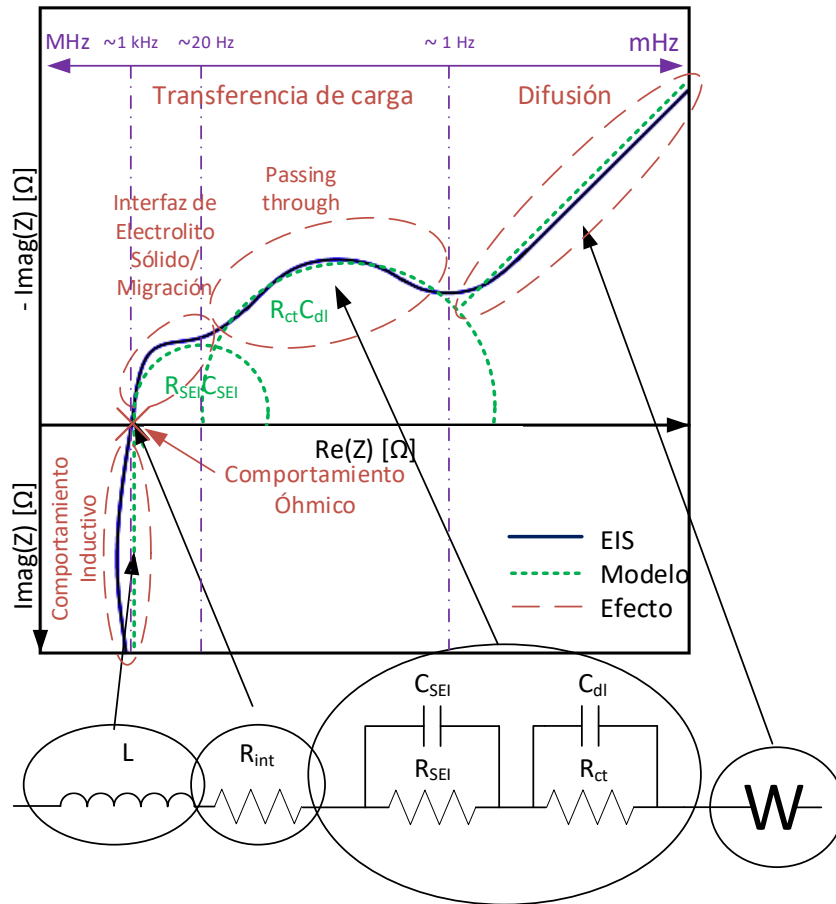


Figura 4-21. Modelo de impedancia de una batería de Ion-Litio.

La expresión analítica se muestra en la ecuación (4-29).

$$Z_{model}(s) = Ls + R_{int} + \frac{R_{SEI}}{1 + R_{SEI}C_{SEI}s} + \frac{R_{ct}}{1 + R_{ct}C_{dl}s} + \frac{1}{Q_W s^{1/2}} \quad (4-29)$$

donde: Z_{model} denota la impedancia del modelo de circuito equivalente; L y R_{int} son la inductancia y la resistencia en la región de alta frecuencia, respectivamente; R_{SEI} y R_{ct} son las resistencias en la región de frecuencia media; C_{SEI} es un CPE modelado como un condensador; C_{dl} es otro CPE modelado como un condensador; y Q_W es el coeficiente fraccional de la impedancia de Warburg.

Los efectos de esta impedancia de Warburg también se pueden reproducir utilizando múltiples redes de resistencia-condensador (RC) en serie [208]. Aunque para una equivalencia exacta se necesita una red infinita de pares RC, a menudo el circuito se puede modelar con la precisión suficiente, en algún rango de frecuencia, utilizando un pequeño número de pares de RC. Además, la capacidad de doble capa C_{dl} a menudo se omite, ya que su impacto es predominante solo a frecuencias muy altas [209]. Si se elimina C_{dl} y la impedancia de Warburg se reemplaza por un pequeño número finito de pares RC, el modelo de celda se convierte en el modelo de Thévenin explicado en la sección 4.2.

Es recomendable realizar las pruebas de EIS en estado estacionario y considerando una señal de entrada pequeña, para evitar efectos de no linealidad. Sin embargo, no se deben utilizar corrientes demasiado bajas para evitar la aparición de ruido que modifiquen los resultados. Esta

CAPÍTULO 4

prueba debe repetirse para cada caso de interés (SoC, temperatura, corriente, etc.), ya que es necesario esperar hasta que la celda se encuentre en estado estacionario. Algunos análisis de EIS se pueden encontrar en [210, 211]. La Figura 4-22 [212-214] muestra la dependencia de los resultados, respecto a la temperatura, SoC y SoH.

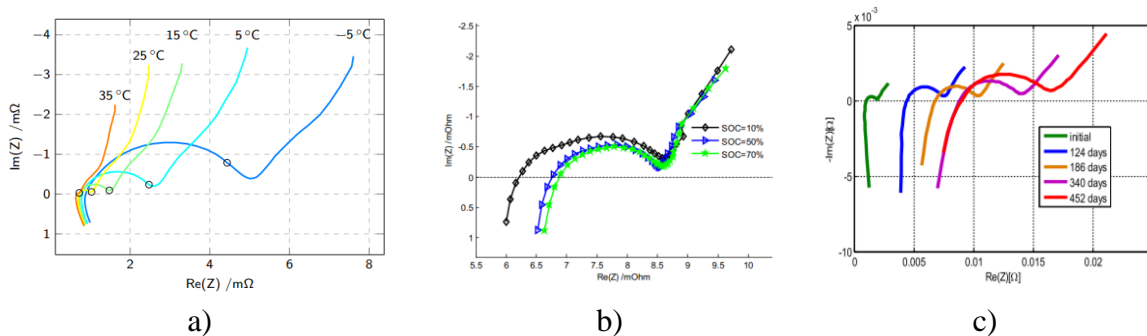


Figura 4-22. Diagrama de Nyquist de medidas EIS a) diferentes temperaturas, para cada temperatura, se marca el punto correspondiente a 1 Hz, b) diferentes SoC c) diferentes SoH.

Se puede observar el efecto directo que tiene la temperatura en todos los parámetros, efecto mayor en Z_{ARC} , ampliando el radio del círculo en el diagrama de Nyquist. El SoC tiene su mayor efecto en R_{int} , mientras que el SoH afecta a todos los parámetros de manera similar.

Los modelos de impedancia pueden ser muy útiles en el diagnóstico de celdas de iones de litio. Por lo tanto, es posible identificar la razón del envejecimiento de la celda observando el parámetro de mayor variación. R_{int} es una resistencia óhmica o de contacto, y su variación significa pérdida de conductividad, corrosión del colector o reacciones secundarias en el electrolito. Un aumento en R_{SEI} y C_{SEI} significa un aumento en la interfaz de electrolitos sólidos, que junto con un aumento del R_{ct} significa una pérdida de litio en la celda. Una variación en la impedancia de Warburg, a su vez, normalmente se debe a una pérdida de material activo [215]. El número de semicírculos antes de la cola de Warburg depende del historial de uso de la celda, ya que se originan a partir de SEI y las propiedades electrónicas de los materiales [216]. Se pueden encontrar varios modelos derivados de esta técnica en la literatura [217-220].

4.2.1.6. Modelos Runtime

Los modelos de Autonomía o *Runtime* son una serie de modelos algo alternativos con un objetivo principal concreto tal y como se analiza en esta sección. Estos modelos sólo tienen como objetivo calcular la autonomía restante de la batería, por lo que suelen ser empleados como complemento de otros modelos en aras de lograr un modelo más completo.

A) Modelos Runtime simples

Los modelos presentados anteriormente son capaces de representar la evolución de tensión y corriente. Sin embargo, no proporcionan datos de autonomía. La Figura 4-23 muestra un modelo de autonomía o *Runtime*, que se usa comúnmente para la simulación de cuánto tiempo es capaz de operar una batería, hasta descargarse por completo, bajo una corriente promedio fija.

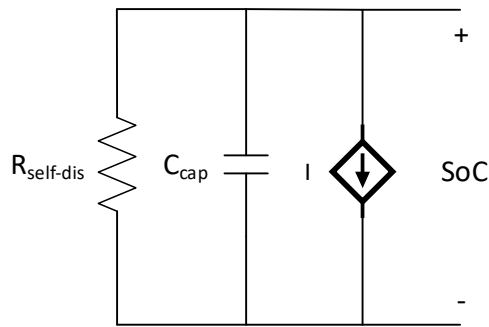


Figura 4-23. Modelo Runtime.

En este modelo, $R_{self-dis}$ es la resistencia de autodescarga, C_{cap} es el condensador que representa la carga almacenada en la batería (capacidad) e $I(t)$ es una fuente de corriente que representa la corriente de funcionamiento.

Dado que la tensión de una batería depende del SoC, este modelo simula el SoC y se usa comúnmente en combinación con otros modelos, capaces de representar la evolución temporal de la tensión, tal y como se muestra a continuación.

B) Modelos Runtime-Combinados

Los modelos *Runtime-Combined* están integrados, generalmente, por dos subcircuitos conectados entre sí. En este contexto, se utiliza ampliamente un modelo *Runtime* Combinado con uno Thévenin. En la Figura 4-24, se muestra un circuito típico, basado en el Thévenin de Tercer Orden.

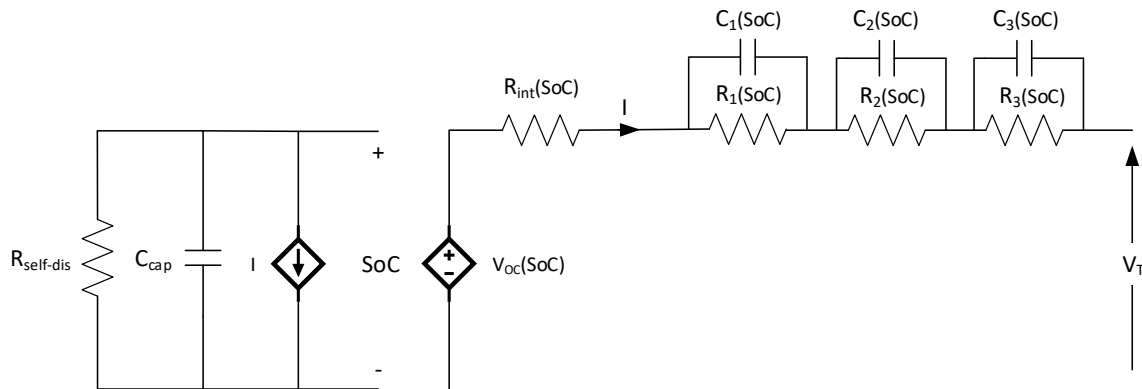


Figura 4-24. Modelo Runtime-combinado típico.

En el primer subcircuito, $R_{self-dis}$ es una resistencia de autodescarga, C_{Cap} es un condensador que representa la carga almacenada en la batería, e $I(t)$ es una fuente de corriente controlada por corriente, que mide la corriente que fluye en el subcircuito 2. El primer subcircuito está diseñado para consideraciones energéticas, como la medición de SoC, la capacidad restante, la relación de autodescarga. El segundo subcircuito se compone de un modelo Thévenin de Tercer Orden, pero reemplazando la fuente de tensión por una fuente de tensión controlada por tensión, midiendo la tensión (dependiente del SoC) en el primer subcircuito. El segundo subcircuito está diseñado para simular el comportamiento I-V.

En la literatura actual se pueden encontrar varios trabajos centrados en el desarrollo de este modelo de aplicación a la electromovilidad, siendo los más habituales los integrados por un

CAPÍTULO 4

modelo Thévenin de segundo-orden [158, 221] y un modelo Thévenin de tercer-orden [140, 222, 223].

4.2.1.7. Análisis comparativo

Para una mejor comprensión, a continuación, se explican las diferencias de rendimiento de los principales ECM analizados. La Figura 4-25 muestra el comportamiento típico de una celda de iones de litio durante un ciclo de carga-descarga.

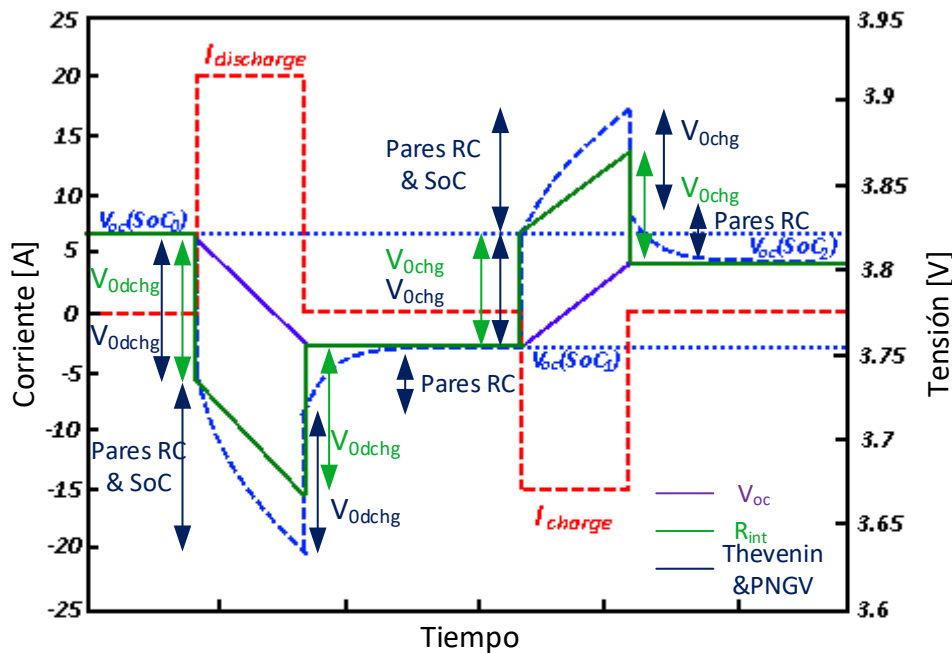


Figura 4-25. Evolución de la tensión y corriente en un ciclo de una batería de iones de litio.

A partir de SoC_0 , se produce una caída de tensión instantánea V_{0dchg} cuando se inicia la descarga, debido a la R_{int} (resistencia del electrolito en su mayoría). Entonces, la tensión disminuye de manera exponencial, debido a la combinación de pares RC (reacciones de difusión y superficie) y disminución del SoC en la fuente de tensión. La caída de tensión V_{0dchg} se recupera instantáneamente cuando la corriente se anula, y debido a los pares RC, la tensión necesita cierto tiempo para estabilizarse en un nuevo estado, SoC_1 . Cuando se inicia el estado de carga, se produce un aumento instantáneo de la tensión V_{0chg} debido a R_{int} , seguido de un aumento exponencial debido a los pares RC y la variación de SoC en la fuente de tensión. Finalmente, cuando la carga se detiene, ocurre una caída de tensión instantánea debido a R_{int} , seguido de una disminución exponencial debido a los pares RC, hasta que se alcanza el SoC final, SoC_2 . Los modelos Thévenin y PNGV son más precisos cuando se incrementan los pares RC y pueden modelar más precisamente estos efectos. Sin embargo, cuando se utiliza un modelo ideal con consideración SoC, como se puede ver en la Figura 4-25, V_{OC} graficado en morado, sólo considera parte de la dinámica: Variación de la tensión con la variación de SoC. El Modelo Simple Mejorado con consideración SoC es más preciso, porque incluye las caídas instantáneas de tensión, graficada en verde en la Figura 4-25. En consecuencia, no se puede considerar un modelo lineal para la medición directa del SoC, ya que no considera el SoC en la variación de tensión [162].

En esta situación, los modelos Thévenin y PNGV se consideran adecuadas para la mayoría de las aplicaciones. Según las características del estudio, el número de pares RC más utilizado en

los modelos Thévenin y PNGV está entre 1 y 2. Su forma de onda está graficada en azul. Un elevado número de pares de RC aumenta el coste computacional sin proporcionar un aumento de precisión lo suficientemente razonable [224]. En aplicaciones de diseño o diagnóstico, donde la velocidad de simulación no es importante, es común usar tres pares RC. Por lo tanto, el número de pares RC se elige como una solución de compromiso entre la precisión y complejidad [202]. Los valores de los pares RC generalmente se obtienen con ensayos experimentales.

En el ámbito de los modelos Thévenin y PNGV, el primer orden puede representar el estado transitorio de manera aproximada y es suficiente para la mayoría de los estudios, especialmente aquellos en los que la velocidad de simulación es una prioridad. Los modelos de segundo orden pueden representar un estado transitorio de manera bastante precisa y, por lo tanto, es aplicable en la estimación de SoC. Dentro de la electromovilidad, un modelo de segundo orden se considera apropiado, incluso mejor si se combina con un modelo *Runtime* [221].

La Tabla 4-5 [200] recoge los resultados de precisión de un estudio comparativo entre diferentes modelos.

Tabla 4-5. Comparativa del error en porcentaje [%] entre los diferentes circuitos eléctricos equivalentes.

Test	50% SoC, 1C	Pulse Test			DDP Test			Test Capacidad 1C			Test Capacidad 5C		
		0-5	5-90	90-100	0-5	5-90	90-100	0-5	5-90	90-100	0-5	5-90	90-100
Rint	0,2	4,5	7	14	5	15	20	3	5	18	8	9	19,2
RC	0,3	8	2	55	5	5	46	7	2	58	6	5	50
Thévenin	0,2	3,5	5	17	4	4	15	2	1	20	2	7	19
PNGV	0,2	2	1,5	25	4	3,5	19	2	1,5	29	6	12	18
PNGV 2ndo orden	0,1	2	2	19	2,5	2	14	2	2	25	4	14	35
PNGV 3er orden	0,2	1,5	2	17	3	1	13	2	2	23	3	12	28
Noshin	0,2	2	1,5	13,5	2,5	3	14	2	1	16,5	2	2	12,5

Aunque todos los modelos son muy precisos en condiciones fijas estándar (5-90% DoD), los resultados dependen de la corriente, pero, en general, del DoD, y alcanzan un error del 58%.

Los estudios de variación de potencia, denominados PF y estudios de variación de capacidad, llamados CF se encuentran dentro de las aplicaciones actuales más habituales de los modelos de baterías en electromovilidad. Estos estudios representan la capacidad o la variación de potencia cuando una batería envejece. Se sabe que la corriente promedio, la temperatura, el DoD y el SoC promedio son las variables más influyentes en la degradación de la batería [225]. Sin embargo, se requiere un modelo adecuado para conocer las diferencias de rendimiento, como puede ser un modelo *Runtime*-Combinado con Thévenin. Por lo tanto, es posible predecir el rendimiento de la batería cuando se degrada por el uso y los eventos de carga. De hecho, los eventos de carga se pueden optimizar si se prevé la degradación que se producirá.

4.2.2. Modelo de degradación

Las baterías, además de la máquina eléctrica, son el núcleo de un VE. Por lo tanto, su comportamiento a lo largo del tiempo tiene una importancia vital tanto en los resultados de viabilidad técnica como económica. Consecuentemente, es esencial el modelado del comportamiento y la correcta representación de los fenómenos involucrados. La vida útil, junto

CAPÍTULO 4

con el coste, la autonomía y los cargadores, son los factores clave a considerar en la adquisición de un VE. La salud y el comportamiento de la batería también son factores importantes desde la perspectiva de la vida útil. De hecho, posee un impacto directo en la autonomía del vehículo y en la cuantificación de su valor residual, por ser uno de los elementos más caros.

A día de hoy, existen trabajos que comparan el nivel de desarrollo de la batería (en términos de energía específica y potencia específica) y el nivel de desarrollo del proceso carga. Por ejemplo, en [226], se cuestionan si se obtendrían ventajas sustanciales con mayores avances tecnológicos que permitan una mayor capacidad y, por lo tanto, autonomía. Sin embargo, los resultados para los casos de estudio elegidos por los autores muestran una mayor rentabilidad en el correcto uso, y mayor desarrollo de la carga rápida en las baterías actuales. Es decir, dicho estudio considera que el nivel de desarrollo de las baterías ha alcanzado un punto de inflexión, donde los avances se traducen en menores incrementos de rentabilidad, mientras que los desarrollos en los procesos de carga aun disponen de un mayor recorrido.

Si bien los usuarios prefieren realizar cargas completas con la mayor frecuencia posible, con la implicación de acelerar el proceso de degradación, las recargas ALAP tienden a minimizar el proceso de degradación [227], ya que sólo se realizan cuando el vehículo va a ser empleado.

4.2.2.1. Modelado de los fenómenos internos de la batería

El SoH de una batería cuantifica la reducción de las propiedades de la batería con respecto a su estado original, conociendo esta reducción como degradación. La degradación irreversible de las baterías es un proceso multidisciplinar de alta relevancia [49, 228-232], y se compone de dos factores fundamentales: envejecimiento debido a la vida útil consumida (Envejecimiento por Calendario o *Calendar Aging*) y debido a los ciclos de uso (Envejecimiento por Ciclado, *Cycle Aging*) [227, 233]. La Tabla 4-6 muestra las principales causas de degradación en una batería.

Tabla 4-6. Mecanismos de degradación en una batería de iones de litio.

Concepto a simular	Efecto de Degradación	Mecanismo de Degradación		Resultado	
		Cátodo	Ánodo	Power Fade	Capacity Fade
Calendar aging ($\sim t^2$)	Cambio de fase superficial	Temperatura		X	
	Precipitación de Fases	Temperatura, SoC		X	
	Pérdida de Material Activo	Temperatura, SoC			X
	Disolución de Especies	Temperatura, SoC		X	
	Descomposición del Aglutinante	SoC	Temperatura, SoC	X (Cátodo)	X (Ánodo)
	Crecimiento de SEI		Temperatura, SoC	X	X
	Disolución de SEI		Temperatura	X	
	Desorden cristalino	SoC		X	
	Corrosión de los colectores de corriente		SoC	X	
Cycle aging ($\sim Ah$)	Revestimiento de Litio		Temperatura, C-Rate	X	X
	Gradientes Intercalados		Temperatura, C-Rate		X
	Fallo Mecánico	DOD	C-Rate, SoC, DOD	X	X

* Los mecanismos de alta relevancia se encuentran escritos en rojo, los mecanismos de menor relevancia se encuentran escritos en azul.

La degradación se debe a diversos procesos microscópicos químicos y electroquímicos [230, 234-237]. Se suele considerar como mecanismo prominente la formación de la llamada SEI [238, 239]. La SEI es una fina capa (escala nanométrica) en la superficie de las partículas activas de grafito, que crece con el tiempo, pero que su composición no es bien conocida. La formación de esta SEI es la causa de la pérdida de capacidad y el incremento de resistencia interna. En consecuencia, la vida útil puede ser maximizada seleccionando o controlando apropiadamente las condiciones de operación con objeto de evitar estresar en exceso la batería. Se considera que una batería debe ser reemplazada cuando pierde del 20-30% de su capacidad de almacenamiento original, y no se pueden satisfacer las necesidades de tracción. Una vez que las baterías han llegado al final de su vida útil (*End of Life*, EoL) para usarse en VEs, pueden usarse en sistemas de almacenamiento a gran escala o como un sistema de respaldo en cargadores de CC, ya que todavía poseen el 70-80% de su capacidad original [225]. Es conocido que estos dos factores afectan i) aumentando la resistencia interna y, por lo tanto, reduciendo la potencia disponible (PF), y ii) reduciendo la capacidad de almacenamiento (CF) [227, 240].

CF es la pérdida de capacidad en una celda en comparación con una nueva, mientras que el PF es el descenso de potencia máxima que una celda puede proporcionar, causado por un aumento en la resistencia interna. La degradación de baterías es un proceso natural que permanentemente reduce la capacidad que una celda puede almacenar y/o potencia que proporcionar. Normalmente, las celdas instaladas en un VE están sobredimensionadas en potencia, es decir, pueden proporcionar más potencia de la que el resto de componentes pueden manejar. En consecuencia, a escala de celda, la PF es insignificante, y, por tanto, sólo es relevante la CF [241]. En este sentido, se considera que las baterías de iones de Litio utilizadas en la tracción de BEVs deberían tener de cinco a diez años de vida útil y soportar de 1000 a 2000 ciclos [240].

Los principales factores de degradación de la batería son la temperatura, el tiempo, el DoD y la relación de descarga, siendo la temperatura la más relevante. La temperatura está influenciada por la radiación solar, la relación carga / descarga, el sistema de refrigeración (si lo hay), etc., mientras que el DoD solo se ve afectado por el uso que el conductor requiere de la batería (distancia de viaje, frecuencia, hábitos de conducción, etc.)

Es importante considerar el *calendar aging* en las baterías de un VE, ya que los vehículos permanecen estacionados el 96% del tiempo [242]. La degradación debida a la vida útil consumida (*calendar aging*) es mayor al principio y disminuye a medida que pasa el tiempo según se indica en la expresión (4-30).

$$D_{calendar} = f \cdot e^{-E_a/RT} \cdot t^\beta \quad (4-30)$$

donde: $D_{calendar}$ es la degradación inducida [%], f es un factor pre-exponencial, usualmente 14 876 días^{1/2}. E_a es la energía de activación, de valor 24,5 [kJ·mol⁻¹]. R es la constante universal de los gases ideales, de valor 8,314 [J·mol⁻¹·K⁻¹]. T es la temperatura absoluta [K], t es el tiempo transcurrido [días] y β es un factor igual a 1/2 cuando el crecimiento de la SEI es el mecanismo de degradación predominante [233, 243].

Esta degradación se debe a la inevitable descomposición de los compuestos presentes en cada celda, por el simple hecho de haber sido construida, específicamente a la deposición de iones de litio [39], y depende del SoC pero principalmente de la temperatura [227, 233, 244-246]. El SoC está relacionado con la tensión de cada celda a través de la curva de tensión de circuito abierto, mientras que la relación entre temperatura y degradación sigue la ley de Arrhenius [227].

CAPÍTULO 4

La degradación debida al envejecimiento por ciclado sólo ocurre con el uso de las baterías y depende principalmente del DoD y el rango de SoC en el que opera, así como de la relación de corriente de carga / descarga [227, 247-249]. La ecuación (4-31) es una de las generalmente usadas para representar este fenómeno.

$$D_{cycling} = B_1 \cdot e^{B_2 \cdot I_{rate}} \cdot A_h \quad (4-31)$$

$$\text{Con: } B_1 = a \cdot T^2 + b \cdot T + c$$

$$B_2 = d \cdot T + e$$

donde: $D_{cycling}$ es la degradación relativa [%], $a = 8,89 \cdot 10^{-6}$ [$\text{Ah}^{-1} \text{K}^{-2}$], $b = -0,0053$ [$\text{Ah}^{-1} \text{K}^{-1}$], $c = 0,7871$ [Ah^{-1}], $d = -0,0067$ [$\text{Ah}^{-1} \text{K}^{-1}$], $e = 2,35$ [Ah^{-1}], I_{rate} es la ratio carga / descarga expresado como C-rate, A_h es la cantidad de Ah intercambiados [que se puede expresar como $A_h = (\text{número de ciclos}) \cdot (\text{DOD}) \cdot (\text{capacidad a pena carga})$] [243].

Se ha demostrado que los ciclados pequeños, aproximadamente el 20%, alrededor de un SoC promedio (50% aproximadamente) son mucho más beneficiosos que los ciclados profundos. Grandes variaciones del SoC hacen que la SEI crezca y pueda dañar el material catódico, lo que conlleva una pérdida de potencia [240]. Específicamente, para el caso de V2G, se recomiendan DoDs inferiores al 60%, con un rango de SoC entre 30-90% [29].

La degradación por ciclado es una fuente importante de degradación en las baterías equipadas por un VE debido a los demandantes procesos de recarga y conducción, relacionadas con temperaturas relativamente altas, la cuales generalmente son limitadas mediante métodos de refrigeración pasivos o activos; suficientemente altas para acelerar el proceso de envejecimiento. Por ejemplo, Tesla, controla la temperatura de forma que no aumente de 55°C [250].

El efecto del *cycle aging* se estudia en [251]. El estudio se basa en cincuenta ciclos registrados de diferentes conductores que se clasifican en tres categorías según su comportamiento: “agresivo, suave y gentil”. Las simulaciones abarcan diferentes casos, considerando cargadores L1 y L2, así como el servicio de regulación de frecuencia, el *peak shaving* y la integración de RES que actúan como sistemas de almacenamiento. Como resultado, se encuentra que las baterías de los conductores agresivos se degradan entre un 23,5% y 38,9% promedio más que las otras dos categorías, y la carga no controlada aumenta la degradación en 15,8%. Además, se recomienda un sistema de refrigeración activo, que dependiendo del clima local tiene mayor o menor influencia [240, 251].

La temperatura es uno de los tres parámetros principales en la diferencia de rendimiento entre las celdas de una misma batería. Esta diferencia debe ser la menor posible porque el rendimiento general de la batería está condicionado por las celdas con mayor degradación. Específicamente, se recomienda mantener la diferencia de temperatura entre las celdas de una batería por debajo de 8 °C. Los otros dos parámetros de mayor influencia son la eficiencia culómbica y la tasa de autodescarga, que se definen por el proceso de construcción [252].

Los parámetros relacionados con la degradación de baterías son parámetros internos, lo que los convierte en difícil de medir mediante sensores. Por tanto, el estudio de los mecanismos de degradación y la construcción de un modelo de degradación para la estimación del SoH es de vital importancia [253].

De acuerdo a la literatura existente, los modelos de estimación del SoH, y por tanto los métodos de vida útil restante (*Remaining Useful Lifetime*, RUL), pueden categorizarse en *model-based*, *data-driven*, y métodos híbridos, atendiendo al modo de formulación [253]. Los métodos basados en modelos, *model-based*, establecen un modelo matemático basado en la física y dinámica de la batería para describir el efecto de la degradación. Generalmente, se basan en ecuaciones algebraicas y diferenciales, o en la construcción de un modelo empírico simple basado en una ecuación. Sin embargo, existe un dilema entre la precisión, relacionada con la complejidad, y la velocidad de convergencia. Por otra parte, los métodos basados en datos, *data-driven*, aplica teorías estadísticas o técnicas *machine-learning* para desarrollar un modelo predictivo directamente de los datos disponibles, extrayendo correlaciones ocultas y prediciendo la RUL sin necesidad de un modelo matemático [254, 255]. Los modelos *data-driven* no requieren de análisis de los mecanismos del sistema, manteniendo la viabilidad y practicidad, pero se requiere de una gran cantidad de datos. También se han propuesto modelos híbridos que combinan los dos anteriores.

Los modelos más teóricos representan las reacciones electroquímicas que tienen lugar en la batería [256-260]. Estos modelos son conocidos por poseer la mayor precisión, pero con la desventaja de necesitar ajustar una serie de parámetros que deben ser conocidos de antemano. En consecuencia, su aplicación en tiempo real se ve limitada al no poder operar con precisión sin datos, y no ser fácilmente adaptables.

Se pueden encontrar muchas publicaciones que apliquen la técnica de mediciones EIS para la caracterización del SoH de una celda y la identificación de los mecanismos de degradación [261-265]. Sin embargo, las mediciones a partir de EIS son muy sensibles al SoC, temperatura, e incluso a las impedancias de los conectores [266, 267], que las convierten en poco apropiadas para su aplicación en VEs. Además, el equipamiento necesario es complejo y caro, por lo que su aplicación se suele limitar al laboratorio [268].

Se puede lograr una descripción teórica del envejecimiento de baterías en función de las condiciones de operación a través mediante ECMs. Generalmente, solo consideran los parámetros y variable principales, despreciando los de menor influencia en los principales efectos a modelar. Los ECMs son ampliamente empleados en BMSs [269] por su capacidad para operar con pocos parámetros, una suficiente precisión y alta velocidad de computación [270]. Los parámetros pueden ser determinados combinando estos modelos con EIS u otras técnicas generalmente basadas en ensayos experimentales.

Los estudios experimentales dentro de este campo son muy exigentes en términos de tiempo y sólo se enfocan en determinadas condiciones concretas (temperatura, DoD, etc.). Por tanto, no ofrecen un conocimiento de todo el rango de condiciones [245, 269]. Además, se requiere de modelos con correspondencia física, para su aplicación en vehículos, por lo que los modelos en el dominio de la frecuencia suelen ser descartados [268]. En resumen, se precisan de modelos capaces de calcular la degradación, cualesquiera que sean las condiciones, independientemente de las condiciones de los ensayos experimentales efectuados.

Los modelos de degradación de sistemas de almacenamiento de sistemas de almacenamiento de energía eléctrica están atrayendo el interés de los académicos ya que muchos avances dependen de ellos. Los VEs y las Estaciones de Almacenamiento de Energía en Baterías (*Battery Energy Storage Stations*, BESS) que proveen de servicios auxiliares y contribuyen a la estabilización y control del sistema eléctrico son un claro ejemplo. Por ello, el número de investigaciones enfocadas en el SoH de las baterías ha crecido considerablemente en los últimos años.

CAPÍTULO 4

Diversos autores han enfocado sus investigaciones en caracterizar el origen de la degradación bajo diferentes patrones de operación. Algunos trabajos se pueden encontrar en [248, 271], donde los autores intentan identificar cual es el principal mecanismo de degradación. La mayoría, concluye que, en las condiciones de operación de VEs y BESSs, predomina el crecimiento de la SEI, aunque a ciertas condiciones otros mecanismos pueden ganar relevancia [272, 273].

También, muchos son los autores que han propuesto un modelo de degradación. Wang et al., por ejemplo, ha estudiado la degradación a diferentes DoDs (10-90%), temperaturas (10-43°C), y C-Rates (C/2-6.5C), resultando en 60 condiciones diferentes [243]. Los ensayos a bajas corrientes (C/2) y DoD (10%) fueron empleados como representación del *calendar aging* al efectuar un ciclado muy leve. Sin embargo, una corriente de C/2 no es lo suficientemente baja y se puede corresponder con rangos de corriente empleados en VEs.

Es común emplear una ley exponencial como representación de la degradación [274], especialmente en el estudio de BESSs, pero esta aproximación, como cualquiera que se emplee, debe adaptarse al modelo de celdas empleado. Por ello, siempre se requiere de ensayos experimentales. Igualmente, es importante contabilizar la contribución del DoD, C-Rate y temperatura, ya que las baterías litio-ion no pueden ser representadas mediante los modelos tradicionales de Degradación vs DoD y Ah [275]. Por ende, los modelos exponenciales no se consideran especialmente apropiados si se requiere de una alta precisión.

En [276], se modela el CF y PF de una serie de celdas con formato 18 650. Basándose en dichos ensayos, la caracterización de la celda LFP se efectúa en [277] para la estimación de tensión y SoC. Sin embargo, los autores se basan en ensayos a una sola temperatura y a un solo C-Rate, lo que limita considerablemente la aplicabilidad de los resultados. Un problema similar ocurre en [274], donde el modelo de degradación desarrollado pensado para BESSs no considera la influencia del C-Rate, lo que limita considerablemente su aplicabilidad en VEs. Estudios, como el realizado en [278], se enfocan en la caracterización de las diferencias electroquímicas y su influencia en la degradación para actualizar los parámetros del modelo dependiendo de las condiciones de operación, simulando 1000 ciclos en 15 minutos con un paso de 1s. También se han desarrollado trabajos probabilísticos [279, 280], donde se emplean un *model-based* Bayesiano o un modelo *data-driven* para definir la degradación como una función probabilística.

En [281], se desarrolla un modelo electroquímico empírico, actualizado mediante un modelo empírico de CF. Sin embargo, los autores sólo consideran la temperatura y el C-Rate, despreciando la influencia del DoD y despreciando el PF por no ser considerado relevante. Los resultados muestran un 5% de error medio, siendo el error máximo del 14%. En [282] se presenta un modelo de celda validado en tres químicas diferentes y en un amplio rango de temperaturas (-5-45°C). Este modelo se basa en un modelo ECM Thévenin de segundo orden y posee un error de hasta el 8%. En [283], se propone un modelo de *calendar* y *cycle aging* de una celda NMC de 20 Ah. Aunque los autores sólo consideran el CF, los resultados muestran una buena estimación del SoH al poseer un error del 5%, pero no se menciona el tiempo de computación necesario. Posteriormente, los mismos autores publicaron un modelo de PF de las mismas celdas en [284], pensado en investigar la degradación por altas corrientes relacionadas con la carga rápida, ofreciendo 2 °C de error en la estimación de temperatura.

4.2.2.2. Consecuencias de la provisión de servicios V2X en el estado de salud de la batería

El estudio realizado en [233] muestra que la carga no controlada (G2V) causaría una pérdida de capacidad del 31% después de diez años, independientemente del tipo de cargador (un cargador L2 tendría efectos mínimos en comparación con un cargador L1). No obstante, al incorporar servicios V2G, se observa una mayor degradación. Específicamente, después de diez años, la degradación aumenta al 45% con los cargadores L2, que deberían proporcionar servicios diarios de *peak shaving*. Sin embargo, debe destacarse que este servicio generalmente se necesita hasta 20 veces al año, una cantidad pequeña. El servicio de regulación de frecuencia supondría una degradación de 35,03% y 42,56% para los cargadores L1 y L2, respectivamente. La degradación promedio por los servicios de regulación de frecuencia es 0,0010-0,0023% por evento, dependiendo del nivel del cargador, lo que supondría un coste de 0,2-0,46 \$ por evento. Ayudar a mitigar las fluctuaciones producidas por la integración de RES implicaría pérdidas de capacidad de 0,0059-0,013% por servicio. Considerando este servicio 20 veces al año (durante más de diez años), representa una pérdida adicional de 1,18-2,60% y un coste de 1,18-2,60 \$ por día. Todos estos resultados se recogen en la Tabla 4-7 [233].

Tabla 4-7. Degradación de la batería después de diez años, según el servicio y el nivel del cargador.

Servicio		Nivel	
		L1	L2
G2V	No controlada	31,41%	
	Peak shaving	36%	45%
V2G	Regulación de Frecuencia	35,03%	42,56%
	“Net load shaping”	32,59%	34,01%

Los resultados mostrados anteriormente muestran la rentabilidad de los servicios V2G, con la excepción de “*Net load shaping*”, ya que requiere una carga / descarga constante. Suponiendo un 30% como EoL de la batería, la provisión de servicios V2G supone una reducción del tiempo de vida de 0,25 años debido al *peak shaving*, 0,19 años debido a la regulación de frecuencia y 0,51 años debido al *Net Load Shaping* [233].

Los resultados anteriores son similares al análisis antes mencionado de [251], en el que no hay grandes diferencias entre las cargas L1 y L2, y la degradación producida por el servicio de *peak shaving* es más pronunciada que la regulación de frecuencia debido a un mayor DOD. Sin embargo, la regulación de frecuencia produce una mayor pendiente de *CF*. En cuanto a la integración de RES, el uso de baterías de VEs como almacenamiento para la generación fotovoltaica conduce a una degradación del 37%.

4.3. Estrategias de recarga existentes considerando las baterías

Existen varios trabajos de investigación en este campo, que aparecen recogidos en la publicación [285]. En ella, se desarrolla un algoritmo destinado a minimizar el envejecimiento de las baterías derivado de los servicios V2G. El modelo de envejecimiento se basa en dos años de datos experimentales y se valida con ciclos realistas. Los resultados muestran que, con un control adecuado, los servicios V2G pueden incluso extender la vida útil de las baterías en colaboración con el SG y el Sistema de administración de baterías (*Battery Management*

CAPÍTULO 4

System, BMS), reduciendo en 9,1% y 12,1% la disminución de capacidad y la disminución de potencia, respectivamente.

También en base a datos experimentales, en [286], los autores caracterizan una serie de baterías que diferencian el mecanismo de degradación en función de diferentes factores (número de tiempos de carga, temperatura ambiente, si existe V2G, etc.). En base a esta experiencia, realizar la recarga con mayor frecuencia reduce ligeramente el “*calendar aging*”, posiblemente con una profundidad de ciclado menor. Sin embargo, los servicios V2G tienen una mayor influencia en la reducción de la vida útil de la batería, hasta 5 años en caso de que se ejecute en los dos picos de demanda diarios, con un 75% de degradación y un aumento de resistencia del 10%. Por lo tanto, los autores concluyen destacando la relevancia de los incentivos para la promoción de este servicio y que, en climas cálidos, es más favorable realizar las recargas lo más tarde posible y no mantener la batería completamente cargada innecesariamente.

En [287], se presenta una exhaustiva revisión de los dos documentos anteriores, que resalta las diferencias en los resultados a pesar de la aparente similitud de las hipótesis utilizadas, así como los factores no contemplados. Por otro lado, se resalta la falta de regulación existente relacionada con el tema, lo que muestra la incertidumbre del servicio V2G a pesar de los compromisos adquiridos con respecto a la integración de RES y su compatibilidad. A su vez, y debido a la estrecha relación entre la viabilidad del V2G y la degradación de las baterías, se recomienda realizar más investigaciones en esta área.

Basado en el objetivo de un control óptimo de la temperatura de la batería, los autores de [288] diseñan una estrategia de carga y la comparan con el método CC-CV ampliamente utilizado. Este procedimiento se aplica a diferentes tiempos de carga y considera las condiciones climáticas y ambientales. Los resultados son muy similares para la carga rápida, pero a medida que disminuye la potencia de carga, la mejora es más notable.

En [289] se presenta una estrategia de carga con el objetivo de reducir el coste operativo total a través de la programación no lineal. Considera el efecto del envejecimiento por calendario, pero no el *cycle aging*. Al utilizar la estrategia de carga ALAP en cada lapso para reducir la temperatura de la batería o el SoC promedio, se ha logrado una reducción de costes de hasta el 73%. Los mismos autores presentan un estudio similar en [290]. Además, cargar lo más tarde posible también permite la reducción de las emisiones de CO₂. Esta reducción aumenta cuando aumenta la participación de las energías renovables en el *mix* [291].

En [292] se muestra otro estudio destinado a reducir los costes operativos mientras se reduce la degradación producida por diferentes cargadores en una estación de intercambio de baterías. En este último, se realiza un análisis comparativo entre tres técnicas diferentes, a saber, PSO, algoritmo genético de población variable (*Varied Population Genetic Algorithm*, VPGA) y evolución diferencial de población variable (*Varied Population Differential Evolution*, VPDE).

4.4. Conclusiones

En este capítulo se han introducido los aspectos generales del modelado de baterías. Asimismo, se ha realizado una búsqueda del estado del arte de los modelos eléctricos y de degradación más relevantes, con especial énfasis en aquellos con aplicabilidad en electromovilidad. Adicionalmente, se han caracterizado los mecanismos predominantes en la degradación de baterías, y se han estudiado las estrategias de recarga más relevantes existentes con objetivo de maximizar, y/o considerando, el estado de salud de las baterías.

Se ha comprobado como resultado de gran relevancia la elección adecuada del modelo para el caso de aplicación, fruto del *trade-off* existente entre precisión y velocidad de cálculo. En este contexto, dentro de la categoría de modelos eléctricos, un modelo con alta precisión y de máximas prestaciones como podría ser un modelo de Thévenin o PNGV de tercer orden, requiere de un alto coste computacional que limita su aplicabilidad en términos de eficiencia de simulación.

En cuanto a los modelos de degradación, se han identificado las categorías generales, determinándose los modelos *data-driven*, los más adecuados para esta aplicación de cara a una futura aplicación experimental y necesidad de velocidad de cálculo para su empleo en tiempo real. Al consistir en modelos basados en datos experimentales, el banco de datos empleado debe abarcar, como mínimo, las condiciones de la aplicación en la cual va a ser empleada. Así, se ha comprobado como existen numerosos trabajos de ensayos de degradación de baterías, pero la mayoría de ellos consideran un rango de C-Rate demasiado estrecho, temperaturas incompatibles con la electromovilidad, u otras condiciones que limitan su aplicación en la simulación de VEs.

En consecuencia, se ha identificado la necesidad de desarrollar modelos eléctricos y de degradación relativamente sencillos, de manera que permitan desarrollar estrategias de optimización contemplando la degradación de baterías en regímenes estacionarios. Dichos modelos han de contemplar los parámetros necesarios (capacidad y resistencia interna) sin necesidad de sobrecálculos en otros parámetros que no sean representativos, ya que para la optimización no se requiere de un análisis dinámico. Además, en combinación con un modelo de degradación *data-driven* desarrollado a partir de datos experimentales obtenidos bajo condiciones análogas, resultaría adecuado en términos de precisión, sin renunciar a la simplicidad en aras de mantener la velocidad de cálculo y reducir los recursos computacionales necesarios para su ejecución.

CAPÍTULO 5

MODELOS DESARROLLADOS

- 5.1- MÉTODOS DE CARACTERIZACIÓN EMPLEADOS
- 5.2- MODELO DE DEGRADACIÓN DE CELDA LFP
- 5.3- MODELO ELÉCTRICO Y DE DEGRADACIÓN DE CELDA NMC
- 5.4- APLICACIONES DEL MODELO
- 5.5- CONCLUSIONES

5. Modelos de baterías desarrollados

Este capítulo presenta el estudio realizado, desde los fundamentos teóricos que lo posibilitan hasta el desarrollo experimental efectuado en torno al modelo de batería.

Para el desarrollo de un modelo afín de degradación de batería, se ha procedido al análisis de una serie de celdas de Ion-Litio. Dichas celdas, LG Chem E63 (63Ah), se corresponden con aquellas integradas en VEs comerciales, tales como el Renault Zoe. Se ha realizado un análisis de los datos experimentales y se ha procedido al tratamiento de los mismos con objeto de crear un modelo que caracterice la degradación de la batería. Dicho modelo se fundamenta en el desarrollo e implementación de algoritmos dinámicos que establecen intercorrelaciones entre las magnitudes físicas y parámetros objeto de estudio necesarios para desarrollar y evaluar estrategias de recarga óptima, como son la temperatura, C-Rate, DoD, SoH, SoC, y resistencia interna, entre otros. Finalmente, este modelo se ha validado en base a los resultados experimentales proporcionados y ha sido empleado posteriormente en la definición de la metodología de recarga óptima, presentada en el Capítulo 6 de la presente Tesis Doctoral.

En este sentido, este Capítulo 5 presenta los métodos de caracterización empleados, el desarrollo de los modelos de degradación obtenidos para diferentes químicas de celda (LFP y NMC), así como la propuesta de varias aplicaciones potenciales contemplando casos de estudio reales que se fundamentan en los modelos desarrollados.

5.1. Métodos de caracterización empleados

5.1.1. Interpolación Cúbica por Polinomios de Hermite

Debido a la alta no linealidad de las interrelaciones multifísicas del sistema a emular, para obtener datos intermedios es necesario realizar una interpolación que se ajuste, en la medida de lo posible, a los datos reales, no pudiéndose realizar mediante una simple interpolación lineal o polinómica sencilla. En este sentido, en el presente proyecto se ha empleado la interpolación cúbica por polinomios de Hermite (*Piecewise Cubic Hermite Interpolating Polynomial*, PCHIP). Este método de interpolación se ha seleccionado por mostrar una alta robustez a la vez que se respeta la monotonicidad de los datos. En la ecuación (5-1) se muestra el polinomio de interpolación PCHIP utilizado [293, 294].

$$y(x) = h_{00}(t)y_k + h_{10}(t)(x_{k+1} - x_k)m_k + h_{01}(t)y_{k+1} + h_{11}(t)(x_{k+1} - x_k)m_{k+1} \quad (5-1)$$

for $k = 1, \dots, n$

donde: x es el valor discreto introducido; $y(x)$ es el valor interpolado; x_k y x_{k+1} son el valor anterior y posterior al valor x , respectivamente; y_k y y_{k+1} son el valor anterior y posterior al valor $y(x)$, respectivamente; m_k y m_{k+1} son las tangentes evaluadas en los puntos k y $k + 1$, respectivamente; $h_{ii}()$ son las funciones básicas de Hermite; t es el punto a evaluar en cada función $h_{ii}()$. En (5-2) y (5-3) se obtienen los puntos t a evaluar en las funciones $h_{ii}()$ y las tangentes m_k , respectivamente.

$$t = \frac{x - x_k}{x_{k+1} - x_k} \quad (5-2)$$

$$m_k = \frac{\Delta_{k-1} + \Delta_k}{2} \quad (5-3)$$

CAPÍTULO 5

donde Δ_{k-1} y Δ_k son las pendientes de las líneas secantes entre puntos sucesivos, obtenidas en (5-4), dado como:

$$\Delta_k = \frac{y_{k+1} - y_k}{x_{k+1} - x_k} \quad (5-4)$$

En (5-5)-(5-8) se muestran las funciones básicas de Hermite $h_{ii}(t)$.

$$h_{00}(t) = B_0(t) + B_1(t) \quad (5-5)$$

$$h_{10}(t) = \frac{1}{3}B_1(t) \quad (5-6)$$

$$h_{01}(t) = B_3(t) + B_2(t) \quad (5-7)$$

$$h_{11}(t) = B_0(t) + B_1(t) \quad (5-8)$$

donde B_i son los elementos de los polinomios de Bernstein de orden 3 utilizados para la composición de las funciones básicas de Hermite h_{ii} , obtenidos en (5-9):

$$B_i(t) = \binom{3}{i} \cdot t^i \cdot (1-t)^{3-i} \quad (5-9)$$

La diferencia entre una interpolación lineal y una interpolación PCHIP puede verse en la Figura 5-1. Como se ha comentado, se observa una mayor suavidad en los cambios de tendencia definidos por los puntos experimentales, manteniendo la planitud cuando los datos experimentales así lo requieren.

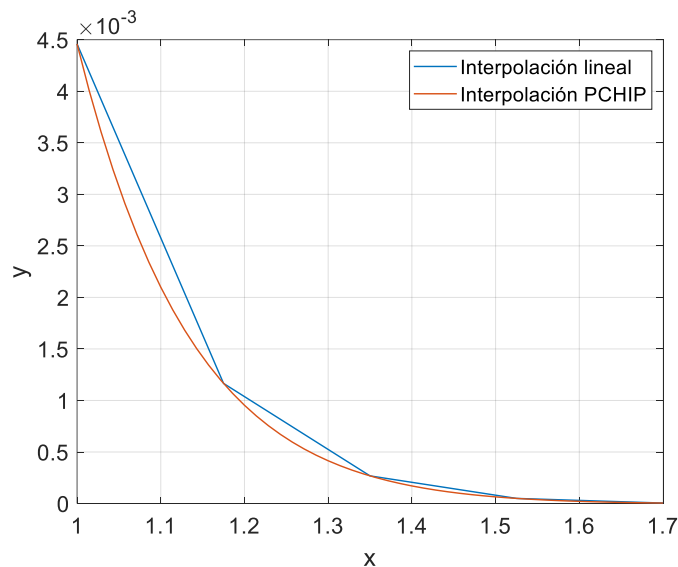


Figura 5-1: Comparativa entre interpolación lineal e interpolación PCHIP.

5.1.2. Algoritmo Trust-Region

El algoritmo Trust-Region [295] es empleado para la determinación del ajuste óptimo de un conjunto de datos a una ecuación tipo. Para ello, el algoritmo trata de buscar el mínimo escalar de la diferencia de los componentes del vector definido por los resultados de la ecuación de

ajuste en los puntos de estudio, y el vector definido como los puntos de estudio presentes en el banco de datos a ajustar.

$$\min \sum_{i=1}^N f(x_i) - y_i \quad (5-10)$$

donde: $f(x)$ es el valor proporcionado por la función de ajuste en el punto de estudio i del conjunto x , mientras que y es el conjunto de datos medidos.

Para minimizar dicha función, el algoritmo aproxima la función objetivo $f(x)$ con una función $q(s)$ más simplificada aplicable en el entorno de n dimensiones al punto de estudio x . El entorno se corresponde con la región de confianza o trust región. El *solver* calcula un paso de prueba minimizando (o aproximadamente minimizando) en N . El subproblema considerado en la región de confianza es:

$$\min_s (q(s), s \in N) \quad (5-11)$$

El *solver* actualiza el punto actual a $x+s$ si $f(x+s) < f(x)$; de lo contrario, el punto actual permanece invariable y el solucionador reduce N (la región de confianza) y repite el cálculo del paso de prueba.

5.2. Modelo de degradación de celda LFP

Inicialmente, se ha desarrollado un sencillo modelo de degradación basado en PCHIP para verificar las posibilidades que dicha utilidad ofrece, así como su fiabilidad y robustez. Este modelo se corresponde con un modelo de degradación por ciclado de una celda LFP.

A partir de datos obtenidos del trabajo de investigación presentado en [296], en el cual se presentan resultados obtenidos a partir de ensayos experimentales, se ha procedido al tratamiento de los mismos con objeto de obtener un modelo de degradación multivariable con aplicabilidad en todo el dominio de operación. Es decir, pese a haber realizado los ensayos y disponer de resultados experimentales únicamente a determinados valores de C-Rate, temperatura y DoD, el modelo obtenido es capaz de predecir la degradación a cualquier valor de C-Rate, temperatura y DoD. A continuación, se detalla el proceso seguido.

En la referencia anteriormente indicada, los autores reflejan una ecuación ajustada a los resultados para cada ensayo realizado, expresada en función de la temperatura y la energía intercambiada. Los resultados correspondientes a diferentes DoD, pero a una misma corriente, han sido unificados, dando como resultado la variable energía intercambiada, A_h , tal y como se muestra en la expresión (5-12).

$$A_h = \sum_{i=1}^N DoD_i \cdot Cap = N \cdot DoD \cdot Cap \quad (5-12)$$

donde A_h es la eergía intercambiada, DoD es la profundidad de descarga, Cap es la capacidad de la celda y N es el número de ciclos efectuados.

Estas ecuaciones se muestran en la Tabla 5-1.

Tabla 5-1. Ecuaciones proporcionadas del modelo de degradación.

C-Rate	Modelo de degradación	
C/2	$Q_{loss} = 30330 \cdot E^{-31500/R \cdot T} \cdot A_h^{0.552}$	(5-13)
2C	$Q_{loss} = 19300 \cdot E^{-31000/R \cdot T} \cdot A_h^{0.554}$	(5-14)
6C	$Q_{loss} = 12000 \cdot E^{-29500/R \cdot T} \cdot A_h^{0.56}$	(5-15)
10C	$Q_{loss} = 11500 \cdot E^{-28000/R \cdot T} \cdot A_h^{0.56}$	(5-16)

De los ajustes proporcionados en las ecuaciones (5-13)-(5-16), los autores han deducido una expresión general (5-17) de la degradación en función de la temperatura, el C-Rate y la energía intercambiada.

$$Q_{cyc} = B \exp\left(\frac{-31700 + 370.3 \cdot C_{rate}}{RT}\right) Ah^{0.55} \quad (5-17)$$

En dicha ecuación, el valor del parámetro B ha de ser determinado en función del C-Rate mediante ensayos experimentales.

Inicialmente, se ha graficado la degradación producida en una celda, con DoD y corrientes fijas en función de la temperatura correspondiente a las ecuaciones (5-13)-(5-16). La Figura 5-2 muestra las curvas obtenidas, representadas en un plano. La curva correspondiente a C/2 ha sido eliminada por ser discordante con la tendencia general.

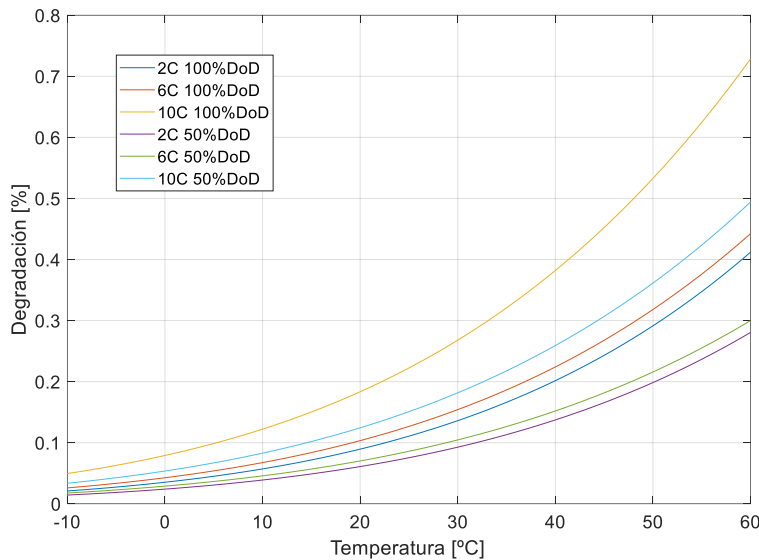


Figura 5-2. Evolución de la degradación tras un ciclo a DoD y corriente fija en celda LFP.

Posteriormente, se ha procedido a la representación de las mismas curvas de degradación en el espacio tridimensional, ya que el algoritmo a verificar pretende ser usado en este orden dimensional. La representación tridimensional de dichas curvas se presenta en la Figura 5-3.

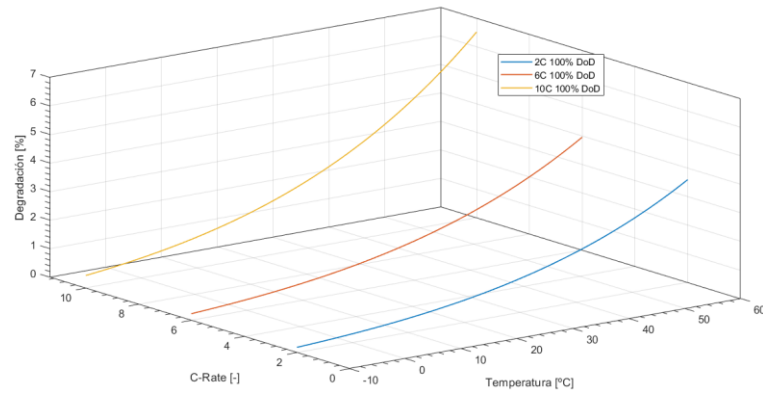


Figura 5-3. Degradación para ciclado tras 100 ciclos, con 50% DoD, en función de la temperatura y el C-Rate.

Una vez se disponen de las curvas representadas en el espacio, estas pueden ser correlacionadas a través de los polinomios de Hermite definidos en el apartado 5.1.1., dando lugar a la Figura 5-4 para $T=50\text{ }^{\circ}\text{C}$. Para ello, las curvas han sido cortadas mediante un plano perpendicular a las mismas (Plano de temperatura constante), obteniéndose tres puntos de corte, los cuales son la base para la interpolación que compondrá una curva de temperatura constante.

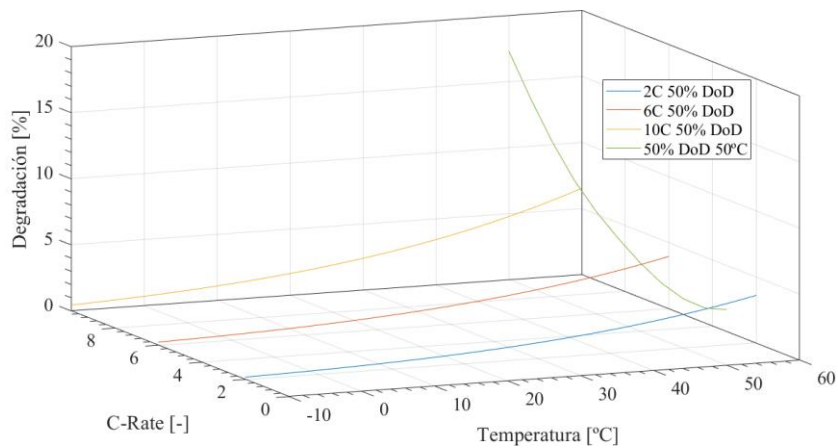
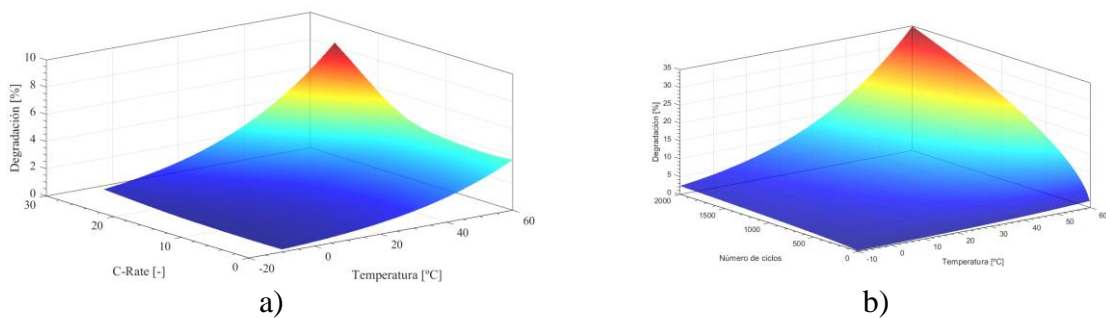


Figura 5-4. Degradación para ciclado tras 100 ciclos, con 50% DoD, en función de la temperatura y la corriente.

Al disponer de curvas no paralelas, es posible definir el plano que contiene a todas ellas. El resultado final de degradación con ampliación a todo el dominio de simulación mediante extrapolación se muestra en las Figura 5-5.



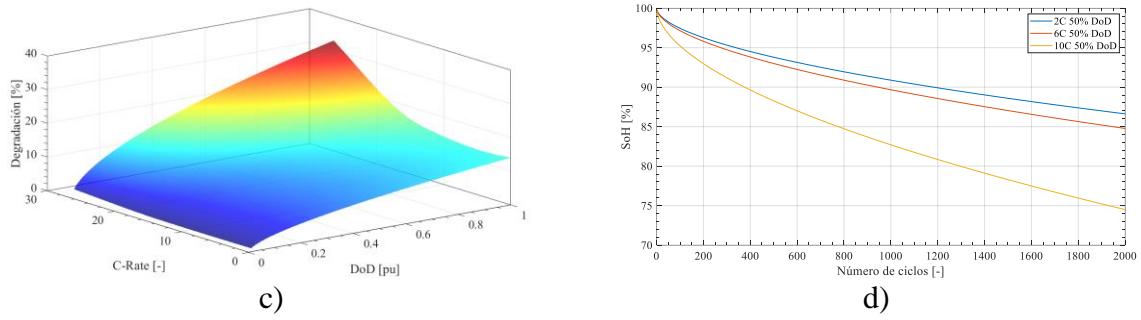


Figura 5-5. a) Degradación por ciclado tras 100 ciclos, con 50% DoD, en función de la temperatura y C-Rate, b) Degradación por ciclado a 10C, 50% DoD, en función de la temperatura y el número de ciclos, c) Degradación por ciclado tras 1000 ciclos a 50 °C, en función del C-Rate y el DoD, d) Degradación por ciclado a 50% DoD y 50 °C, para varios C-Rate en función del número de ciclos.

5.3. Modelo eléctrico y de degradación de celda NMC

Una vez revisada la robustez y aplicabilidad de los polinomios de Hermite en el ámbito del modelado de degradación de baterías, se ha procedido a la construcción de un modelo eléctrico y de degradación por ciclado y almacenamiento de una celda comercial de Ion litio con cátodo NMC, empleada en VEs actualmente a la venta. La Figura 5-6 muestra un esquema de dichos modelos, incluyendo la interoperación entre ambos.

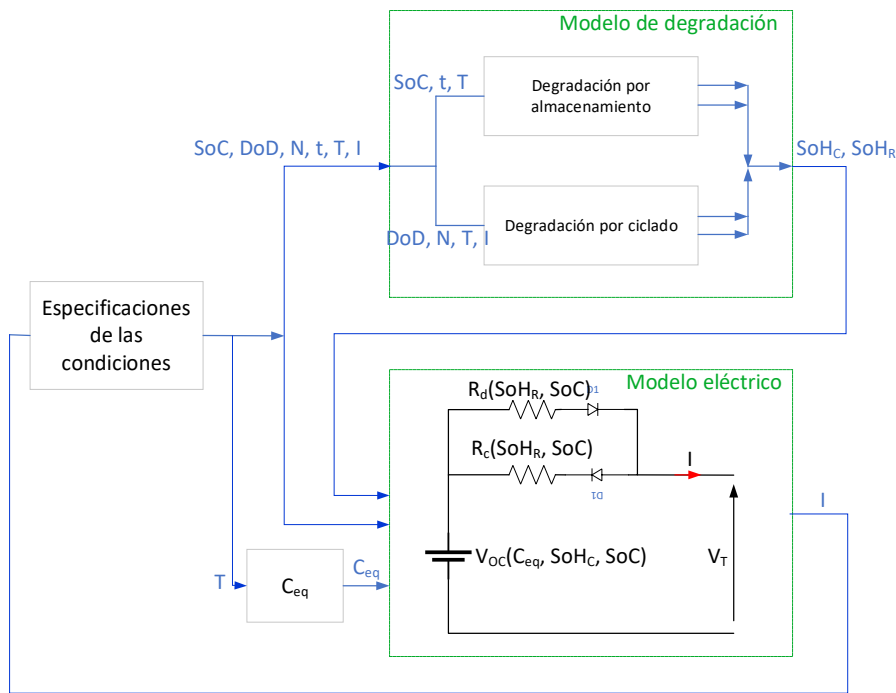


Figura 5-6. Modelo desarrollado.

5.3.1. Datos de la celda estudiada (LG E63)

La celda seleccionada (Figura 5-7) se corresponde con el tipo *Pouch*, o celda plana, la cual se integra en la batería (Figura 5-8) del VE de marca Renault, modelo Zoe. La Tabla 5-2 muestra los datos básicos de la celda LG Chem E63. Se trata de una celda de Ion-Litio de alta capacidad con cátodo NMC y ánodo de grafito.

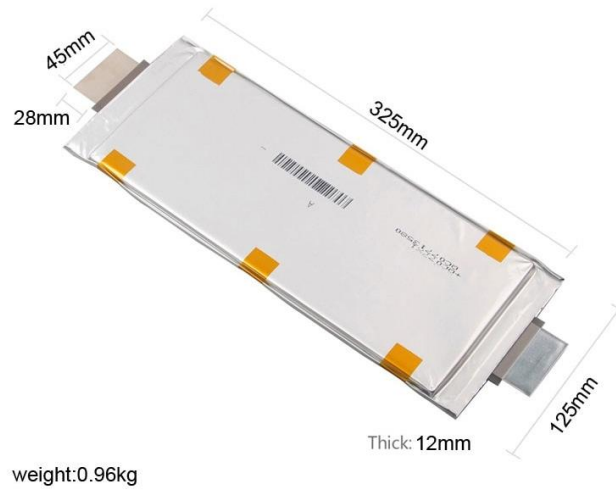


Figura 5-7. Celda LG E63.



Figura 5-8. Batería de Renault Zoe.

Tabla 5-2. Datos básicos de la celda empleada.

Parámetro	Condiciones	Valor
Capacidad de Descarga	25°C, 2.50 - 4.20 V Carga Standard / Descarga 21.6 A	Nominal: 65.6 Ah Mínima: 64.6 Ah
	25°C, 2.50 - 4.20 V Carga Standard / Descarga 32.5 A	Nominal: 64.8 Ah Mínima: 63.8 Ah
Tensión Nominal		3.60 V
Tensión		2.50 – 4.20 V
Temperatura de operación continua		10 °C – 45 °C
1° Límite de Sobretensión		4.40 V @ Normal 4.30 V @ Carga
2° Límite de Sobretensión		4.45 V
Límite de Subtensión		2.00 V

CAPÍTULO 5

El uso de cátodos NMC y NCA en combinación con ánodos de grafito, dan lugar a celdas de alta energía específica y buena potencia específica; dos de los mejores tipos de celda para su empleo en electromovilidad, tal y como se ha mostrado en la Tabla 4-2 y Figura 4-1 del Capítulo 4. Entre ambas, la tecnología NMC posee mayor seguridad, mientras que el coste de la tecnología NCA es menor [269, 297].

Como es conocido, la capacidad útil de una batería posee una dependencia no lineal con la temperatura. La temperatura es un catalizador químico, por lo que altas temperaturas favorecen la velocidad a la que se dan las reacciones en los procesos de carga y descarga. Estas mayores velocidades se traducen en una mayor capacidad útil y una dinámica de respuesta mayor. En el caso de las celdas LG Chem E63, esta dependencia se presenta en el informe técnico disponible [298], y se encuentra recogida en la Tabla 5-3 y representada en la Figura 5-9. La curva modelada se ha obtenido a través de la aplicación de los polinomios de interpolación cúbica de Hermite.

Esta información básica resulta imprescindible para el correcto desarrollo y posterior acoplamiento del modelo eléctrico y de degradación.

Tabla 5-3. Puntos significativos de la curva de capacidad útil respecto a capacidad nominal a diferentes temperaturas de descarga.

T de carga [K]	T de descarga		Capacidad / Capacidad nominal [%]
	[K]	[°C]	
298,15	253,15	-20	60,2
	263,15	-10	84,2
	273,15	0	90,4
	298,15	25	100
	318,15	45	102,1

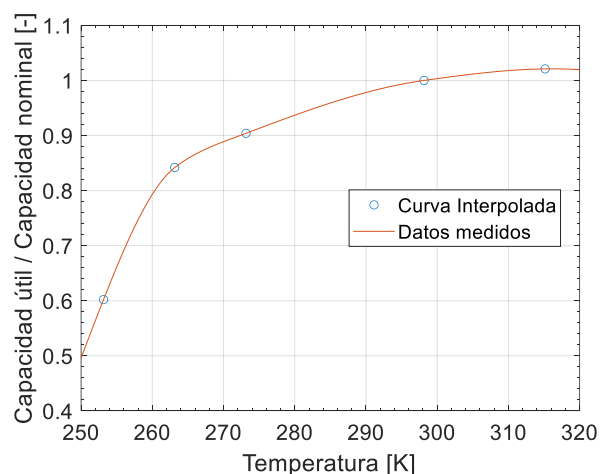


Figura 5-9. Curva de la relación capacidad útil y capacidad nominal en función de la temperatura.

5.3.2. Modelo eléctrico de la celda

El modelo eléctrico desarrollado se corresponde con un modelo de resistencia interna, explicado en la sección 4.2.1.1.A del Capítulo 4. En dicho modelo, se considera únicamente una fuente de tensión interna dependiente de la capacidad (en función de la temperatura), del SoC y del SoH. La resistencia, sin embargo, se ha considerado diferente para los procesos de carga y para los procesos de descarga, ambas dependientes del SoC y del SoH. Se han considerado el estado de salud referente a la capacidad (SoH_C) y el estado de salud referente a la resistencia (SoH_R), lo que permite el desacople del CF y del PF.

Así, la tensión entre terminales es calculada como:

$$V_T(t) = V_{OC}(SoC) - R(SoH_R, SoC) \cdot I(t) \tag{5-18}$$

Donde $V_T(t)$ es la tensión entre terminales en cada instante, $V_{OC}(SoC)$ es la tensión de circuito abierto de acuerdo al SoC, $R(SoH_R, SoC)$ es la tensión interna de acuerdo al SoH_R y SoC , y $I(t)$ es el valor de la corriente en cada instante.

En el informe técnico disponible [298], se encuentra caracterizada la relación entre la OCV y el SoC de la celda, a través de los valores especificados en la Tabla 5-4, los cuales se representan de forma gráfica en la Figura 5-10.

Tabla 5-4. Datos significativos de la curva de Tensión de Circuito Abierto (OCV) en función del SoC.

SoC [%]	OCV [V]
0	3,167
5	3,413
10	3,446
15	3,488
20	3,537
25	3,571
30	3,593
35	3,610
40	3,625
45	3,642
50	3,663
55	3,695
60	3,755
65	3,799
70	3,846
75	3,895
80	3,945
85	3,997
90	4,051
95	4,108
100	4,166

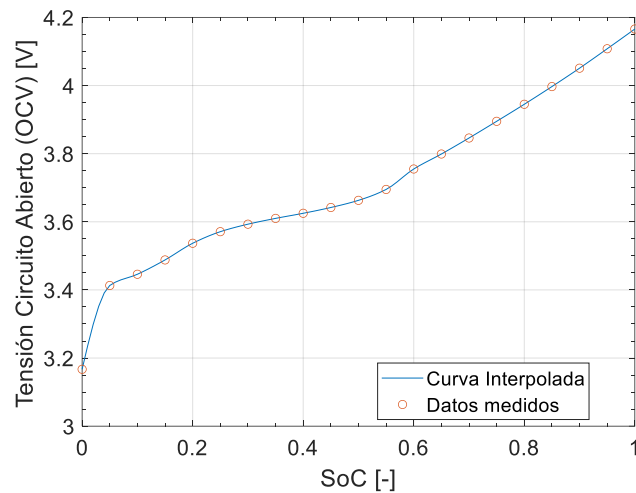


Figura 5-10. Curva de Tensión de Circuito Abierto (OCV) en función del SoC.

Los datos de la curva de tensión de circuito abierto han sido tomados sólo a 25 °C, por lo que no se ha podido realizar una caracterización con respecto a la temperatura.

En el caso de la resistencia interna de la celda, ésta se encuentra caracterizada en función del SoC para ambos procesos: la carga y la descarga. Los datos se encuentran recogidos en la Tabla 5-5 y representados en la Figura 5-11 empleando PCHIP. Como puede apreciarse, la resistencia aumenta considerablemente a bajos SoCs.

Tabla 5-5. Resistencia en función del SoC.

SoC [%]	Resistencia de descarga [mΩ]		Resistencia de carga [mΩ]	
	10s	30s	10s	30s
0	6,16	11,66	2,43	3,35
5	3,47	7,21	1,82	2,12
10	1,97	3,96	1,62	1,96
20	1,57	2,11	1,52	1,84
30	1,46	1,84	1,42	1,66
40	1,40	1,72	1,37	1,60
50	1,35	1,64	1,37	1,64
60	1,43	1,78	1,39	1,68
70	1,44	1,84	1,39	1,71
80	1,44	1,83	1,38	1,72
90	1,43	1,82	1,39	1,73
95	1,42	1,80	1,42	1,75
100	1,38	1,75	1,46	1,86

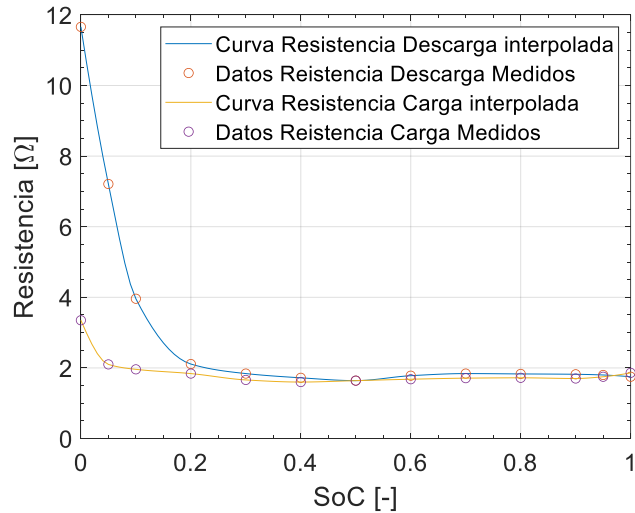


Figura 5-11. Curvas de resistencia en función del SoC.

Los valores recogidos en la Tabla 5-4 y la Tabla 5-5, y representados en la Figura 5-10 y la Figura 5-11, se corresponden con los de una celda nueva. A medida que pasa el tiempo y/o se efectúan más ciclos, la capacidad decrece y la resistencia interna aumenta. La evolución de dichos parámetros es dependiente de las condiciones de almacenamiento y operación, y se puede calcular con el modelo de degradación de la siguiente sección. En cuanto al acople de ambos modelos, éste se efectúa de la siguiente manera: el modelo de degradación calcula los valores de capacidad actual de la celda y resistencia interna a cada paso, que posteriormente actualizan los parámetros del modelo eléctrico

5.3.3. Modelo de Degradación

El modelo de degradación desarrollado considera la degradación por almacenamiento y por ciclado en términos de CF y PF. En base a los resultados experimentales se han creado dos matrices de referencia (una de almacenamiento y una de ciclado), sobre cuyos valores se interpola para calcular la degradación a las condiciones especificadas. El diagrama de bloques del proceso seguido se muestra en la Figura 5-12.

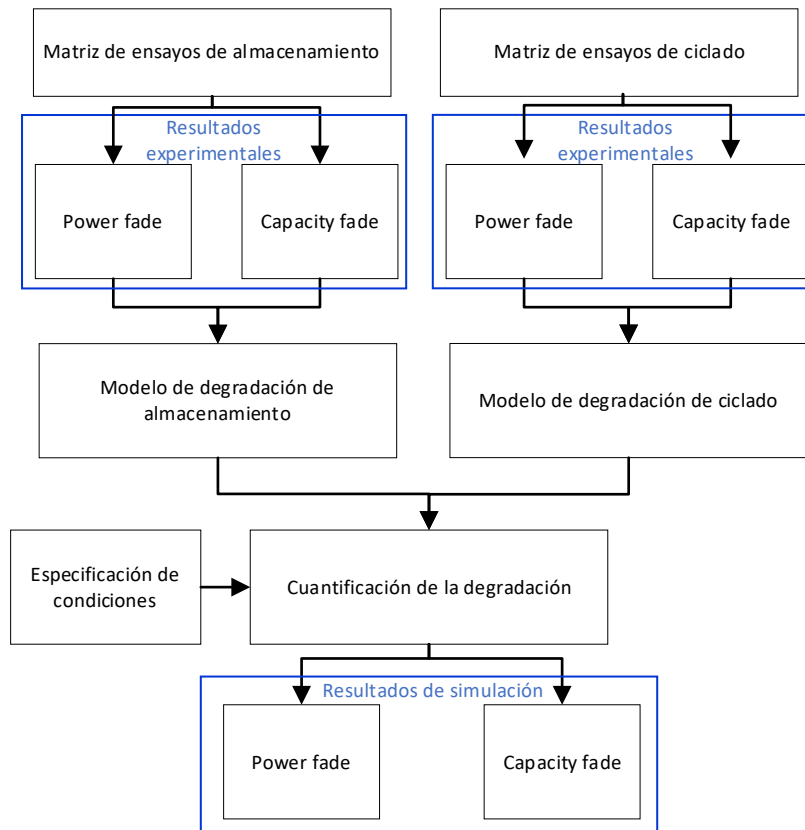


Figura 5-12. Diagrama de bloques del proceso de modelado seguido.

Las asunciones efectuadas para el desarrollo del modelo son las siguientes:

- La degradación de baterías se puede clasificar en degradación por almacenamiento y degradación por ciclado. Estos fenómenos pueden ser desacoplados.
- Ciclados de DoD=0 y/o C=0 no producen degradación por ciclado ya que, en dichas condiciones, no existe ciclado y toda la degradación se puede designar como degradación por almacenamiento
- Cualquier solución propuesta a un problema de ingeniería, sólo es válida en un rango o cuando se cumple una serie de condiciones, denominándose “Límites de confianza”. El modelo propuesto se basa en una serie de ensayos experimentales a condiciones concretas (SoC, DoD, N, T, t y C) y en un procedimiento de interpolación. Debido al propio carácter de los algoritmos de interpolación, la confianza sólo es plena en condiciones intermedias. Si bien es posible su aplicación fuera de estos límites (extrapolación), la precisión de los resultados es desconocida, ya que no es posible contrastar los resultados de simulación obtenidos con los resultados experimentales.

5.3.3.1. Degradación por almacenamiento

A) Matriz de ensayos

En el informe técnico realizado por el fabricante [298] se dispone de los ensayos realizados sobre las celdas, cuyo resumen o matriz de ensayos, para la caracterización del *calendar aging*, se muestra en la Tabla 5-6.

Tabla 5-6. Matriz de ensayos de almacenamiento a diferentes temperaturas y SoCs.

Temperatura	SoC
25 °C	5%, 40%, 60%, 70%, 90%
45 °C	5%, 40%, 55%, 60%, 70%, 90%
60 °C	60%, 90%, 100%

La Figura 5-13 muestra la matriz de ensayos de *calendar aging*.

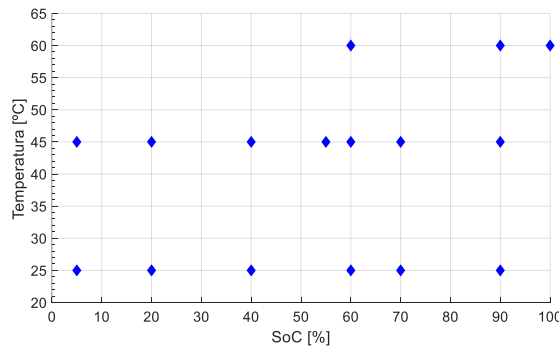


Figura 5-13. Matriz de ensayos de almacenamiento.

A continuación, se especifica de manera resumida el procedimiento seguido en el informe técnico [298].

- Las celdas analizadas se han almacenado a la temperatura especificada, efectuando las mediciones de capacidad y resistencia interna generalmente cada 4 semanas.
- Las mediciones se han efectuado atendiendo el siguiente protocolo: las celdas son introducidas en una cámara climática a 25°C durante una hora, tras lo que son descargadas a una corriente constante de 32,5 A, es decir, C/2, hasta alcanzar los 2.50 V. Posteriormente, las celdas vuelven a ser cargadas en dos etapas: una primera etapa a corriente constante de 21,6 A, es decir, C/3, y una segunda etapa a corriente constante de 13 A, es decir, C/5, hasta alcanzar los 4,05 V y 4,20 V, respectivamente. Este proceso de descarga-carga se ha repetido dos veces, calculándose la media de ambas medidas.

B) Tratamiento de datos

A partir de los resultados obtenidos de los ensayos experimentales, se ha procedido al tratamiento de los mismos con objeto de obtener una matriz de resultados que servirá como base del procedimiento de intercorrelación entre magnitudes físicas y parámetros. Es decir, a pesar de haberse realizado los ensayos a valores discretos de estado de carga (SoC), tiempo (t) y Temperatura (T), el modelo obtenido pretende ser capaz de predecir la degradación a cualquier valor de SoC, t y T. A continuación, se detalla el proceso seguido.

Inicialmente, se ha representado la degradación producida en una celda, con SoC fijo en función de la temperatura. La Figura 5-14 muestra las curvas obtenidas de uno de los casos estudiados, mientras que las restantes gráficas se adjuntan en el Anexo B.

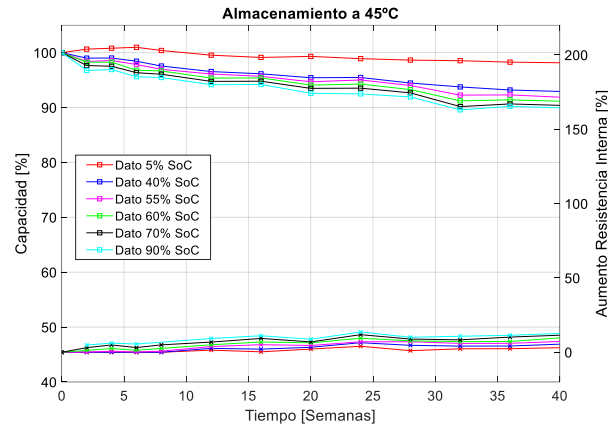


Figura 5-14. Evolución de la degradación a lo largo del tiempo de almacenamiento, a una temperatura de 45 °C y en función del SoC.

Observando la forma y la tendencia de las curvas que describen los resultados de los ensayos experimentales, se ha procedido a la normalización y uniformización de las mismas. Así, y tras varias pruebas, mediante técnicas de regresión lineal se ha determinado la ecuación que mejor describe la degradación de capacidad y resistencia en función del tiempo de almacenamiento, a una temperatura especificada, tal y como se muestra en las expresiones (5-19) y (5-20). Para el ajuste de los datos a la ecuación correspondiente se ha empleado el algoritmo Trust-Region.

$$SoH_C = 100 - a_C(SoC, T) \cdot t^b \tag{5-19}$$

$$SoH_R = a_R(SoC, T) \cdot t^b \tag{5-20}$$

donde: *SoH* es el Estado de Salud (*State of Health*), *a* es un factor prepotencial, *t* es el tiempo (en semanas) y *b* es un factor potencial.

Concretamente, y basándose en las ecuaciones (5-19)-(5-20), se han probado cuatro modelos en busca del mejor ajuste. Estos modelos han sido seleccionados de acuerdo a la literatura existente, y se basan en una variación de la tasa de dependencia temporal, *b*. La Tabla 5-7 recoge los modelos analizados, y sus ajustes para un determinado conjunto de datos se muestra en la Figura 5-15. Como se puede observar, todos ellos tienen un buen ajuste, si bien posteriormente se efectúan algunas observaciones

Tabla 5-7. Definición de los modelos analizados.

Modelo	Capacidad	Resistencia	Nº parámetros
Modelo 1	$SoH_C = 100 - a_C(SoC, T) \cdot t$	$SoH_R = a_R(SoC, T) \cdot t$	2
Modelo 2	$SoH_C = 100 - a_C(SoC, T) \cdot \sqrt{t}$	$SoH_R = a_R(SoC, T) \cdot \sqrt{t}$	2
Modelo 3	$SoH_C = 100 - a_C(SoC, T) \cdot t^{0.75}$	$SoH_R = a_R(SoC, T) \cdot t^{0.75}$	2
Modelo 4	$SoH_C = 100 - a_C(SoC, T) \cdot t^{b(T)}$	$SoH_R = a_R(SoC, T) \cdot t^{b(T)}$	3

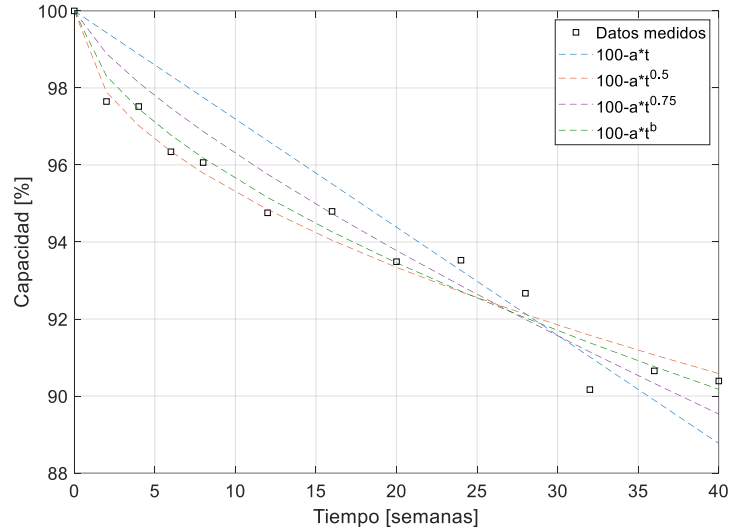


Figura 5-15. Ajuste de los diferentes modelos analizados a los datos de degradación de capacidad a 45°C y 55% de SoC.

donde: *SoH* es el Estado de Salud (*State of Health*), *a* es un factor prepotencial, *t* es el tiempo de almacenamiento y *b* es un factor potencial. Se distinguen *a_C* y *a_R* para la determinación del CF y PF, respectivamente. Así, la capacidad y resistencia actualizadas de una celda se puede terminar empleando (5-21) y (5-22).

$$Cap(SoH) = Cap_N \cdot SoH_C \tag{5-21}$$

$$R(SoC) = R(SoH_R, SoC) \cdot (1 + SoH_R) \tag{5-22}$$

El ajuste de todos los conjuntos de datos se ha realizado mediante regresión lineal considerando:

- Todos los conjuntos de datos se han ajustado a las formas expresadas en la Tabla 5-7.
- En el Modelo 4, todos los conjuntos de datos correspondientes a la misma temperatura se han normalizado mediante regresión no lineal de mínimos cuadrados para múltiples conjuntos de datos, y el factor *b* se ha determinado constante para los diferentes valores de SoC, con el objetivo de conseguir curvas no secantes. Así, se han determinado los coeficientes *b_C* y *b_R* de manera que se minimice la diferencia global entre los datos disponibles y los resultados proporcionados por el modelo:

$$(b_C, b_R) / \min \sum_{i=1}^N (observación_i - modelo_i)^2 = \min \sum_{i=1}^N (x_i - x_{o_i})^2 \tag{5-23}$$

En consecuencia, el factor *a* varía en función del SoC y de la temperatura de almacenamiento de la celda, mientras que el factor *b* sólo varía en función de la temperatura de almacenamiento de la celda. La Tabla 5-8 recoge los valores de R² que presentan los ajustes, así como el R² medio calculado de forma cuadrática.

CAPÍTULO 5

Tabla 5-8. Valores de la correlación (R^2) para la normalización de los datos según los modelos analizados.

T	SoC	Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3		Modelo 4	
		Cap	R^2	Cap	R^2	Cap	R^2	Cap	R^2
25 °C	5%	0,4638	1,0000	0,3823	1,0000	0,432	1,0000	0,3698	1,0000
	40%	0,8545	1,0000	0,7615	1,0000	0,8457	1,0000	0,7312	1,0000
	60%	0,7448	1,0000	0,9522	1,0000	0,8905	1,0000	0,9458	1,0000
	70%	0,699	1,0000	0,969	1,0000	0,8779	1,0000	0,9674	1,0000
	90%	0,3909	-0,0017	0,929	0,0905	0,6956	0,0474	0,9556	0,1117
45 °C	5%	0,9693	0,6373	0,8319	0,5353	0,9299	0,6156	0,8735	0,5312
	40%	0,9375	0,7899	0,9444	0,6878	0,9873	0,7775	0,9745	0,6829
	55%	0,9041	0,8404	0,9477	0,7918	0,9708	0,8602	0,9707	0,7872
	60%	0,8699	0,749	0,9551	0,8586	0,9572	0,8485	0,971	0,8564
	70%	0,8117	0,5008	0,9627	0,85	0,931	0,7144	0,967	0,852
60 °C	90%	0,6934	-0,5455	0,968	0,6066	0,8735	0,0795	0,9507	0,6201
	60%	0,8237	0,9602	0,981	0,8091	0,9496	0,9249	0,9596	0,8715
	90%	0,8013	0,9906	0,9953	0,8742	0,9452	0,976	0,9786	0,933
	100%	0,4425	0,7959	0,9478	0,9478	0,7411	0,921	0,9759	0,9535
	R^2 medio	0,7649	0,8186	0,9081	0,8255	0,8710	0,8289	0,9135	0,8351

El valor R^2 medio de cada modelo se ha determinado siguiendo la función cuadrática (5-24):

$$R_{RMS}^2 = \sqrt{\frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (5-24)$$

Al realizar la modelización, se han limitado los datos correspondientes a capacidades por encima del 100% y aumento de resistencia interna inferiores al 0%. Esta limitación se justifica, por una parte, en que dichos datos, ubicados a bajos valores temporales, generan una desviación del ajuste, rompiendo la tendencia, y provocan un mayor error a mayores valores temporales. Por otra parte, estas desviaciones pueden deberse a errores experimentales e influencia de la diferencia de temperatura entre la conservación y el ciclo de prueba de capacidad.

La Figura 5-16 muestra los resultados para el caso de 45 °C, indicando los puntos discretos obtenidos de los ensayos experimentales y las curvas continuas obtenidas como resultado de la aplicación de los Modelos 1-4. Como se puede deducir de la Tabla 5-8, y de la Figura 5-16, el Modelo 4 muestra el mejor ajuste, mejorando la precisión, de media, un 0.54% en CF y 0.96% en PF en comparación con el comúnmente empleado Modelo 2, si bien se considera una buena aproximación. Adicionalmente, el Modelo 1 parece obtener mejores resultados en el modelado de SoCs bajos, pero empeora sensiblemente a medida que el SoC aumenta. Sin embargo, para valores de SoC medios, el Modelo 3 obtiene mayor precisión. Estas conclusiones evidencian que la degradación por almacenamiento en estas baterías se comporta de manera lineal respecto al tiempo a SoCs bajos, mientras que a medida que el SoC aumenta también aumenta la no linealidad de este comportamiento. En la figura, se ha mantenido la escala original del reporte técnico para facilitar la comparación.

MODELOS DESARROLLADOS

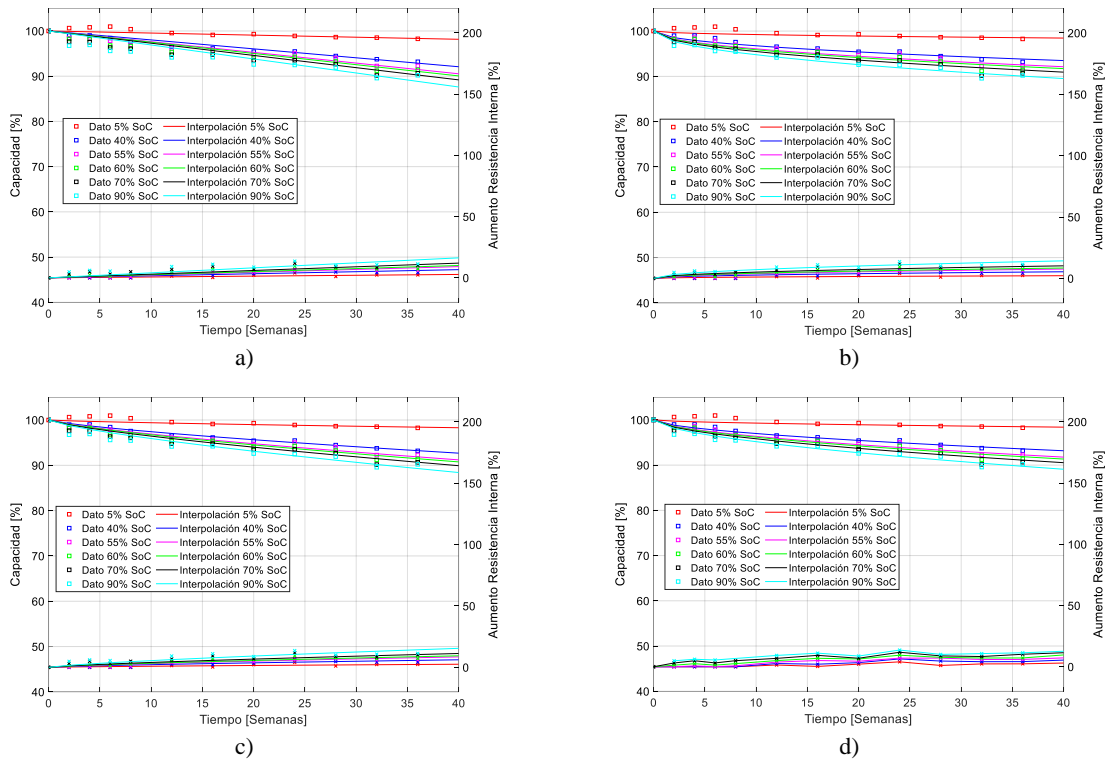


Figura 5-16. Degradación por almacenamiento a 45°C siguiendo el ajuste determinado por a) Modelo 1, b) Modelo 2, c) Modelo 3, and d) Modelo 4.

En consecuencia, se ha optado por aplicar el Modelo 4, donde el factor a varía en función del SoC y de la temperatura de conservación de la celda, mientras que el factor b se ha determinado de forma independiente al SoC para cada temperatura.

La Tabla 5-9 recoge los valores determinados de los parámetros empleados.

Tabla 5-9. Valores de los parámetros empleados en el Modelo 4.

T	DoD	Capacidad		Resistencia	
		a_C	b_C	a_R	b_R
25 °C	5%	0,1509	0,4505	9,307e-5	0,2525
	40%	0,7195	0,4505	1,136e-4	0,2525
	60%	1,2250	0,4505	9,47e-5	0,2525
	70%	1,5870	0,4505	1,826e-4	0,2525
	90%	2,0560	0,4505	0,4115	0,2525
45 °C	5%	0,1851	0,5873	0,3924	0,4916
	40%	0,7804	0,5873	0,7699	0,4916
	55%	0,9010	0,5873	1,1010	0,4916
	60%	1,0140	0,5873	1,4490	0,4916
	70%	1,1260	0,5873	1,8620	0,4916
	90%	1,2310	0,5873	2,2310	0,4916
60 °C	60%	3,3270	0,4305	2,7070	0,6091
	90%	3,7720	0,4305	3,3500	0,6091
	100%	9,9760	0,4305	11,1800	0,6091

CAPÍTULO 5

A partir del análisis de los valores del parámetro a , se ha deducido una fórmula de cálculo del mismo en función del SoC para cada temperatura T de las que se dispone datos, siendo la más aproximada a los datos disponibles la mostrada en las expresiones (5-25) y (5-26):

$$a_C(\text{SoC}, T) = c_C \cdot \text{SoC}^{d_C} + e_C \quad (5-25)$$

$$a_R(\text{SoC}, T) = c_R \cdot \text{SoC}^{d_R} + e_R \quad (5-26)$$

donde: SoC es el SoC de conservación de la celda, y c , d y e son valores de ajuste.

En la Tabla 5-10 se muestran los valores de los parámetros de ajuste resultantes, y el ajuste final se muestra en Figura 5-17. Como se puede apreciar, los valores de correlación R^2 para este ajuste son superiores a 0,99 en capacidad y 0,96 en resistencia. Los ajustes de este parámetro para los demás modelos también han sido calculados y se muestran en el Anexo B.

Tabla 5-10. Valores de los parámetros de ajuste del coeficiente a_C .

T	Capacidad				Resistencia			
	c_C	d_C	e_C	R^2	c_R	d_R	e_R	R^2
25 °C	2,2940	1,3680	0,1020	0,9961	14,6300	33,8900	0,0001	1,0000
45 °C	1,4600	0,5103	-0,1326	0,9937	2,3550	1,6060	0,3317	0,9638
60 °C	6,6490	25,6500	3,3270	1,0000	8,4770	24,4800	2,7070	1,0000

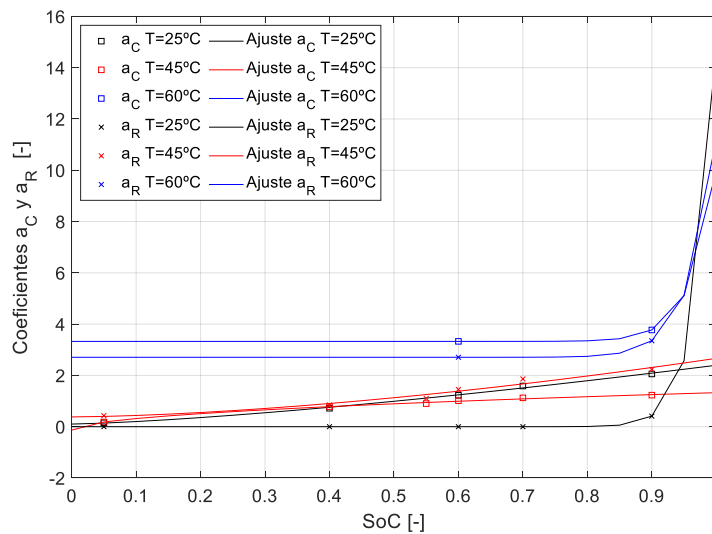


Figura 5-17. Ajuste Coeficiente a_C .

Mediante las ecuaciones (5-25)-(5-26) se puede obtener el valor del coeficiente prepotencial a para cualquier valor de SoC a las temperaturas de 25 °C, 45 °C y 60 °C. Además, combinando éstas con las ecuaciones (5-19)-(5-20), en el caso del Modelo 4, se obtienen las expresiones que permiten modelizar el *calendar aging*. Así, para la creación de una matriz de referencia sobre la cual interpolar y obtener el valor deseado se han calculado los valores correspondientes a la Tabla 5-11. La matriz 3D de referencia resultante se muestra en la Figura 5-18.

Tabla 5-11. Matriz de referencia creada para la degradación por almacenamiento.

Parámetro	Valor
T	25 °C, 45 °C, 60 °C
SoC	5%, 20%, 40%, 55%, 60%, 70%, 80%, 90%, 100%

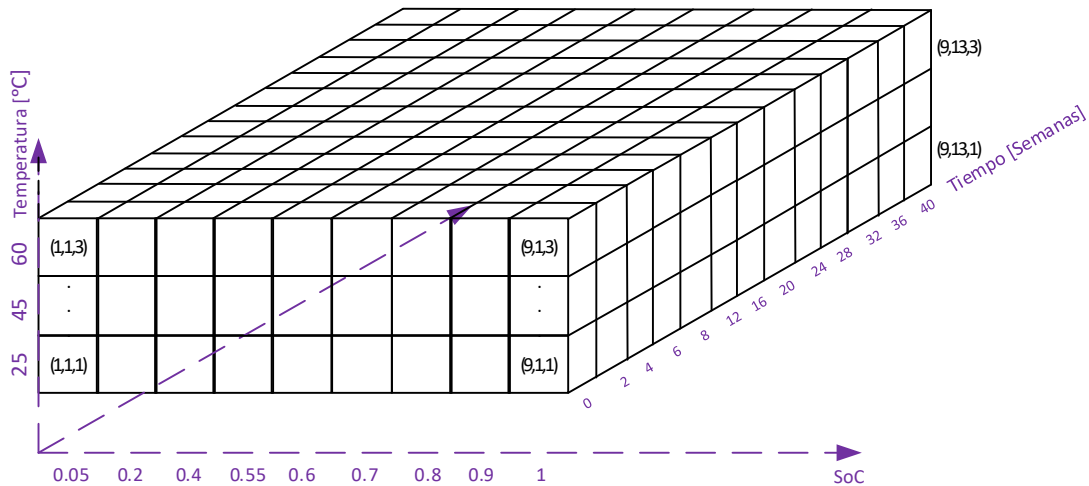


Figura 5-18. Matriz de Degradación por almacenamiento 3D de referencia.

C) Interpolación y modelo efectivo

A partir de las matrices formadas por los resultados obtenidos en los ensayos experimentales, se ha procedido a la obtención de un modelo de degradación multivariable con aplicabilidad en todo el dominio de operación. Es decir, pese a realizar los ensayos a valores discretos de estados de carga (SoC), tiempo de almacenamiento (t), y temperatura (T), el modelo obtenido pretende ser capaz de predecir la degradación a cualquier valor de SoC, t y T. A continuación, se detalla el proceso seguido, previa definición de los límites de confianza del mismo.

C.1) Límites de confianza del modelo desarrollado

Los límites de confianza de este modelo se definen en los siguientes rangos (intervalos cerrados) mostrados en la Tabla 5-12.

Tabla 5-12. Límites de confianza del modelo de degradación por almacenamiento.

Temperatura (T)	Estado de carga (SoC):	Tiempo de conservación (t):
[25-45] °C	[5-90]%	[0-40] semanas
[45-60] °C	[60-90]%	[0-40] semanas

C.2) Procedimiento de interpolación aplicado

Para cada valor a interpolar, el modelo calcula los parámetros de los polinomios de interpolación PCHIP que se ajustan a las curvas necesarias para la interpolación. En este

sentido, el modelo contempla un algoritmo de interpolación dinámica que recalcula los coeficientes de los polinomios PCHIP en función del valor a interpolar. En la Figura 5-19 se muestra el diagrama de flujo del algoritmo, implementado para la interpolación de la degradación por almacenamiento en tres dimensiones.

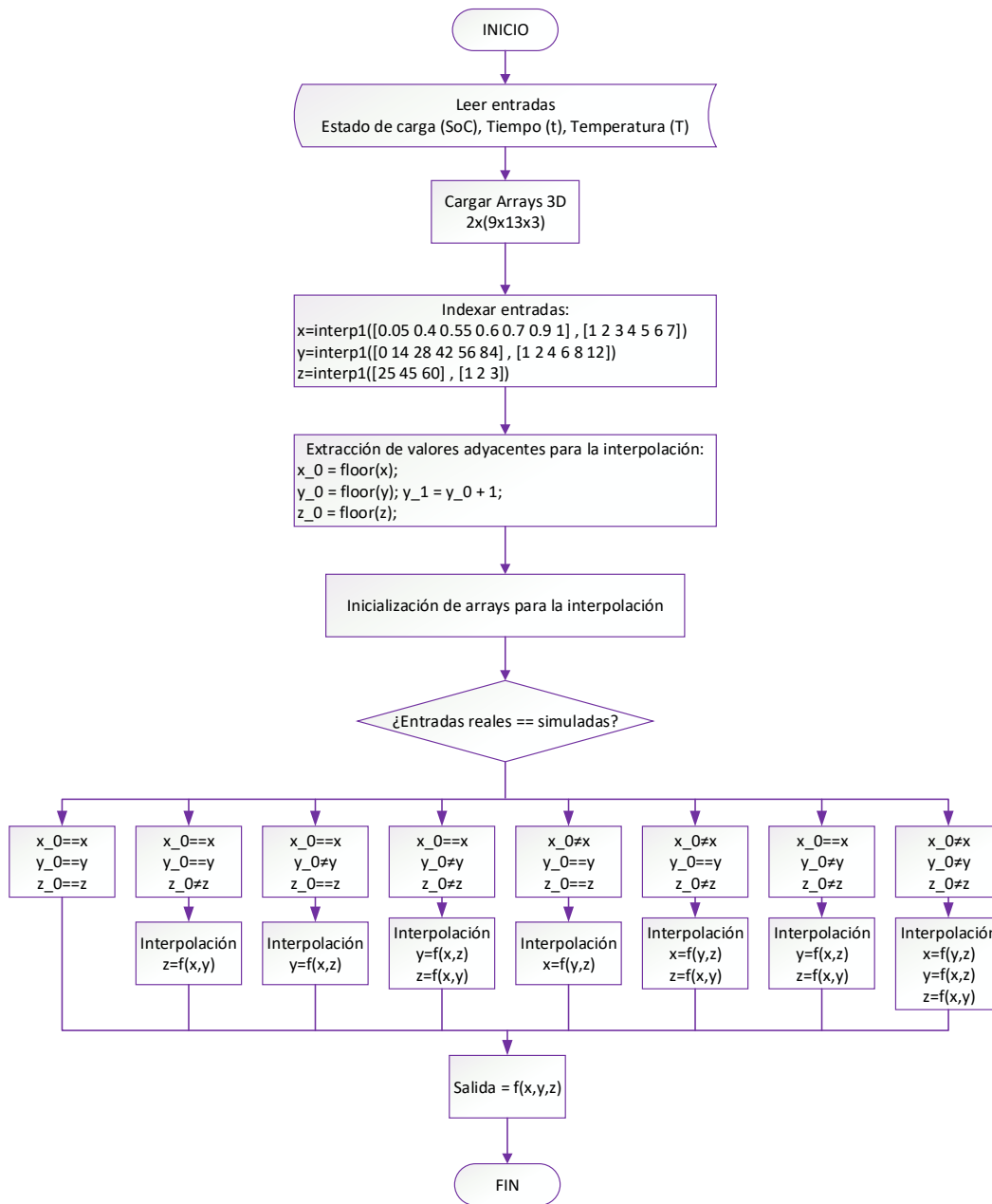


Figura 5-19. Diagrama de flujo del algoritmo de interpolación en tres dimensiones empleado para el cálculo de la degradación por almacenamiento.

Cabe destacar que la interpolación de todas las variables se ha llevado a cabo a través de los Polinomios de Hermite, salvo la de tiempo de almacenamiento t , las cuales se han efectuado reconstruyendo las ecuaciones (5-19)-(5-20) bajo las especificaciones del Modelo 4.

Como resultado, el modelo desarrollado posee una demanda computacional baja y una alta velocidad de cálculo, ofreciendo resultados en máximo 0,57s en el cálculo de CF y

PF por almacenamiento para las condiciones deseadas en un ordenador con procesador de 2.80 GHz, 8 núcleos y Windows 10. Este caso, el de mayor demanda de recursos, se corresponde con el caso en el cual todas las variables han de ser interpoladas. La validación del modelo para CF y PF se presenta en la Figura 5-20.

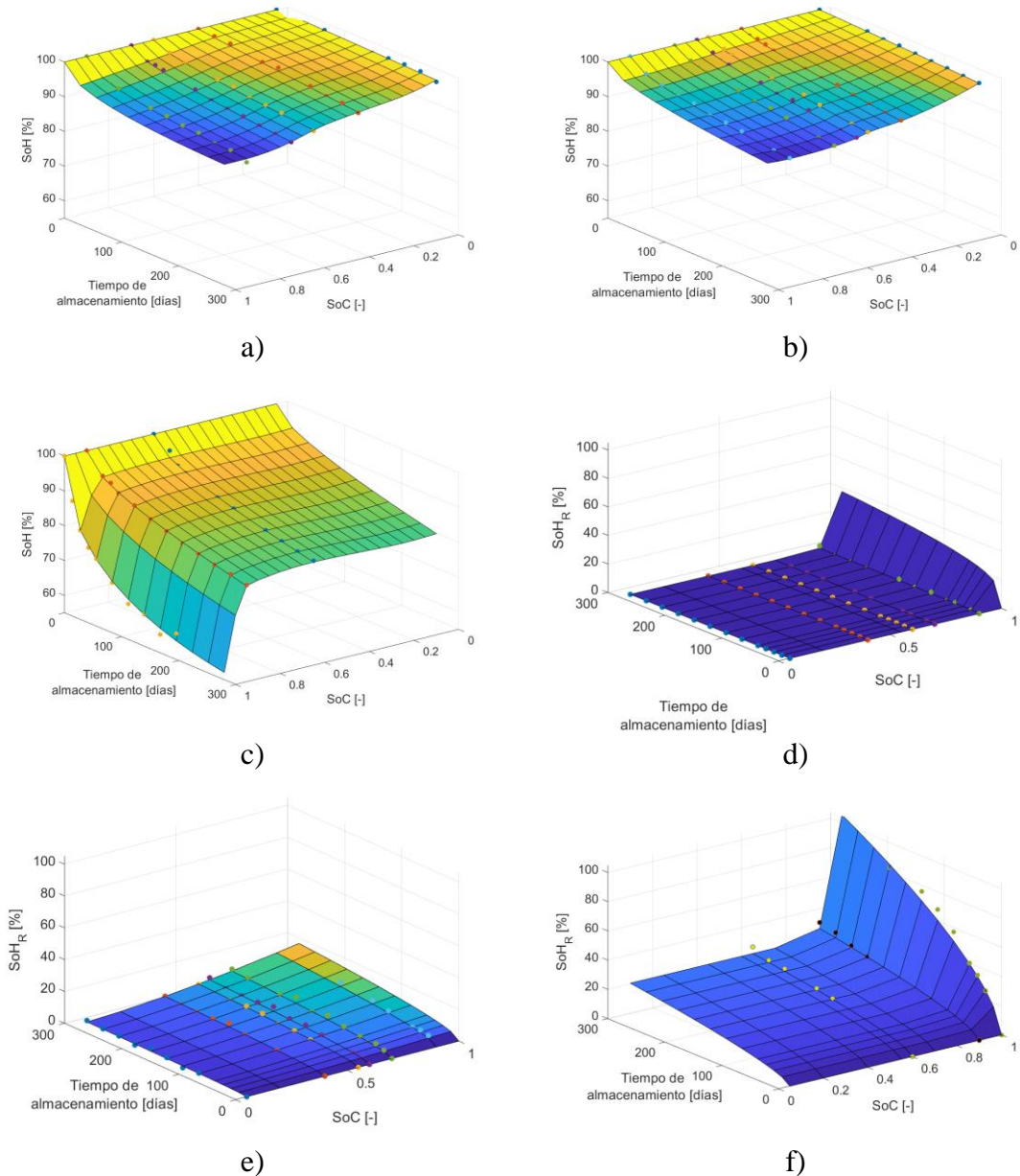


Figura 5-20. Degradación de capacidad y de potencia por almacenamiento en función del tiempo y SoC a) CF 25°C, b) PF 25°C, c) CF 45°C, d) PF 45°C, e) CF 60°C, f) PF 60°C.

El error máximo en la simulación del CF ha sido del 4,4123%, dado cuando $SoC=1$, $t=28$ semanas y $T=60\text{ }^{\circ}\text{C}$, siendo el RMSE medio del 0,7988%. El PF, en cambio, posee un error máximo del 12,6551%, dado cuando el $SoC=1$, $t=24$ semanas y $T=60\text{ }^{\circ}\text{C}$, siendo el RMSE medio del 2,3135%.

Para caracterizar el error cometido, se ha efectuado un análisis gráfico de residuos, donde se aprecia el error cometido en cada punto de estudio, calculado como:

$$e_i = y_i - f(x_i; \hat{\beta}) = \frac{SoH_{i,medido} - SoH_{i,estimado}}{SoH_{i,medido}} \quad (5-27)$$

donde: y_i es i -ésima respuesta en el conjunto de datos, o el valor medido, y x_i es el i -ésimo valor del vector de las variables explicativas, o el resultado obtenido del modelo.

La Figura 5-21 muestra el análisis gráfico de residuos. Como se puede apreciar en el subgráfico a), la mayoría de puntos se sitúan por encima de cero, lo que indica que el modelo desarrollado tiende a subestimar el valor de la capacidad actual o SoH_C , por lo que podría categorizarse este modelo de conservativo. En lo referente a PF, en cambio, en las etapas iniciales de almacenamiento, el modelo tiende a sobrestimar el SoH_R , y tiende a la subestimación a medida que aumenta el tiempo de almacenamiento.

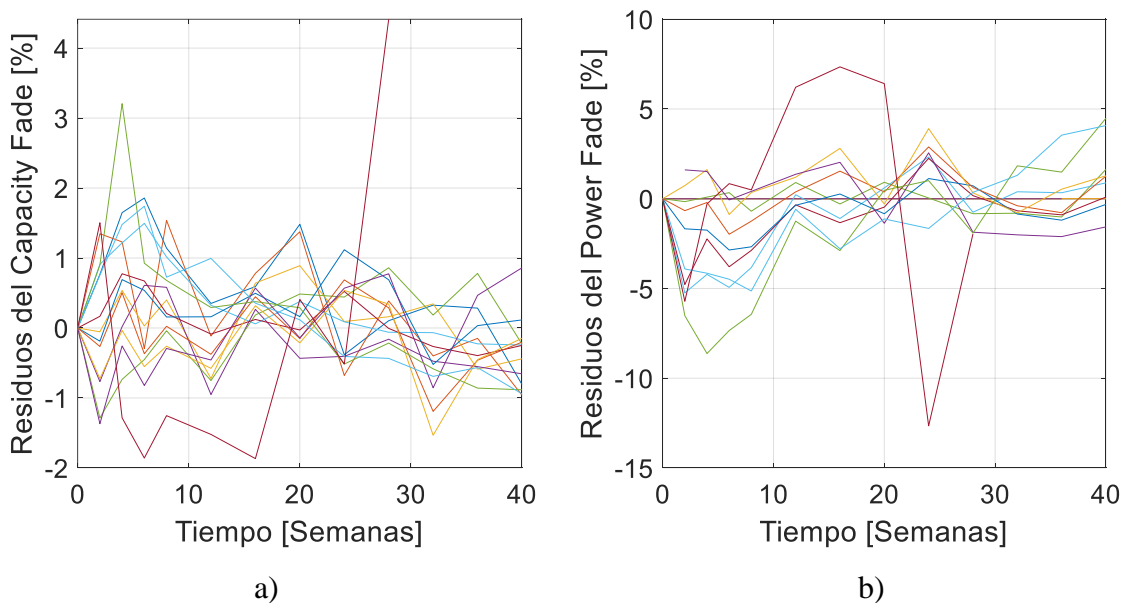


Figura 5-21. Análisis gráfico de residuos en degradación por almacenamiento.

En el modelo de degradación por almacenamiento desarrollado se puede observar la influencia de la temperatura. En consecuencia, interesa mantener las celdas a la menor temperatura posible de cara a obtener la menor degradación posible. Sin embargo, para ello se requiere de un gasto energético en sistemas de refrigeración en los centros de *stockaje* o almacenaje de baterías, con su correspondiente gasto económico.

La rentabilidad de la inversión en sistemas de refrigeración, sin embargo, vendrá determinada por la tasa de degradación y por la eficiencia del sistema de refrigeración. En este contexto, es posible que a partir de determinada temperatura la inversión en refrigeración no interese de interés por no traducirse en aumentos significativos de tiempos de almacenamiento posibles antes de alcanzar la degradación máxima o la capacidad mínima asegurada al cliente. En este sentido, el modelo desarrollado puede servir como herramienta de utilidad para dicha evaluación.

En lo referente al SoC, se observa una influencia más lineal y menos pronunciada de este, que se agudiza a altas temperaturas, especialmente a valores altos de SoC. En este contexto, y acorde a la literatura analizada, se concluye en una mejor conservación de las celdas a valores medios de SoC, lo que previene la degradación excesiva de ánodo y cátodo.

5.3.3.2. Degradación por ciclado

A) Matriz de ensayos

En el informe técnico realizado por el fabricante [298] se dispone de los ensayos realizados sobre las celdas, cuyo resumen o matriz de ensayos, para la caracterización del *cycle aging*, se muestra en la Tabla 5-13. Las potencias de carga expresadas junto a las corrientes de carga, se corresponden con aquellas en una batería comercial instalada en un Renault Zoe.

Tabla 5-13. Matriz de ensayos de ciclado a diferentes DoDs, corriente de funcionamiento y temperaturas en carga.

C-Rate de carga	Temperatura	DoD
C/3	25 °C	20%
		40%
		60%
		80%
22 kW – 0,5012 C	25 °C	20%
		40%
		60%
43 kW – 0,9798 C	25 °C	20%
		40%
		60%
		80%

La Figura 5-22 muestra la matriz de ensayos de ciclado.

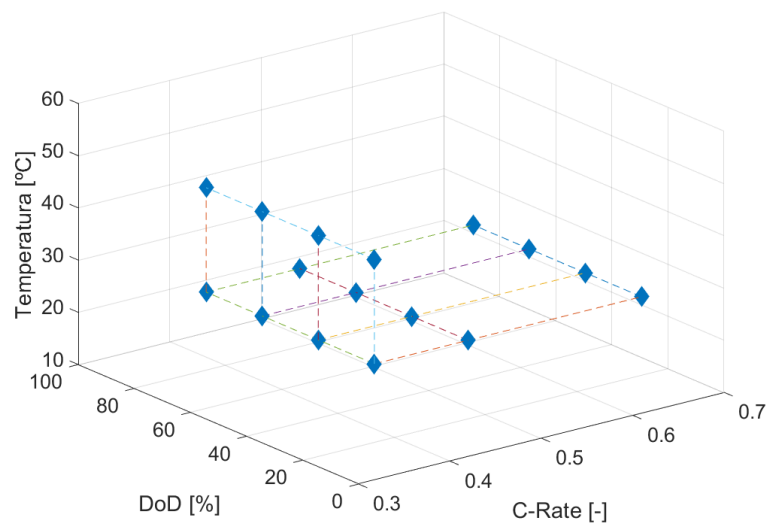


Figura 5-22. Matriz de ensayos de ciclado.

A continuación, se especifica de manera resumida el procedimiento seguido en el informe técnico [298]. Las celdas analizadas se han ciclado a la temperatura especificada, efectuando las mediciones generalmente cada 200 ciclos.

1. Las celdas se descargan a Corriente Constante de 32,5 A, correspondiente al C-Rate C/2 hasta alcanzar los 2,50 V

CAPÍTULO 5

2. Las celdas se dejan reposar 60 minutos.
3. Las celdas son cargadas a Corriente Constante en dos etapas: 21,6 A (C/3) y 13 A (C/5), hasta alcanzar 4,05 V y 4,20 V, respectivamente.
4. Ambos procesos se han llevado a cabo a 25 °C.

B) Tratamiento de datos

A partir de los resultados obtenidos de los ensayos experimentales, se ha procedido al tratamiento de los mismos con objeto de obtener una matriz de resultados proporcionada. Es decir, a pesar de haberse realizado los ensayos a valores discretos de profundidad de descarga (DoD), número de ciclos (N), temperatura (T) y corriente (C-Rate), el modelo obtenido pretende ser capaz de predecir la degradación a cualquier valor de DoD, N, T y C-Rate. A continuación, se detalla el proceso seguido.

Como inicio, se ha representado la degradación producida en una celda, con DoD y corrientes fijas en función de la temperatura. La Figura 5-23 muestra las curvas obtenidas de uno de los casos estudiados, mientras que las restantes gráficas se adjuntan en el Anexo C. En el eje de abscisas aparece el término ciclos plenos equivalentes (*Full Equivalent Cycles, FECs*), el cual indica el número de ciclos equivalentes ejecutados a profundidad de descarga completa. El tiempo de vida de una batería depende de la cantidad de energía intercambiada que los materiales activos pueden tolerar. Ignorando otros mecanismos de degradación, la energía total intercambiada se puede emplear para comparar diferentes condiciones, ya que un ciclo al 100% DoD es equivalente a 2 ciclos al 50% DoD, o 10 ciclos al 10% DoD. Así, se permite la expresión, representación y comparación de los datos en idénticos términos energéticos.

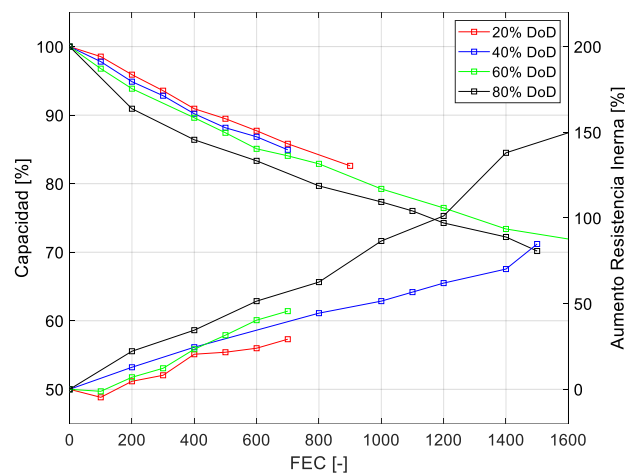


Figura 5-23. Evolución de la degradación en función del número de ciclos y del DoD, a una temperatura de 45 °C y una corriente de carga 0,42C.

Observando la forma y la tendencia de las curvas que describen los resultados de los ensayos experimentales, y tras varias pruebas, se ha determinado una ecuación en función del número de ciclos N , a una temperatura T y ratio de corriente C especificada, indicada en las expresiones (5-28) y (5-29). Para el ajuste de los datos a la ecuación correspondiente se ha empleado el algoritmo Trust-Region.

$$SoH_C = 100 - a_c(DoD, C, T) \cdot N^{b_c(C, T)} \quad (5-28)$$

$$SoH_R = a_R(DoD, C, T) \cdot N^{b_R(C, T)} \quad (5-29)$$

donde: *SoH* es el estado de salud, *a* es un factor prepotencial, y *b* es un factor potencial. Se distinguen *a_C* y *a_R* para la determinación del CF y PF, respectivamente. Así, la capacidad *Cap* y resistencia *R* actualizadas de una celda se puede terminar empleando (5-28) y (5-29).

$$Cap(SoH) = Cap_N \cdot SoH_C \quad (5-30)$$

$$R(SoC) = R(SoH_R, SoC) \cdot (1 + SoH_R) \quad (5-31)$$

El ajuste de todos los conjuntos de datos se ha realizado mediante regresión lineal considerando:

- Todos los conjuntos de datos se han ajustado a las formas expresadas en (5-28) y (5-29).
- Todos los conjuntos de datos correspondientes a la misma temperatura y C-Rate se han normalizado mediante regresión no lineal de mínimos cuadrados para múltiples conjuntos de datos, y el factor *b* se ha determinado constante para los diferentes valores de DoD, con el objetivo de conseguir curvas no secantes. Así, se han determinado los coeficientes *b_C* y *b_R* de manera que se minimice la diferencia global entre los datos disponibles y los proporcionados por el modelo, como se ha indicado en la ecuación (5-23)

En consecuencia, el factor *a* varía en función del DoD, de la corriente y de la temperatura de ciclado de la celda, mientras que el factor *b* varía en función de la corriente y de la temperatura de ciclado de la celda. La Tabla 5-14 recoge los valores determinados de los parámetros empleados y el ajuste R² que presentan. El ajuste R² medio para el modelado del CF es de 0,9780, mientras que para el PF es de 0,9755.

Tabla 5-14. Valores de los parámetros empleados en la normalización.

C _{Carga}	T	DoD	Capacidad			Resistencia		
			a _C	b _C	R ²	a _R	b _R	R ²
0,3786C	25 °C	20%	0,0890	0,7287	0,9887	0,00077	1,5691	0,9831
		40%	0,1010	0,7287	0,9903	0,00081	1,5691	0,9883
		60%	0,1049	0,7287	0,9629	0,0009	1,5691	0,9821
		80%	0,1147	0,7287	0,9314	0,0015	1,5691	0,9826
	45 °C	20%	0,1291	0,7113	0,9685	0,0186	1,1247	0,9029
		40%	0,1371	0,7113	0,9807	0,0219	1,1247	0,9812
		60%	0,1507	0,7113	0,9976	0,0282	1,1247	0,9618
		80%	0,1671	0,7113	0,9876	0,0374	1,1247	0,9882
0,4812C	25 °C	20%	0,0964	0,7211	0,9858	0,0016	1,4563	0,9838
		40%	0,1109	0,7211	0,9797	0,0018	1,4563	0,9830
		60%	0,1133	0,7211	0,9826	0,0029	1,4563	0,9928
		80%	0,1298	0,7211	0,9714	0,0031	1,4563	0,9632
0,6710C	25 °C	20%	0,1375	0,6918	0,9741	0,0009	1,5531	0,9891
		40%	0,1498	0,6918	0,9824	0,0011	1,5531	0,9448
		60%	0,1502	0,6918	0,9809	0,0012	1,5531	0,9849
		80%	0,1679	0,6918	0,9837	0,0014	1,5531	0,9966

CAPÍTULO 5

Así, y siguiendo el ejemplo de la Figura 5-23, se ha obtenido la Figura 5-24, donde se aprecian los puntos resultados de los ensayos experimentales y las curvas obtenidas como resultado de la Tabla 5-14 y ecuaciones (5-28) y (5-29).

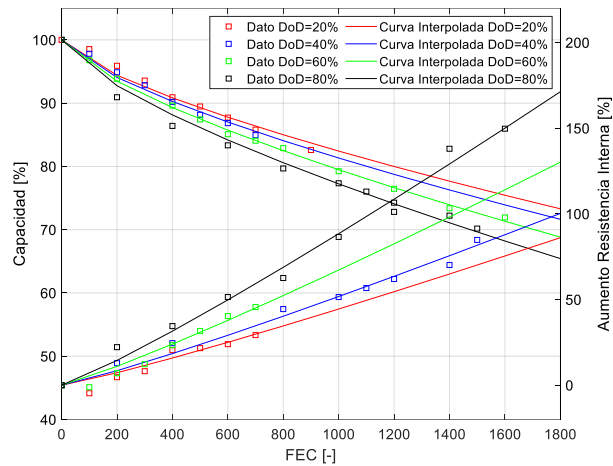


Figura 5-24. Evolución de la degradación y su modelización a lo largo del número de ciclos y en función del DoD, a una temperatura de 45°C y C-Rate de 0,42C.

Igualmente, al realizar la modelización, se han limitado los datos correspondientes a capacidades por encima del 100% y aumento de resistencia interna inferiores al 0%.

A partir del análisis de los valores del parámetro a , se ha determinado un ajuste del mismo a través de PCHIP. Este método, al emplear la interpolación, pasa por todos los puntos empleados dando como resultado un ajuste R^2 igual 1. Este ajuste se muestra en la Figura 5-25. A los datos disponibles se ha añadido el punto $a_c=0$ para $DoD=0$ y $C=0$, no existente en los datos base, pero que parece ayudar a suavizar la tendencia en el intervalo $DoD=[0,0.2]$ y $C=[0,0.3786]$, correspondiente al intervalo acotado entre el estado de reposo y el primer dato de DoD disponible. La adición de este punto se justifica en la separación de los factores de degradación en almacenamiento y ciclado, estableciendo que, a ciclados con profundidad de descarga nula, $DoD=0$, o de corriente de trabajo nula, $C=0$, la degradación por ciclado sea nula y sólo se compute la degradación por almacenamiento.

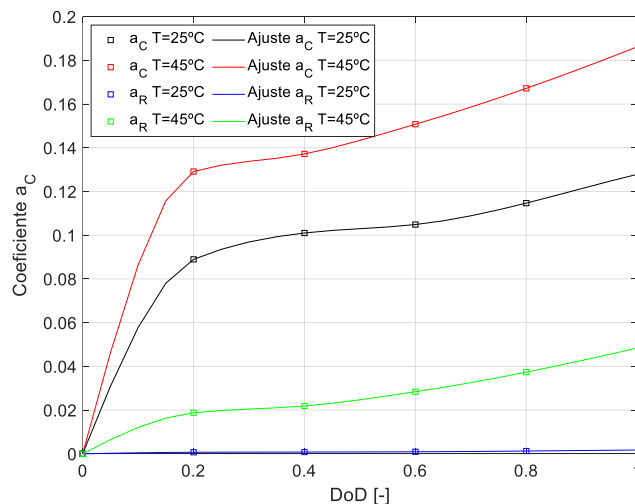


Figura 5-25. Ajuste Coeficiente a_c para C-Rate=0,3786.

Mediante este ajuste se puede obtener el valor del coeficiente prepotencial a para cualquier valor de DoD a las temperaturas de 25 °C y 45 °C y C-Rates de 0,3786 C, 0,4812 C y 0,6710 C. Combinando este ajuste con las ecuaciones (5-28)-(5-29), se obtienen las expresiones que permiten modelizar la degradación por ciclado. Para la creación de una matriz de referencia sobre la cual interpolar y obtener el valor deseado se han calculado los valores correspondientes a la Tabla 5-15.

Tabla 5-15. Matriz de referencia creada para la degradación por ciclado.

Parámetro	Valor
T	25 °C, 45 °C
DoD	0%, 20%, 40%, 60%, 80%, 100%
C	0,3786 C, 0,4812 C, 0,6710 C

La matriz 4D de referencia resultante se muestra en la Figura 5-26.

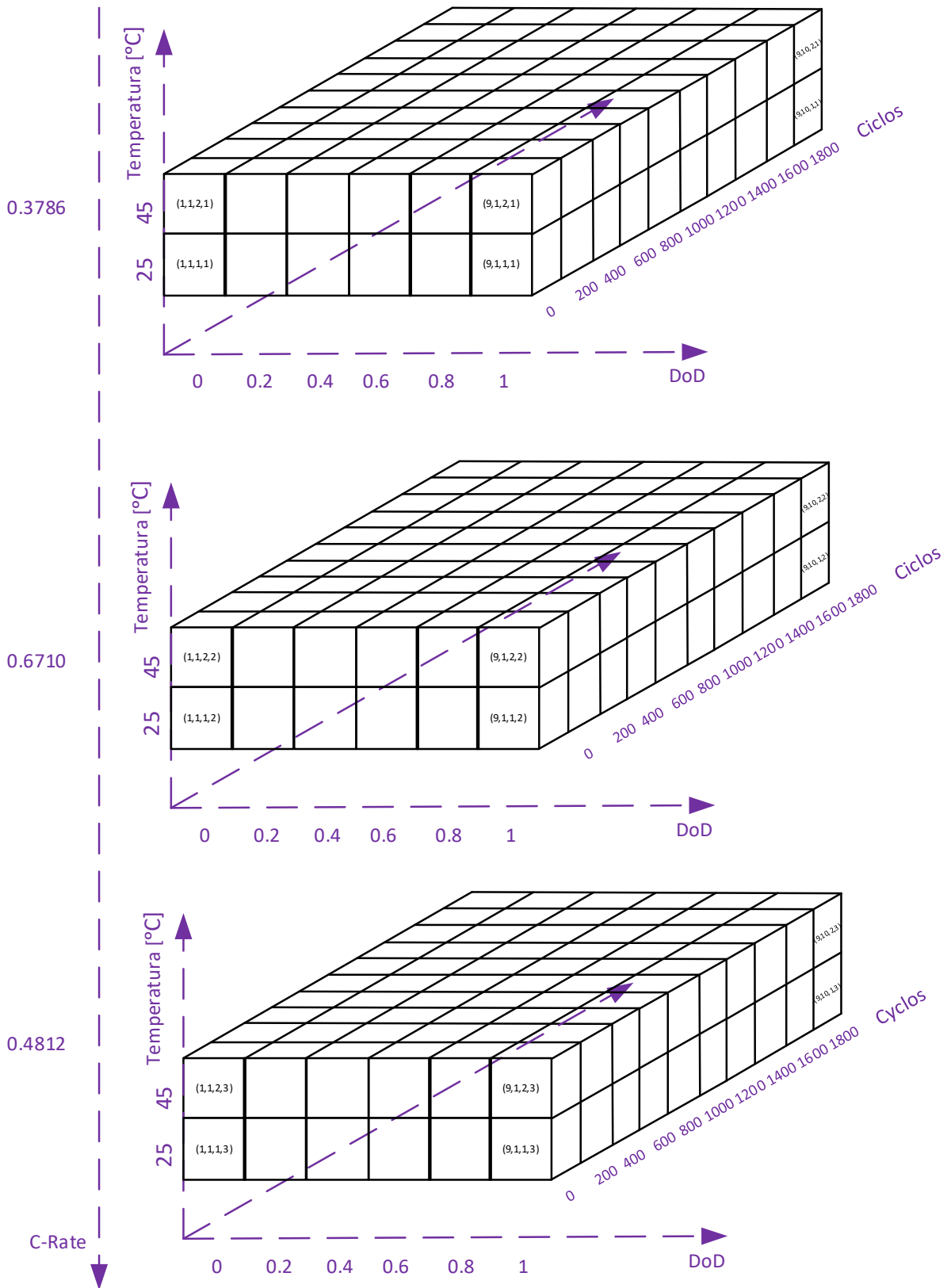


Figura 5-26. Matriz Degradación por ciclado 4D de referencia.

Como se ha mostrado en la matriz de ensayos (Figura 5-22), existen datos de ensayos experimentales para una corriente a diferentes temperaturas y para diferentes corrientes a una temperatura. Para las combinaciones de corriente y temperatura de las que no se dispone de datos, se ha efectuado una aproximación tal y como se indica en las ecuaciones (5-32) y (5-33).

$$a_{C_{C_2 T_2}} = \frac{a_{C_{C_2 T_1}}}{a_{C_{C_1 T_1}}} \cdot a_{C_{C_1 T_2}} \quad (5-32)$$

$$a_{R_{C_2 T_2}} = \frac{a_{R_{C_2 T_1}}}{a_{R_{C_1 T_1}}} \cdot a_{R_{C_1 T_2}} \quad (5-33)$$

donde: a_C es el coeficiente prepotencial, C_2 es la corriente a la que se quiere calcular, T_2 es la temperatura a la que se quiere calcular, C_1 es la corriente de la que se disponen datos y T_1 es la temperatura de la que se disponen datos.

De la linealización de los datos de a_C graficados en la Figura 5-25, se pueden distinguir tres rangos principales, los cuales aplicados a los datos de 25 °C son:

- $DoD \in [0, 20\%]$, donde la degradación crece rápidamente al incrementar el DoD, con una relación de 0,0044%(degradación)/% DoD.
- $DoD \in [20, 60\%]$, donde la degradación crece lentamente al incrementar el DoD, con una relación de 0,0004%(degradación)/% DoD. En cambio, a 45° el rango sería de DoD 20% al 40%.
- $DoD \in [60, 100\%]$, donde la degradación crece un poco más rápidamente al incrementar el DoD, con una relación de 0,0006%(degradación)/% DoD.

En el caso de una temperatura superior, se identifica mayores tasas de degradación y rangos más estrechos. No se ha efectuado comparación cuantitativa entre la temperatura y el C-Rate ya que estos factores muestran un comportamiento altamente no-lineal. Esta no-linealidad puede verse representada en la variación del parámetro b_C .

C) Interpolación y modelo efectivo

A partir de las matrices formadas por los resultados obtenidos en los ensayos experimentales, se ha procedido a la obtención de un modelo de degradación multivariable con aplicabilidad en todo el dominio de operación. Es decir, pese a realizar los ensayos a valores discretos de profundidad de descarga (DoD), número de ciclos (N), corriente (C-Rate) y temperatura (T), el modelo obtenido pretende ser capaz de predecir la degradación a cualquier valor de DoD, N, C-Rate y T. A continuación, se detalla el proceso seguido, previa definición de los límites de confianza del mismo.

C.1) Límites de confianza del modelo desarrollado

Los límites de confianza de este modelo se definen en los siguientes rangos (intervalos cerrados) mostrados en la Tabla 5-16.

Tabla 5-16. Límites de confianza del modelo de degradación por ciclado.

Temperatura (T)	Profundidad de descarga (DoD):	Número de ciclos (N):	Corriente (C-Rate)
[25-45] °C	[20-80]%	[0-1800] ciclos	[0.3786 0.4812 0.6710] C

CAPÍTULO 5

C.2) Procedimiento de interpolación aplicado

Para cada valor a interpolar, el modelo calcula los parámetros de los polinomios de interpolación PCHIP que se ajustan a las curvas necesarias para la interpolación. En este sentido, el modelo contempla un algoritmo de interpolación dinámico que recalcula los coeficientes de los polinomios PCHIP en función del valor a interpolar. La interpolación de la degradación por ciclado, se lleva a cabo mediante una interpolación en cuatro dimensiones, cuyo diagrama de flujo se muestra en la Figura 5-27.

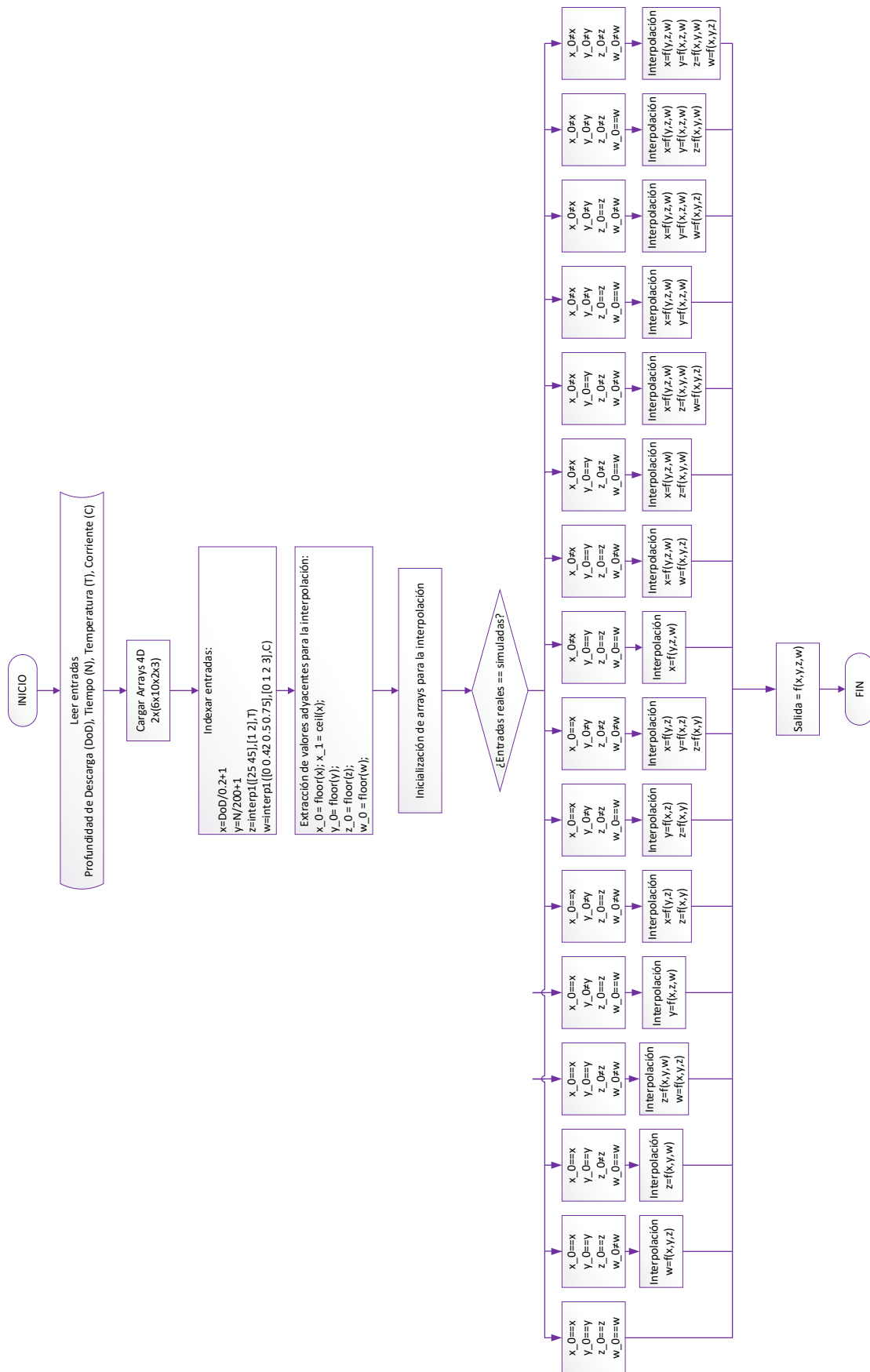


Figura 5-27. Diagrama de flujo del algoritmo de interpolación en cuatro dimensiones empleado para el cálculo de la degradación por ciclado.

Cabe destacar que la interpolación de todas las variables se ha llevado a cabo a través de los Polinomios de Hermite, salvo la de número de ciclos N , las cuales se han efectuado reconstruyendo las ecuaciones (5-28) y (5-29).

Como resultado, el modelo desarrollado posee una demanda computacional baja y una alta velocidad de cálculo, ofreciendo resultados en máximo 2,03s en el cálculo de CF y PF por ciclado para las condiciones deseadas en un ordenador con procesador de 2,80 GHz, 8 núcleos y Windows 10. Este caso, el de mayor demanda de recursos, se corresponde con el caso en el cual todas las variables han de ser interpoladas. La validación del modelo para CF y PF se presenta en las Figura 5-28 y Figura 5-29.

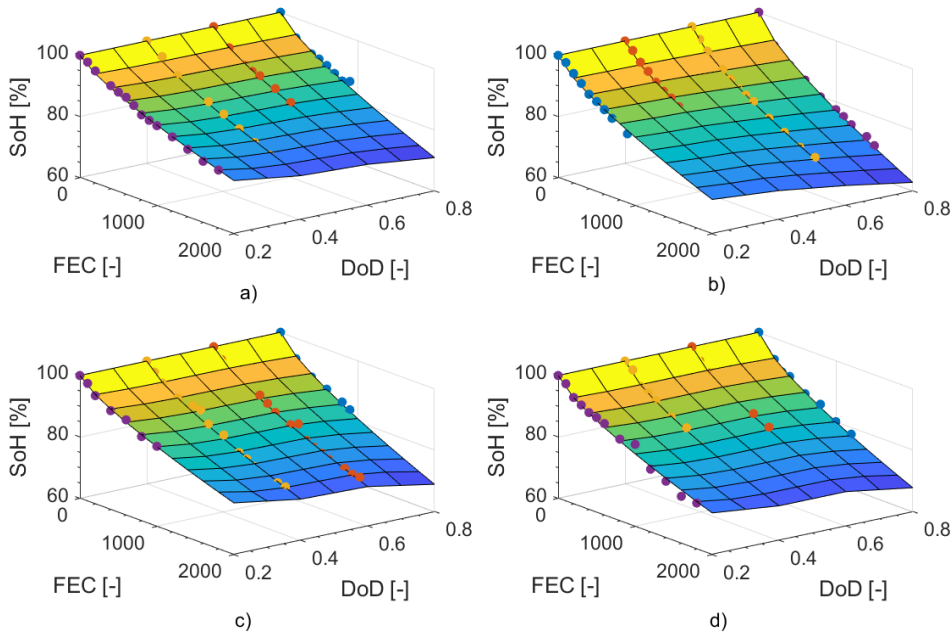


Figura 5-28. Degradación de capacidad por ciclado, en función del DoD y del número de ciclos a) 25°C C=0.3786 b) 45°C C=0.3786, c) 25°C C=0.4812 y d) 25°C C=0.6710.

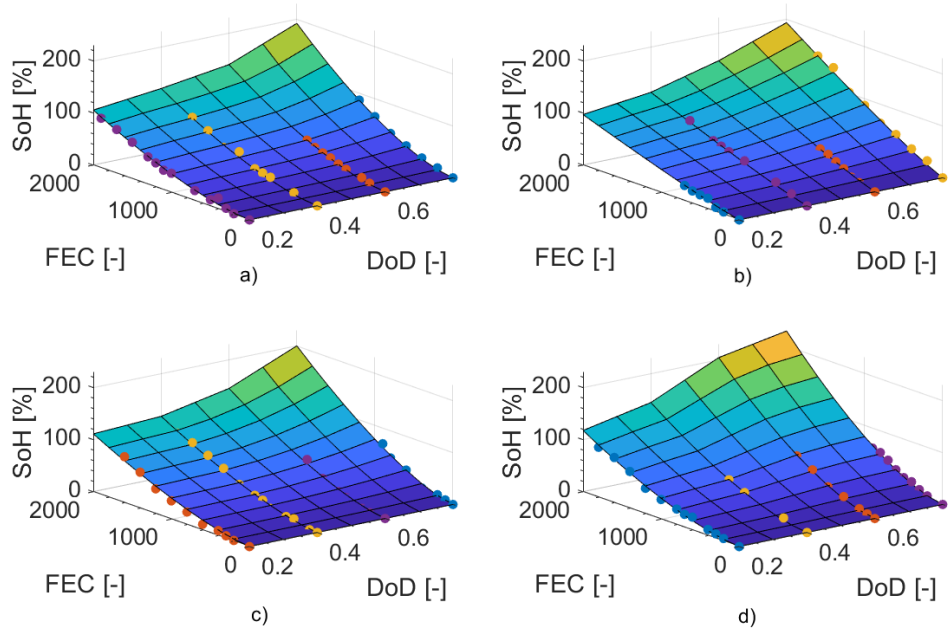


Figura 5-29. Degradación de potencia por ciclado, en función del DoD y del número de ciclos a) 25°C C=0.3786 b) 45°C C=0.3786, c) 25°C C=0.4812 y d) 25°C C=0.6710.

El error máximo en la simulación del CF ha sido del 3,74%, dado cuando DoD=0,8, N=1100 ciclos, T=45 °C y C=0,3786, siendo el RMSE medio del 1,12%. El PF, en cambio, posee un error máximo del 8,65%, dado cuando DoD=0,2, N=100 ciclos, T=45 °C y C=0,3786, siendo el RMSE medio del 2,63%.

Para caracterizar el error cometido, también se ha efectuado un análisis gráfico de residuos, donde se aprecia el error cometido en cada punto de estudio, calculado como indica la ecuación (5-27).

La Figura 5-30 muestra el análisis gráfico de residuos. Como se puede apreciar en el primer subgráfico, la mayoría de puntos se sitúan por encima de cero, lo que indica que el modelo desarrollado tiende a subestimar el valor de la capacidad actual o SoH_C, por lo que podría categorizarse este modelo de conservativo. En lo referente a PF, en cambio, no es posible obtener una conclusión significativa.

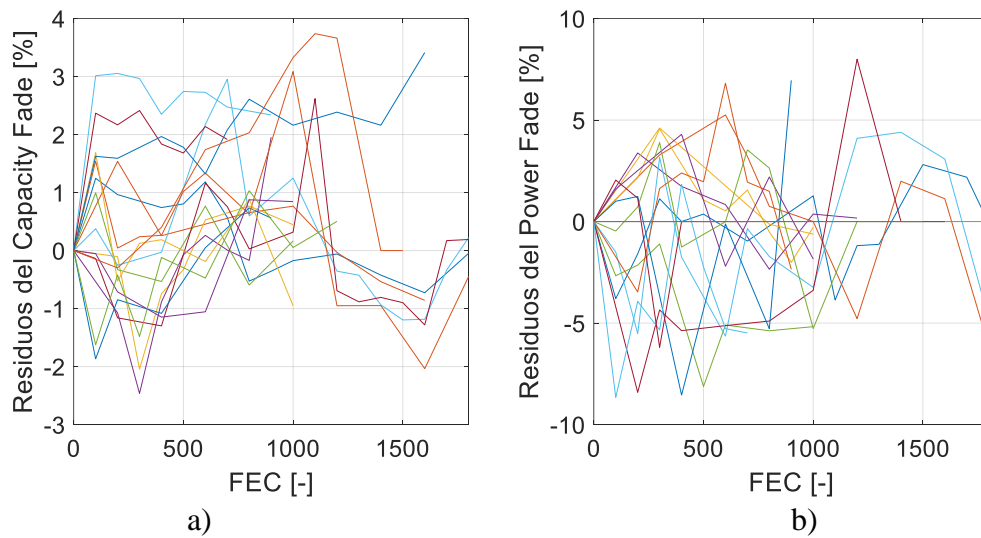


Figura 5-30. Análisis de residuos en degradación por ciclado.

D) Determinación de la curva Cycle-Life vs DoD

El modelo presentado se ha evaluado a lo largo de diferentes DoDs, temperaturas y corrientes, en busca del número de FECs necesarios en cada condición para alcanzar un EoL del 80%. Si se grafica dicho número de ciclos en función del DoD de ciclado, se obtiene la llamada curva *Cycle-Life vs DoD*, la cual es de especial utilidad para evaluar diferentes situaciones en idénticas condiciones energéticas. Se ha determinado experimentalmente que dicha curva sigue la ecuación definida en (5-34):

$$CL [FEC] = a(C, T) \cdot DoD^{b(C, T)} + c(C, T) \quad (5-34)$$

donde CL es el *Cycle-Life* [-], *a* es un coeficiente prepotencial, *b* es un coeficiente potencial [-], *c* es un coeficiente offset [-] y DoD la profundidad de descarga.

Conocida la CL en términos de FEC, es posible calcular el número de ciclos a dicho DoD, según la expresión (5-35).

$$CL [N @ DoD] = \frac{CL [FEC]}{DoD} \quad (5-35)$$

donde CL es el *Cycle-Life* expresado en número de ciclos a dicho DoD y DoD la profundidad de descarga.

CAPÍTULO 5

La Figura 5-31 muestra este ajuste para el caso de 45°C y C=0.4C, donde puede apreciarse la influencia del DoD en el CL. Los ajustes para el resto de casos estudiados se incluyen en el Anexo C. Se quiere remarcar la diferencia entre FEC y ciclo @ DoD, siendo el CL expresado en FEC y en número de ciclos a dicho DoD, respectivamente. Se observa como ciclados muy poco profundos son altamente beneficiosos en términos de degradación por ciclado. No obstante, el DoD mínimo vendrá determinado por la necesidad de autonomía del usuario de un VE, mientras que la vida útil total se verá influenciada también por la degradación por almacenamiento, entre otros.

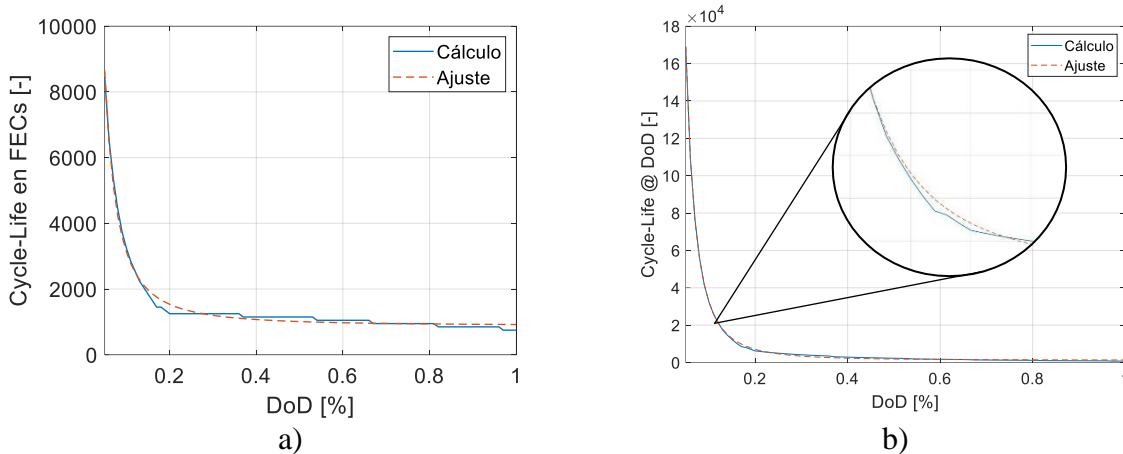


Figura 5-31. Cycle-Life, en función del DoD a 45°C C=0.4C, a) expresado en FECs y b) expresado en número de ciclos @ DoD.

La Tabla 5-17 muestra los ajustes y correlaciones para los diferentes casos estudiados, mientras que estos mismos casos se grafican en la Figura 5-32. Se observa como la temperatura de ciclado es una variable clave en la vida útil de una batería, equiparable a la corriente.

Tabla 5-17. Datos de los ajustes realizados y coeficientes de correlación.

C _{Carga}	T	FEC				N @ DoD			
		a	b	c	R ²	a	b	c	R ²
0,4C	25 °C	55,18	-1,749	1175	0,9934	178,6	-2,382	1559	0,9997
	35 °C	45,82	-1,758	1012	0,9925	146,2	-2,397	1384	0,9996
	45 °C	36,88	1,786	883,4	0,9904	117,9	-2,424	1242	0,9995
0,5C	45 °C	38,26	-1,766	823,2	0,9900	110,6	-2,438	1190	0,9995
0,6C	45 °C	31,03	-1,815	781,3	0,9890	96,8	-2,461	1125	0,9996

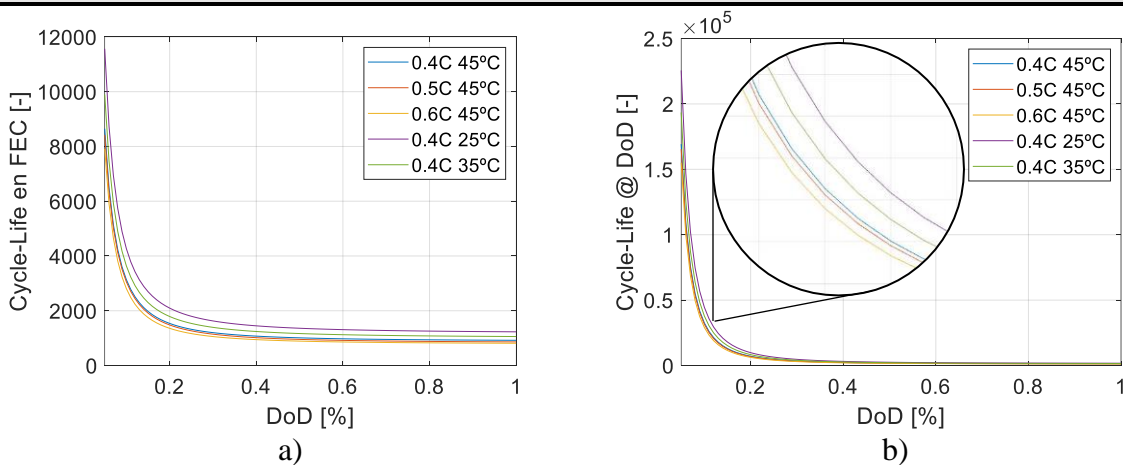


Figura 5-32. Ajustes de Cycle-Life estudiados, a) expresado en FECs y b) expresado en número de ciclos @ DoD.

5.4. Aplicaciones del modelo

El vehículo comercial seleccionado para este estudio es el Renault Zoe [299]. Este vehículo se encuentra entre los VEs más vendidos en todo el mundo, incluso con mayores ventas que Tesla en Europa [300]. Sus datos técnicos se muestran en la Tabla 5-18.

Tabla 5-18. Datos técnicos del Renault Zoe 2020 R110.

Parámetro	Valor
Procedimiento Test	WLTP3
Autonomía media en verano	300 km
Autonomía media en invierno	200 km
Máxima Potencia motor	80 kW
Capacidad batería	41 kWh
Tecnología	NMC (Li-Ion)
Tensión	360 V
Modulos / Número de celdas	12/192
Número de strings/celdas por string	2/96
Máxima potency de carga	50 kW
Velocidad máxima	135 km/h
Coefficiente drag, $C_D \cdot A$	0,75 m ²
Masa (Vacío/Max)	1480/1966 kg

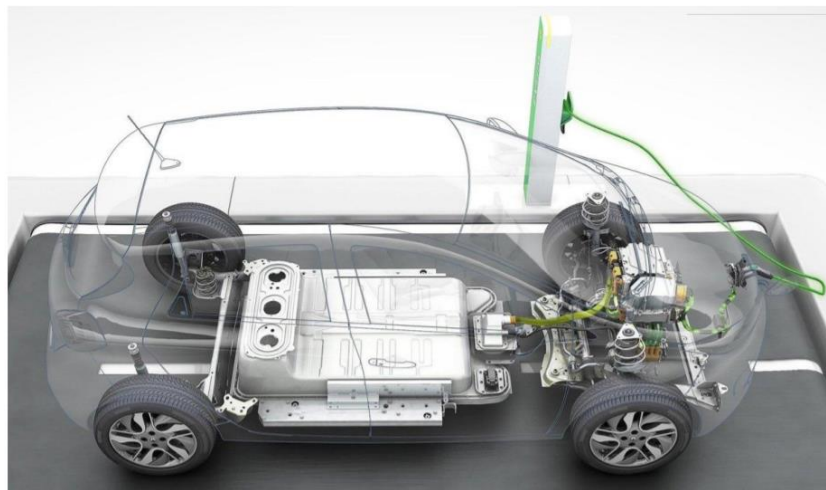


Figura 5-33. Radiografía del Renault Zoe donde se aprecia la ubicación de la batería.

El vehículo seleccionado para este estudio (Renault Zoe 2020 R110, Figura 5-33) integra una batería compuesta por un conjunto de celdas de iones de litio NMC, fabricadas por LG. El modelo utilizado es LG CHEM E63, cuyos datos de especificación se han mostrado en la Tabla 5-2 y la curva OCV se ha mostrado en Figura 5-10.

Téngase en cuenta que 1C significa un ciclo a corriente tal que la batería se descargará / cargará completamente en una hora, en este caso 63,5 A.

5.4.1. Evaluación de la degradación producida en función de la potencia de recarga empleada

El Procedimiento Mundial de Prueba de Vehículos Ligeros Armonizado (*World Harmonized Light-duty Vehicle Test Procedure*, WLTP) reemplazó el Nuevo Ciclo de Conducción Europeo (*New European Driving Cycle*, NEDC) [301] existente en 2018. Este procedimiento de prueba presume de ser más realista que NEDC, ya que se basa en perfiles experimentales y hábitos y experiencias reales de los conductores. Los datos técnicos de WLTP3 se muestran en la Tabla 5-19, y el ciclo se muestra en la Figura 5-34.

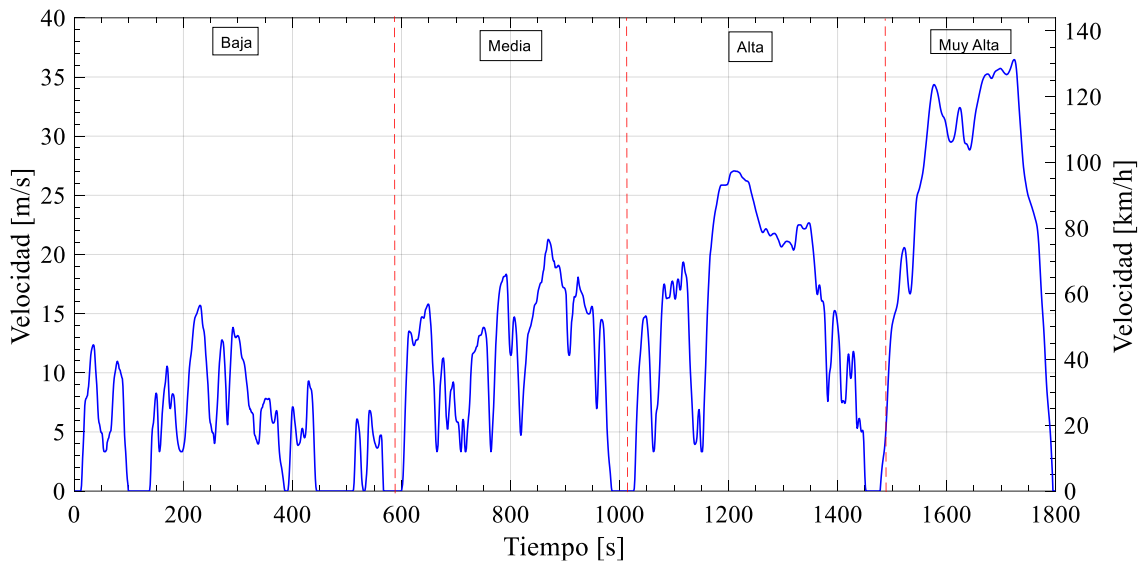


Figura 5-34. Perfil de velocidades del WLTP3.

Tabla 5-19. Datos del WLTP3.

Periodo	Baja	Media	Alta	Muy Alta	Total
Duración [s]	589	433	455	323	1800
Duración de las paradas [s]	150	49	31	8	235
Distancia [m]	3095	4756	7162	8254	23266
% de paradas	26,5	11,1	6,8	2,2	13,4
Velocidad max [km/h]	56,5	76,6	97,4	131,3	
Velocidad media sin paradas [km/h]	25,3	44,5	60,7	94,0	53,5
Velocidad media con paradas [km/h]	18,9	39,4	56,5	91,7	46,5
Aceleración min [m/s²]	-1,5	-1,5	-1,5	-1,44	
Aceleración max [m/s²]	1,611	1,611	1,666	1,055	

Se ha supuesto que este ciclo de prueba se ejecuta dos veces al día, como resultado de la necesidad de un viaje de ida y vuelta, mientras que la recarga se realiza cada 2 días. El cálculo del DoD se aborda mediante el uso de un modelo dinámico del vehículo, explicado a continuación.

La ecuación general que describe el movimiento de un vehículo se define a partir de la aplicación de la Segunda Ley de Newton [302], indicada en (5-36).

$$\frac{dv}{dt} = \frac{\sum F_t - \sum F_r}{\delta M} \quad (5-36)$$

donde: v , es la velocidad el vehículo [m/s], $\sum F_t$ es la fuerza total tractora del vehículo [N], $\sum F_r$ es la fuerza total resistiva [N], M es la masa total del vehículo [Kg], y δ es el factor de masa que equivalentemente se convierte de inercia rotacional de los componentes en rotación a masa traslacional. La Figura 5-35 muestra todas las fuerzas involucradas en el movimiento de un vehículo.

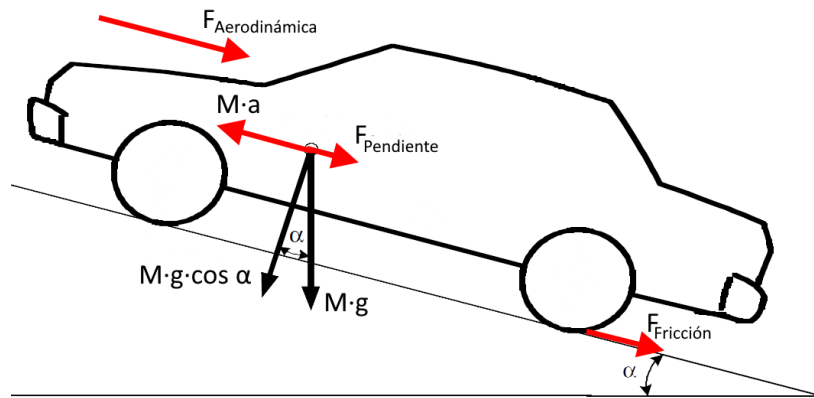


Figura 5-35. Fuerzas involucradas en la tracción de un vehículo.

Como se puede deducir de la Figura 5-35, la única fuerza que contribuye al movimiento del vehículo, F_t , es $M \cdot a$. En consecuencia, la ecuación general (5-36) puede escribirse como se indica en la ecuación (5-37) en el eje del movimiento.

$$\frac{F}{M} = a + \frac{F_{grading} + F_{friction} + F_{aerodynamic}}{M} \quad (5-37)$$

donde:

$$a = \frac{dv}{dt} \quad (5-38)$$

$$\frac{F_{grading}}{M} = g \cdot \sin(\alpha) \quad (5-39)$$

$$\frac{F_{friction}}{M} = f_r \cdot g \cdot \cos(\alpha) \quad (5-40)$$

donde:

$$f_r = 0.01 \cdot \left(1 + 3,6 \cdot v/160\right) \quad (5-41)$$

$$\frac{F_{aerodynamic}}{M} = \frac{1}{2} \cdot \frac{\rho \cdot C_D \cdot A \cdot (v - v_w)^2}{M} \quad (5-42)$$

donde: g es la fuerza gravitatoria [m/s^2], α es el ángulo de inclinación [$^\circ$], f_r es el coeficiente de fricción [-], ρ es la densidad del aire en [kg/m^3], C_D es el coeficiente de arrastre o drag [-], A es el área frontal en [m^2] y v_w es la velocidad del viento en [m/s].

CAPÍTULO 5

La ecuación (5-41) permite obtener el valor de f_r con precisión suficiente para velocidades de hasta 128 km/h. En este caso, y por simplicidad, α se ha supuesto 0° , al igual que v_w nula. Dada la velocidad instantánea del vehículo por el ciclo WLTP3 (Figura 5-34), se calcula su derivada $\left(\frac{dv}{dt}\right)$, obteniendo la aceleración instantánea del vehículo, a . Así, se obtiene el valor de la potencia producida por el motor, proporcional a $\frac{F}{M}$ y la velocidad. Se supone que esta potencia coincide con la demanda instantánea de energía eléctrica de la batería, como se indica en la ecuación (5-43).

$$\frac{F(t)}{M} \cdot M \cdot v(t) = P(t) = V(t) \cdot I(t) \quad (5-43)$$

Por otra parte, el frenado regenerativo se modela como una recuperación de parte de la energía cuando el vehículo tiene que reducir la velocidad. Se ha estimado que el coeficiente de recuperación, k , es 0,25, ajustando la autonomía del vehículo modelado al proporcionado en su *datasheet* [299].

Téngase en cuenta que se deben hacer dos cálculos, en función de las consideraciones, una, considerando el signo del flujo de energía y la otra, considerando la energía intercambiada (rendimiento actual). El primero se usa para calcular el DoD tras finalizar el ciclo de conducción, considerando el frenado regenerativo, mientras que el segundo se usa para calcular la C-Rate media durante el período de conducción. A su vez, se calcula la corriente de funcionamiento durante la carga. Estos parámetros se obtienen mediante las ecuaciones (5-44) y (5-46).

$$DoD = \frac{\int_0^t F(t) \cdot v(t) \cdot dt}{N_{cells} \cdot C \cdot V \cdot 3600} \quad (5-44)$$

$$\begin{aligned} \overline{C - Rate_{Driving}} &= \frac{\int_0^t |F(t)| \cdot v(t) \cdot dt}{N_{cells} \cdot C \cdot V \cdot t} = \\ &= \frac{\int_0^t |F_{tract}(t)| \cdot v(t) \cdot dt}{N_{cells} \cdot C \cdot V \cdot t} + k \cdot \frac{\int_0^t |F_{rec}(t)| \cdot v(t) \cdot dt}{N_{cells} \cdot C \cdot V \cdot t} \end{aligned} \quad (5-45)$$

$$\overline{C - Rate_{Charging}} = \frac{P_{Charging}}{N_{cells} \cdot C \cdot V \cdot t} \quad (5-46)$$

Teniendo en cuenta que el WLTP3 se ejecuta cuatro veces entre cada carga, equivalente a dos viajes de ida y vuelta, se calcula que el DoD de la batería es 0,156 para cada viaje de ida y vuelta, y 0,312 cada dos viajes de ida y vuelta (entre recargas). El SoC instantáneo de la batería se muestra en la Figura 5-36b. Se supone que la batería se carga hasta el 80% de SoC porque la carga de (CC) generalmente se realiza hasta este límite, donde generalmente se cambia a carga de tensión constante (CV).

El DoD únicamente depende de las necesidades de transporte del conductor, mientras que el C-Rate también se verá influenciado por la potencia de carga. Las potencias de carga consideradas son las estandarizadas hasta la potencia de carga máxima del vehículo, que es de 50 kW. La Tabla 5-20 muestra las potencias de carga considerados en este estudio. De los datos del vehículo se conoce el número de *strings* en los que se organiza la batería, por lo que se ha calculado el C-Rate por *string*.

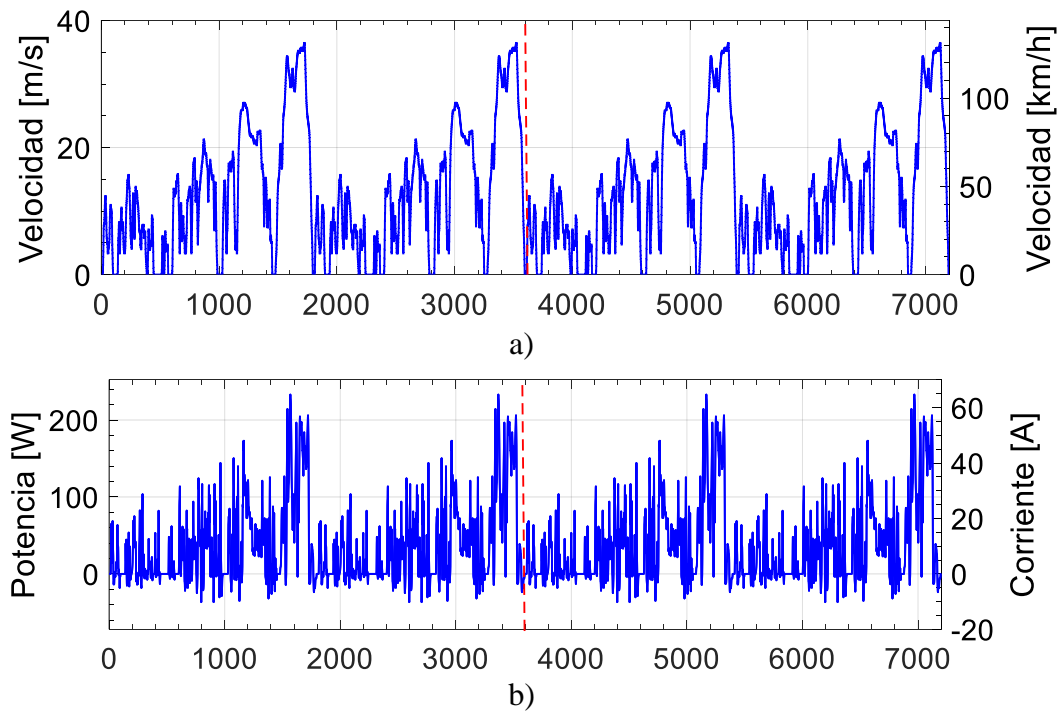
Tabla 5-20. Potencias de recarga consideradas.

	Potencia	Fases	Corriente Máxima (por fase)	C-Rate @ DC 400 V	C-Rate _{ch/string} @ DC 400 V
Level 2	2,3 kW	1	10 A	0,091	0,0455
	7,4 kW	1	32 A	0,2913	0,14565
Mode 1	3,7 kW	1	16 A	0,1457	0,07285
	11 kW	3	16 A	0,4331	0,21655
Mode 2	22 kW	3	32 A	0,8661	0,43305
Level 3	43 kW	3	63 A	1,6929	0,84645
Mode 3	50 kW	DC	100 A	1,9685	0,98425

Estas potencias de carga o $C\text{-Rate}_{Charging}$, indicadas en la Tabla 5-20, se han combinado con la potencia de conducción o la $C\text{-Rate}_{Driving}$, para obtener la potencia ponderada o la $C\text{-Rate}$ media en un ciclo de carga de conducción, como se indica en la expresión (5-47).

$$\overline{C_{Rate}} = \frac{\overline{C_{Rate\ Driv}} \cdot t_{Driv} + \overline{C_{Rate\ Ch}} \cdot t_{ch}}{t} \quad (5-47)$$

El perfil de velocidad utilizado, basado en WLTP3 y repetido cuatro veces, que puede recorrer una distancia total de aproximadamente 94 km, se muestra en la Figura 5-36a. La potencia desarrollada por cada celda de la batería después de aplicar la ecuación (5-45) se muestra en la Figura 5-36b. En esta figura, se pueden ver valores negativos de potencia, correspondientes al frenado regenerativo. En el eje derecho, se representa la corriente equivalente a cada *string* tras el convertidor de potencia, es decir, en el bus de CC de tensión controlada, proporcional a la potencia. El efecto de la energía en la batería se puede apreciar en el SoC, que se muestra en la Figura 5-36c. Además, la tensión de circuito abierto de cada celda está representado en el eje secundario.



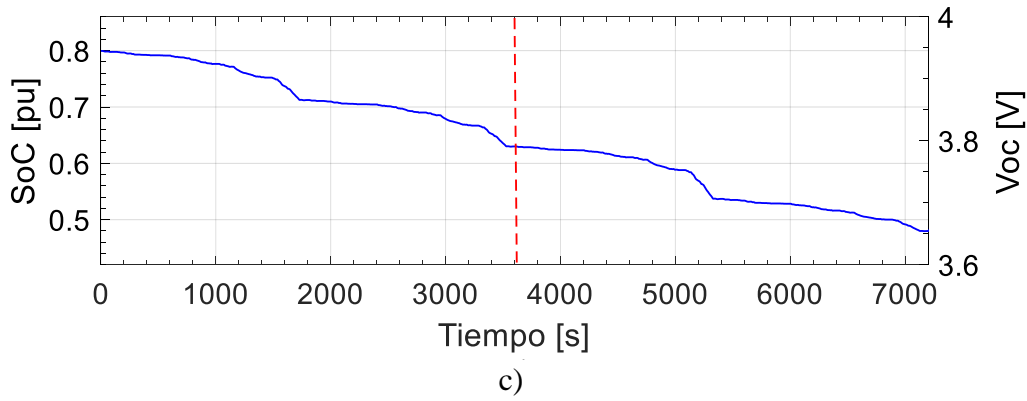


Figura 5-36. a) Velocidad del vehículo b) Potencia y corriente por celda c) SoC y Voc por celda al efectuarse 4xWLTP3.

La Figura 5-37 muestra la degradación de un único ciclo para diferentes temperaturas y C-Rate, con un DoD constante. Se puede observar que la temperatura es un factor clave cuando se trata de la degradación de la batería, pero la C-Rate tiene mayor influencia.

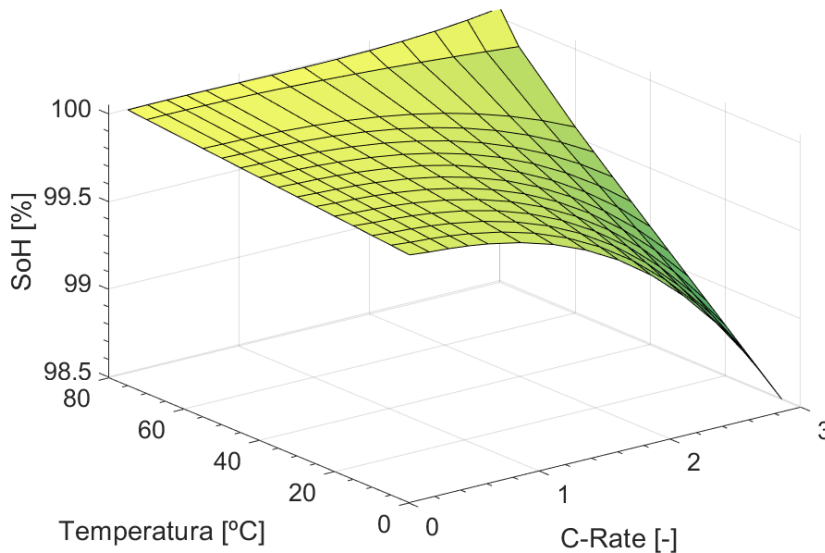


Figura 5-37. Degradación para un único ciclo con 30% DoD.

Como la temperatura en el funcionamiento de las baterías es una variable a controlar, se supone una temperatura constante de 45 °C. En este sentido, la Figura 5-38 muestra la degradación para ciclos de 45 °C y 0,5C. A mayor DoD, mayor será la degradación.

Se ha calculado el número de ciclos para alcanzar la EoL de la batería considerando los datos representado en la Figura 5-39. En este contexto, la carga de Nivel 2 permitiría ciclar la batería 1314 veces con recarga monofásica y 1204 veces con recarga trifásica. La carga en modo 1 permitiría 1263 y 1180 ciclos con recarga monofásica y trifásica, respectivamente. La carga en modo 2 disminuye la vida útil de la batería a 1152 ciclos, y el nivel 3 a 1137 ciclos, mientras que el modo más rápido, el modo 4, disminuye a 1135 ciclos.

Como resultado de las simulaciones realizadas, se puede decir que la potencia de carga es un factor considerable cuando se apunta a maximizar la vida útil de las baterías. En este sentido, la carga rápida en modo 4 de un Renault Zoe a 50 kW reduciría la vida útil comercial de las baterías un 13,63% en comparación con una carga lenta de nivel 2 de 2,3 kW.

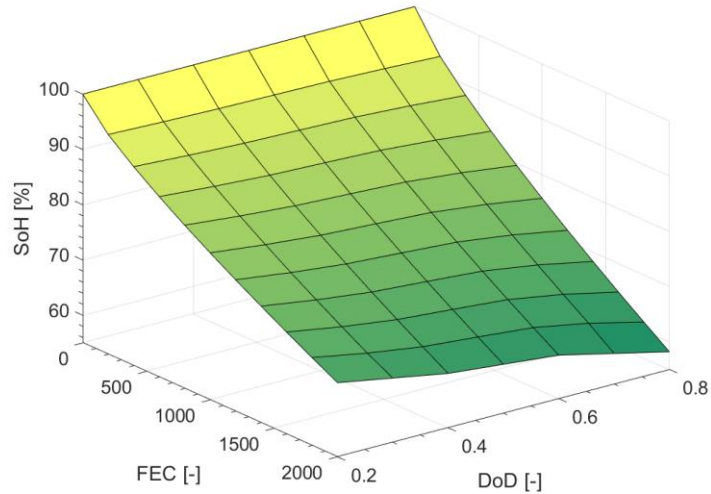


Figura 5-38. Degradación para ciclos a 45 °C y 0,5C.

Finalmente, la Figura 5-39 muestra la degradación para un DoD del 32% (cuatro veces el ciclo WLTP3) y 45 °C. Los resultados numéricos se representan en la Tabla 5-21.

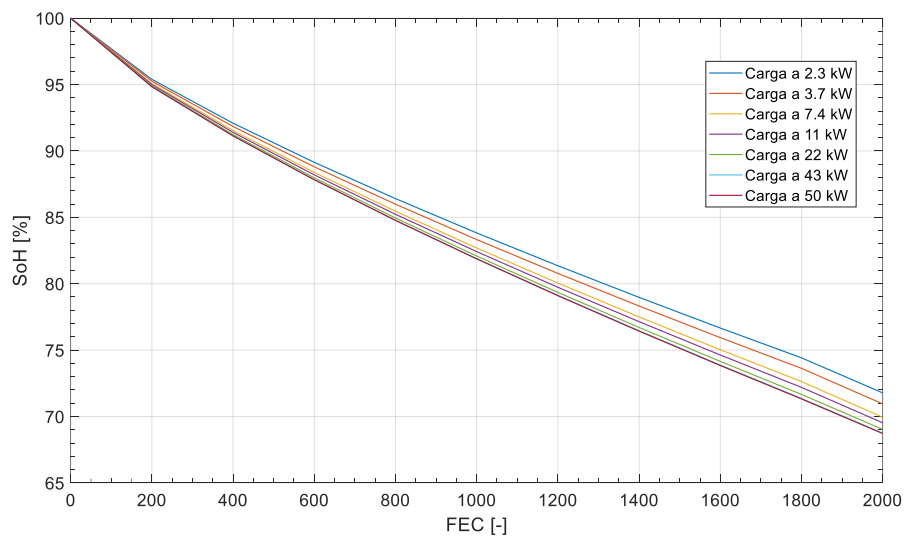


Figura 5-39. Degradación para el ciclo 4xWLTP3 (DoD=31,2%) y 45 °C, dependiendo de la potencia de carga.

Tabla 5-21. Resultados de degradación. SoH tras N ciclos.

	SoH	N=600	N=1000	N=1600	N=2000
Level 2	2,3 kW	89,14%	83,83%	76,66%	71,77%
	7,4 kW	88,38%	82,69%	75,03%	69,94%
Mode 1	3,7 kW	88,80%	83,32%	75,94%	70,95%
	11 kW	88,20%	82,42%	74,63%	69,52%
Mode 2	22 kW	87,97%	82,08%	74,15%	69,03%
Level 3	43 kW	87,85%	81,90%	73,88%	68,75%
Mode 3	50 kW	87,83%	81,87%	73,84%	68,71%

5.4.2. Evaluación de la degradación producida por diferentes patrones de conducción y recarga

El modelo desarrollado también ha sido empleado para la evaluación de las diferencias entre los diferentes patrones de conducción y recarga en términos de degradación de la batería. Para ello, se han seleccionado tres patrones, entornos o escenarios de conducción. Cada uno se encuentra representado por un procedimiento.

- El Procedimiento de Pruebas Federal 75 (*Federal Test Procedure 75*, FTP75) ha sido seleccionado para el entorno urbano. Este procedimiento, se encuentra definido por la Agencia de Protección Ambiental (*Environment Protection Agency*, EPA). En este procedimiento, se efectúan diversas paradas, y considera una velocidad máxima de 91,25 km/h, siendo la velocidad media de 25,86 km/h.
- El WLTP3 ha sido seleccionado para el entorno mixto. Este procedimiento, se encuentra definido por la Comisión Económica Europea de las Naciones Unidas (*United Nations Economic Commission*, UNECE) basado en datos de perfiles reales y hábitos de conducción. Ha sido elegido para sustituir el comúnmente empleado NEDC por ser más realista. Se compone de cuatro periodos de acuerdo a la velocidad máxima: baja, media, alta y muy alta, alcanzando los 135 km/h, con una velocidad media de 46,52 km/h.
- El Programa de Conducción de Ahorro de Combustible en Carretera (*Highway Fuel Economy Driving Schedule*, HWFET) ha sido seleccionado para el entorno por autopista. Este procedimiento también se encuentra definido por la EPA y no incluye paradas, considerando una velocidad máxima de 95 km/h, siendo la velocidad media de 77,86 km/h.

Para este estudio, también se han empleado los datos del vehículo comercial Renault Zoe 2020 R110. La demanda energética se ha calculado considerando la potencia destinada a tracción, las pérdidas por rozamiento de rodadura, y las pérdidas por rozamiento aerodinámico. En este contexto, el Renault Zoe dispone de una batería de 41 kWh, aproximadamente, y puede ser recargado con una potencia de hasta 50 kW- El bus DC posee una tensión nominal 360 V y 400V durante el proceso de carga. La batería se encuentra organizada en 2 *strings* paralelos de 96 celdas en serie cada una [299].

Al igual que en el caso anterior, se ha calculado el C-Rate medio de operación por medio de las ecuaciones (5-45)-(5-47), y se ha tomado una temperatura de operación de 45 °C, por ser la temperatura límite de operación, lo que convierte los resultados mostrados en los más pesimistas. La Figura 5-40 muestra los resultados de CF en función del DoD en cada escenario simulado. Los casos graficados incluyen algunas de las potencias de recarga más estudiadas. En dicha figura, la superficie superior se corresponde con entorno de conducción urbano dado por el FTP75, la superficie intermedia se corresponde con el entorno de conducción mixto dado por el WLTP3, y la superficie inferior se corresponde con el entorno de conducción por autopista dado por el HWFET. Puede observarse como el C-Rate, resultado del entorno de conducción y la potencia de recarga empleada, posee la mayor influencia en la degradación de la batería, mientras que la influencia del DoD puede tomarse como lineal. A mayor C-Rate y/o DoD, la degradación es mayor.

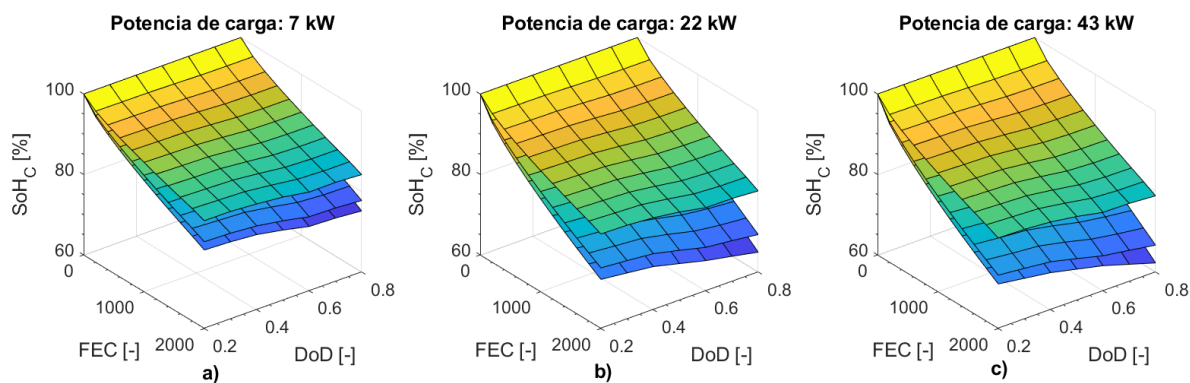


Figura 5-40. Capacity fade a) 45 °C, Potencia de carga: 7 kW, b) 45 °C, Potencia de carga: 22 kW, c) 45 °C, Potencia de carga: 43 kW.

La Figura 5-41 muestra los resultados de PF en función del DoD en cada escenario simulado, donde puede verse como el aumento de la resistencia interna. En dicha figura, la superficie superior se corresponde con entorno de conducción urbano dado por el FTP75, la superficie intermedia se corresponde con el entorno de conducción mixto dado por el WLTP3, y la superficie inferior se corresponde con el entorno de conducción por autopista dado por el HWFET. Puede observarse como el C-Rate, resultado del entorno de conducción y la potencia de recarga empleada, también posee la mayor influencia en el PF, mientras que la influencia del DoD, aunque puede tomarse como lineal, es más pronunciada que en el CF.

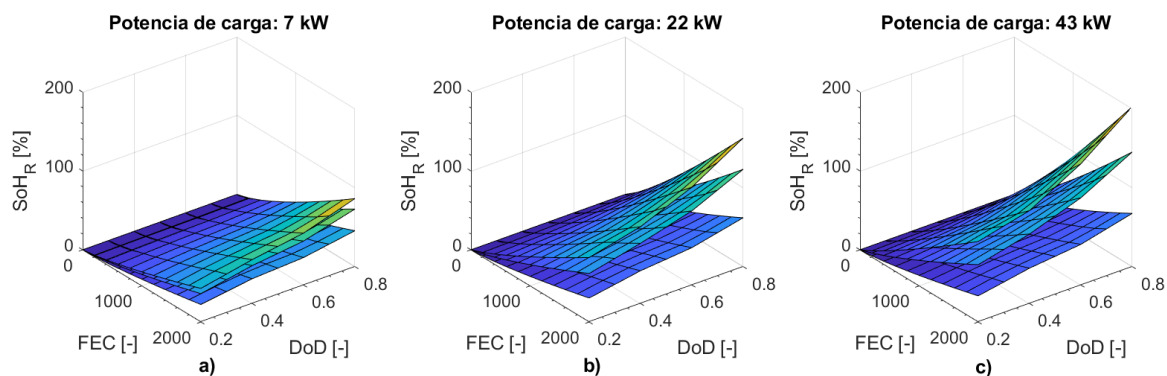


Figura 5-41. Power fade a) 45 °C, Potencia de carga: 7 kW, b) 45 °C, Potencia de carga: 22 kW, c) 45 °C, Potencia de carga: 43 kW.

La Figura 5-42 y la Figura 5-43 muestran los resultados de CF y PF para un DoD=60% en cada escenario de conducción en función de la potencia de carga y del número de ciclos efectuados.

CAPÍTULO 5

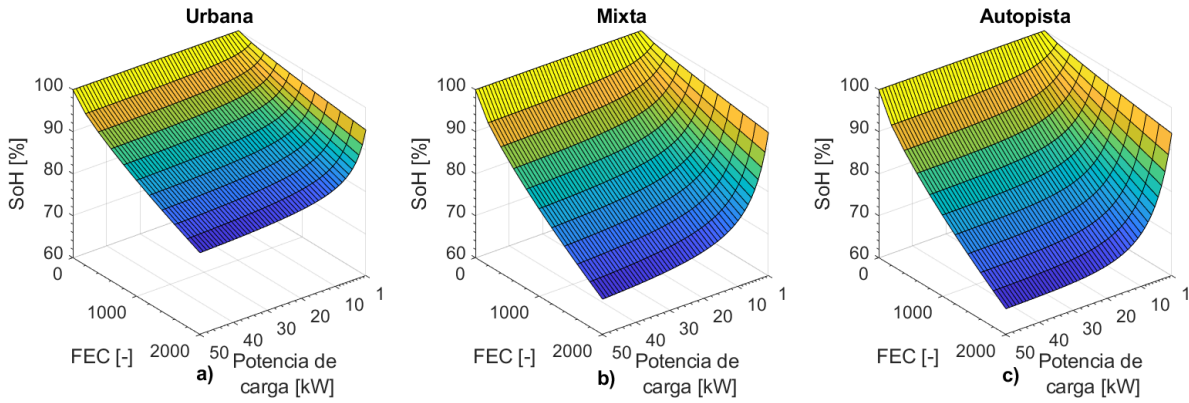


Figura 5-42. Capacity fade a) Urbana, 45 °C, 60% DoD, b) Mixta, 45 °C, 60% DoD, c) Autopista, 45 °C, 60% DoD.

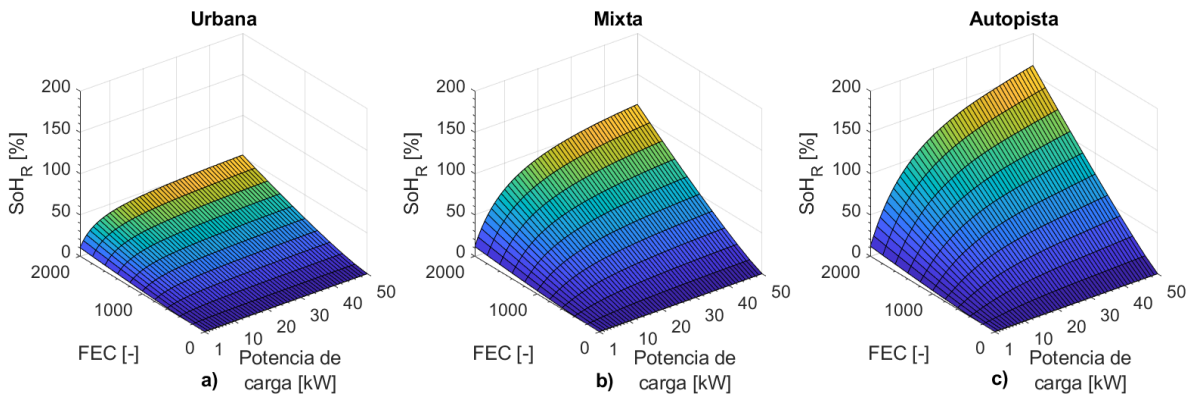


Figura 5-43. Power fade a) Urbana, 45 °C, 60% DoD, b) Mixta, 45 °C, 60% DoD, c) Autopista, 45 °C, 60% DoD.

Como el C-Rate es un factor determinante en el envejecimiento de las baterías, la elección de una potencia de recarga adecuada posee alta relevancia. Esta potencia debe ser suficientemente alta para cumplir con los requisitos de tiempos de recarga impuestos por los usuarios, pero también suficientemente baja para prevenir una degradación excesiva de las baterías. En este contexto, en un entorno de conducción urbana, considerando el 80% del SoH_c como EoL, y suponiendo un 60% de DoD, la batería permitiría 2900 ciclos FEC con un cargador de 7 kW, 2150 ciclos FEC con un cargador de 22 kW, y 1950 ciclos FEC con un cargador de 43 kW. En el caso de un entorno de conducción mixto, la batería permitiría 1850 ciclos FEC con un cargador de 7 kW, 1225 ciclos FEC con un cargador de 22 kW, y 1075 ciclos FEC con un cargador de 43 kW. En el caso de un entorno de conducción por autopista, sin embargo, la batería permitiría 1600 ciclos FEC con un cargador de 7 kW, 1050 ciclos FEC con un cargador de 22 kW, y 925 ciclos FEC con un cargador de 43 kW.

Los resultados de esta aplicación son derivados de simulaciones y no han sido validados experimentalmente. En consecuencia, es necesaria la aplicación de una metodología de extrapolación de modelo de celda a modelo de batería para garantizar la precisión de los resultados. Esta metodología se considera una propuesta de trabajo futuro, ya que requiere la consideración de diversos factores, como las resistencias de contacto entre celdas y el equilibrado de carga entre celdas.

5.4.3. Evaluación de la rentabilidad de la compra o alquiler de baterías

El debate entre adquirir la batería en propiedad o alquilarla abonando una cuota mensual, es muy común a la hora de adquirir un VE. En este sentido, diversas marcas ofrecen la posibilidad al cliente de despreocuparse de los costes asociados a las baterías mediante el abono de una cuota mensual.

Empleando el modelo desarrollado de degradación de baterías, en este apartado se pretende evaluar la rentabilidad o la diferencia de costes entre la opción de adquirir las baterías o pagar la cuota mensual. Para el estudio, se han empleado una serie de datos comerciales, mostrados en la Tabla 5-22 [299, 303].

Tabla 5-22. Datos empleados para la evaluación de compra/alquiler.

Parámetro	Valor
Autonomía del vehículo	300 km en verano y 200km en invierno
Ciclo de conducción	WLTP3
Precio batería nueva	7500 €
Cuota mensual alquiler de batería para 7500 km/año, 15000 km/año y kilometraje ilimitado	69 €/mes, 99 €/mes, 124 €/mes
Temperaturas de almacenamiento consideradas	25 °C y 45 °C
Temperatura de ciclado	45 °C
DoDs considerados	40% y 80%
Potencias de recarga	7kW y 22 kW
EoL	80%

Como se observa en la Tabla 5-22, la cuota mensual varía en función del kilometraje mensual ejecutado. En este contexto, el estudio realizado considera varios valores de la cuota mensual, incluyendo la mínima y la máxima. A su vez, se han considerado dos temperaturas de almacenamiento, incluidas en los límites de confianza del modelo de degradación, al igual que todo el rango de *SoC*, y se han considerado 10 años de estudio. Se ha considerado un EoL de la batería del 80%, de manera que cuando el *SoH_C* de la batería equipada desciende de este valor, es reemplazada por una nueva con *SoH_C*=100%, reiniciándose el modelo de degradación. En cuanto a la conducción, se ha considerado una autonomía media del vehículo de 250 km, el usuario realizará ciclos del 40% o 80% de DoD, y que el patrón de conducción seguirá el ciclo WLTP3, mientras que la recarga se producirá a 7 kW o 22 kW. Se ha considerado una temperatura de ciclado constante de 45 °C. El número de ciclos ejecutados se ha calculado considerando la autonomía media, DoD y el número de kilómetros al mes, como se indica en la ecuación (5-48):

$$N(i) = \frac{Km(i)}{Autonomia \cdot DoD} \tag{5-48}$$

La evaluación del gasto acumulado en el caso de la compra de baterías se ha calculado como el número de cambios de batería efectuados hasta la fecha y la degradación de la batería equipada en el instante *t*. El gasto en caso de alquiler de baterías únicamente se corresponde con la cuota mensual. Estas evaluaciones se expresan en las ecuaciones (5-49)-(5-50).

$$Gasto\ Compra(i) = \left(N_{baterias}(i) - 1 + \frac{100 - SoH_C(i)}{100} \right) \cdot Precio_{Bateria} \tag{5-49}$$

$$Gasto\ Alquiler(i) = \sum_{i=0}^{i=t} Cuota\ mensual_i \tag{5-50}$$

Donde $Gasto\ Compra(i)$ expresa el gasto acumulado hasta el instante i , $N_{Baterias}(i)$ expresa el número de baterías equipadas hasta el instante i , $SoH_C(i)$ es el estado de salud de la batería equipada en el instante i , $Precio_{Bateria}$ es el precio de reemplazo de la batería, $Gasto\ Alquiler(i)$ es el gasto acumulado en la opción de alquiler en el instante i y $Cuota\ mensual$ es la cuota de alquiler de batería.

La Figura 5-44 muestra el caso base, mientras que la Figura 5-45 muestra los casos estudiados, donde se han variado las temperaturas de almacenamiento, y las cuotas de alquiler mensuales. Los resultados se expresan en término de diferencia, tal y como se indica en la (5-51). Por lo tanto, los valores superiores al plano horizontal rojo de cota cero denotan una mayor rentabilidad de compra, mientras que los inferiores al plano denotan una mayor rentabilidad de alquiler

$$Diferencia = Gasto\ Alquiler - Gasto\ Compra \tag{5-51}$$

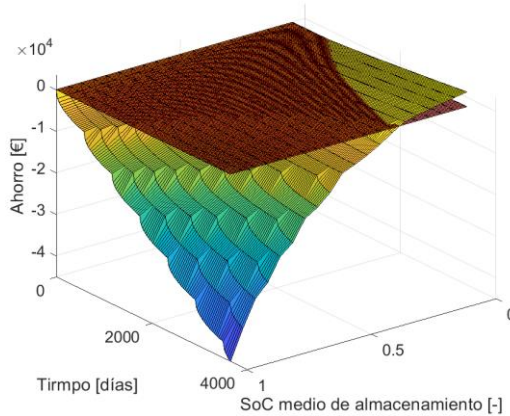
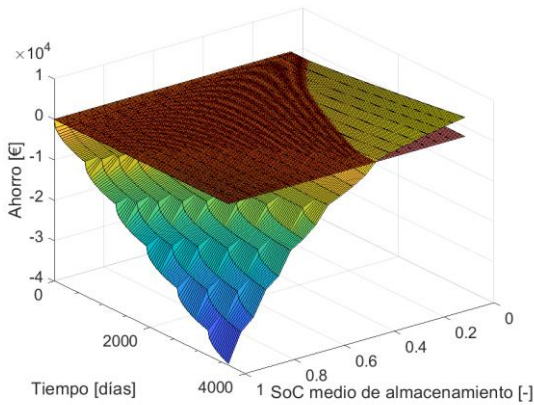
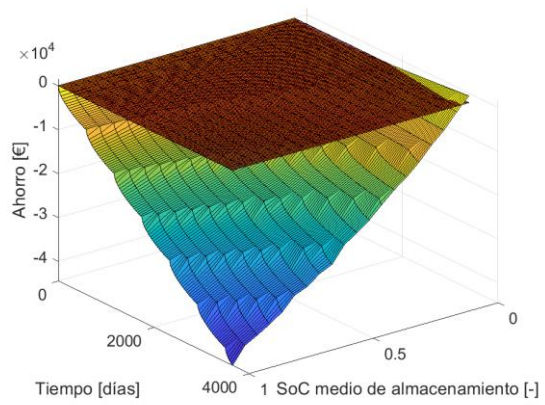


Figura 5-44. Comparativa alquiler-compra de baterías para 25 °C, 40% DoD, recargas de 7kW y 7500 km/año.



a)



b)

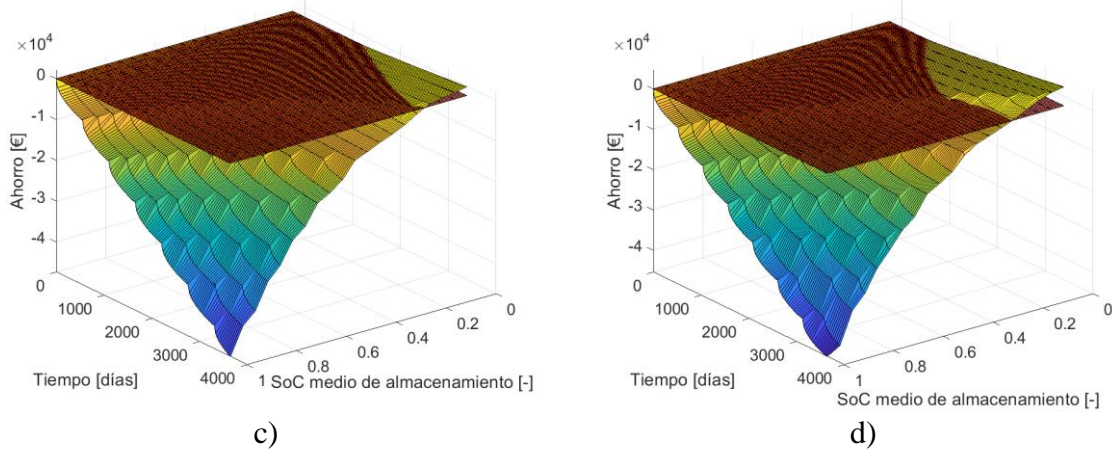


Figura 5-45. Comparativa del ahorro entre alquiler y compra de baterías para a) 25 °C, 80% DoD, recargas de 7kW y 7500 km/año, b) 45 °C, 40% DoD, recargas de 7kW y 7500 km/año, c) 25 °C, 40% DoD, recargas de 22kW y 7500 km/año y d) 25 °C, 40% DoD, recargas de 7kW y 15 000 km/año.

Como demuestran la Figura 5-44 y la Figura 5-45, existe un determinado uso a partir del cual existe una diferencia económica entre la adquisición de las baterías y el alquiler de las mismas. Dicho valor dependerá de la temperatura media y el SoC medio de almacenamiento, la cuota de alquiler escogida y por tanto el kilometraje, el DoD y la potencia de recarga. En términos generales, mayores temperaturas y SoC medios de almacenamiento producen una mayor degradación de baterías, lo que se traduce en un mayor gasto en caso de optar por la compra de baterías, favoreciendo la opción de alquiler de las mismas. En cambio, una mayor cuota de alquiler, relacionada con el kilometraje mensual máximo a ejecutar, aumenta el gasto total de alquiler, favoreciendo la opción de adquisición de baterías. Esta conclusión se muestra más clara en la Figura 5-46, donde únicamente se ha graficado la frontera o punto de equilibrio para cada caso, equivalente a graficar las intersecciones en una vista de planta de las anteriores figuras.

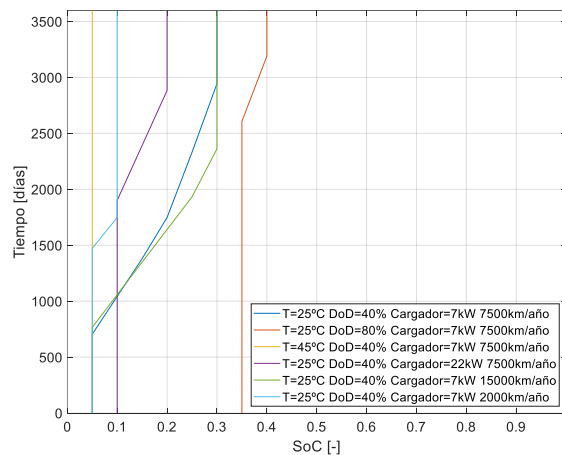


Figura 5-46. Fronteras o puntos de equilibrio en la rentabilidad entre compra/alquiler.

En la Figura 5-47 se muestra el valor del $SoHC$ de la batería equipada en el vehículo en el instante t , y el número de baterías necesarias hasta ese instante para el caso de 25 °C y 15 000 km/año.

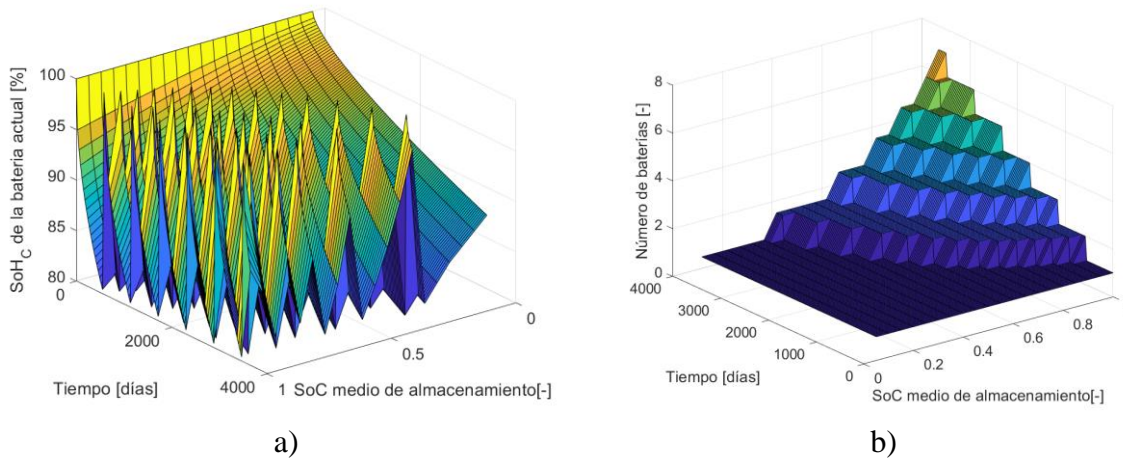


Figura 5-47. a) SoH_C de la batería equipada en el instante t y b) Número de cambios de batería efectuados en el instante t para el caso de 25 °C y 7500 km/año.

Así, el vehículo estudiado, en el caso base, podría necesitar hasta 6 reemplazos de batería en el plazo de 10 años debido a la degradación, lo que influirá enormemente en la rentabilidad del propio VE.

Como conclusión, se obtiene que la rentabilidad de la adquisición o alquiler de baterías de un VE depende enormemente del uso que se vaya a realizar del propio VE, pero también de las condiciones ambientales en las que se vaya a dar dicho uso. Así, mayores temperaturas de conservación favorecen la opción de alquiler, al producirse mayor degradación por almacenamiento, mientras que a mayor kilometraje a realizar y, por tanto, mayor cuota de alquiler, se favorece la compra de las baterías, con mayor variabilidad en el caso de kilometraje ilimitado. La distribución temporal del uso que se vaya a realizar también posee una relevancia importante, ya que disponer del vehículo totalmente cargado la mayor parte del tiempo favorece la degradación de baterías.

5.5. Conclusiones

La degradación de baterías es uno de los mayores problemas del almacenamiento energético, no sólo en electromovilidad, sino también de las BESS. Conocer la ratio de degradación de una batería bajo unas condiciones de operación específicas es necesario para el desarrollo de la tecnología, así como para la mejora de su funcionamiento. Respecto a los VEs, los usuarios desean conocer, tan exacto como sea posible, la RUL de las baterías que equipan sus vehículos. Para este propósito, es necesario un sistema de estimación o monitorización del SoH. Además, se alienta la investigación en aras de maximizar la vida útil de las baterías, y el desarrollo de estrategias optimizadas para la operación de BESSs o la elección óptima de la potencia de carga en un VE.

El modelo desarrollado es capaz de evaluar la degradación de una batería comercial de iones de litio NMC cuando se cicla con un C-Rate, DoD y temperatura determinados. Este modelo ha sido evaluado considerando un VE, pero también se puede emplear en aplicaciones fotovoltaicas o de cualquier otro tipo, donde el tiempo de vida de las baterías determine la rentabilidad de la aplicación.

El modelo desarrollado presenta un RMSE del 0,7988% en CF y 2,3135% en PF cuando se simula la degradación por almacenamiento. En la degradación por ciclado, el RMSE es del 1,2% en CF y 2,63% en PF. Dicho modelo es aplicable a un amplio rango de SoCs, DoDs,

temperaturas, C-Rates, así como el número de ciclos y tiempo de almacenamiento deseado. Estos errores son principalmente inferiores a los de los modelos analizados en la literatura, presentando un modelo de alta precisión, sin renunciar a criterios de aplicabilidad. Se aprecia como la temperatura y el C-Rate junto con los altos SoCs son las variables que mayor impacto tienen en la degradación de baterías. A su vez, el número de ciclos y el entorno de conducción poseen un papel relevante.

Se ha demostrado la replicabilidad del modelo de degradación aplicándolo en diversas aplicaciones de interés. En este sentido, se ha demostrado la aplicabilidad del modelo, a modo de herramienta destinada a facilitar la decisión de compra o alquiler de una batería. Esta herramienta podría ser de interés tanto para el comprador potencial de un vehículo eléctrico, así como para una empresa de alquiler de baterías. En este contexto, dicha herramienta permite decidir de forma objetiva, si merece la pena el comprar/vender o alquilar una batería en función del kilometraje, climatología del lugar, así como de otras condiciones de uso.

En este escenario, es necesario encontrar un uso posterior de baterías de VEs, como podría ser su uso en la estabilización de la red o el almacenamiento estacionario en aplicaciones donde la capacidad de volumen no es determinante, por ejemplo, una aplicación fotovoltaica.

Por último, cabe resaltar que el modelo de degradación obtenido es susceptible de ser utilizado para el desarrollo de estrategias de recarga optimizadas atendiendo al criterio de degradación de la batería, condiciones climatológicas, y coste de la energía, entre otros.

CAPÍTULO 6

OPTIMIZACIÓN DE LA RECARGA

- 6.1- ALGORITMO INTERIOR-POINT
- 6.2- ENTORNO DE SIMULACIÓN
- 6.3- DEFINICIÓN DE ESTRATEGIAS BASE
- 6.4- INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS
- 6.5- PROPUESTA DE OPTIMIZACIÓN
- 6.6- FILOSOFÍA DE APLICACIONES POTENCIALES
- 6.7- CONCLUSIONES

6. Optimización de la recarga

En un escenario de una integración masiva del VE, el desarrollo de estrategias para la optimización de las recargas de las baterías de un conjunto de VEs, considerando las restricciones de la red eléctrica en todo momento, es un aspecto fundamental, tanto para el DSO como para el usuario final. En este sentido, el DSO podría beneficiarse de una mejora sustancial en términos de reducción de pérdidas de potencia, congestiones de líneas, variaciones de frecuencia o variaciones en los perfiles de tensión. Desde el punto de vista del usuario final, éste podría beneficiarse de un menor coste de la recarga, así como de una mayor vida útil de la batería. Además, en caso de incluir terceras partes, como puede ser un *agregator*, éste podría maximizar sus beneficios en caso de participar en el mercado eléctrico como intermediario entre un conjunto de vehículos y el DSO.

En términos generales, la optimización de la recarga de una batería consiste en minimizar el coste de una función objetivo dada, que se definirá en base a todas las variables y parámetros involucrados en el proceso de recarga del VE. Dicha optimización puede realizarse de forma global o de forma local. Una optimización global, aseguraría que la función de coste tomara el valor mínimo posible para una situación o condiciones particulares. Sin embargo, la optimización global supone un coste computacional sustancialmente mayor que, imposibilitaría su aplicación en caso de requerir la obtención de resultados para determinar en tiempo real las consignas de operación óptimas de los cargadores para un cierto volumen de VEs.

En este sentido, la aplicación de una optimización local se justifica en su sencillez y velocidad, obteniendo resultados que, si bien no son óptimos globales, garantizan un ahorro más que suficiente, sobre todo teniendo en cuenta el coste computacional y asegurando su ejecución cuando el tiempo es crítico.

Considerando el carácter altamente no-lineal de la función objetivo a minimizar, entre todos los algoritmos de optimización local existentes en la literatura actual, el algoritmo Interior-Point destaca por su sencillez, robustez y por permitir el uso directo de derivadas de segundo orden, redundando en un mayor orden de convergencia [304]. Este aspecto se vuelve fundamental a medida que aumenta el número de variables que constituyen el problema de optimización no-lineal.

Considerando todo lo mencionado anteriormente, este capítulo presenta el desarrollo de la optimización local de la recarga de una serie de vehículos aplicando la técnica de programación no lineal basada en el algoritmo Interior-Point.

6.1. Algoritmo Interior-Point

La optimización del problema presentado se ha abordado con la ayuda del algoritmo *Interior-Point* [305], cuya descripción se explica a continuación.

Función de barrera

El enfoque de punto interior para la minimización restringida es resolver una secuencia de problemas aproximados de minimización. Sea el problema original indicado en la ecuación (6-1)

$$\min_x f(x) \quad r. a. \quad h(x) = 0 \text{ y } g(x) \leq 0 \quad (6-1)$$

CAPÍTULO 6

Para cada $\mu > 0$, sea el problema aproximado (6-2) es

$$\min_{x,s} f_\mu(x, s) = \min_{x,s} f(x) - \mu \sum_i \ln(s_i) \quad r. a. \quad h(x) = 0 \text{ y } g(x) + s \leq 0 \quad (6-2)$$

Habiendo tantas variables de *Slack* s_i , como restricciones de desigualdad, g . s_i se encuentra limitado a valores positivos para mantener $\ln(s_i)$ limitado. Al disminuir μ y aproximarse a cero, el mínimo de F_μ debe aproximarse al mínimo de f . El término logarítmico añadido se llama función de barrera.

El problema aproximado indicado en la ecuación (6-2) es una secuencia de problemas con restricciones de igualdad. Estos problemas son más fáciles de resolver que el problema original con restricciones de desigualdad de la ecuación (6-1).

Para resolver el problema aproximado, el algoritmo utiliza uno de los dos tipos principales de pasos en cada iteración:

- Un paso directo en (x, s) . Este paso intenta resolver las ecuaciones Karush–Kuhn–Tucker (KKT), indicadas en (6-3) y (6-4), para el problema aproximado a través de una aproximación lineal. Este proceso también se conoce como Paso Newtoniano.

$$\nabla_x L(x, \lambda) = f(x) + \sum \lambda_{g,i} \cdot g_i(x) + \sum \lambda_{h,i} \cdot h_i(x) = 0 \quad (6-3)$$

$$\lambda_{g,i} \cdot g_i(x) = 0 \quad \forall i \quad (6-4)$$

- Un paso CG (*Conjugate Gradiente*, Degradado Conjugado), utilizando una región de confianza.

De forma predeterminada, el algoritmo primero intenta efectuar un paso directo. Si no puede, intenta un paso CG. Un caso donde no toma un paso directo es cuando el problema aproximado no es localmente convexo cerca de la iteración actual.

En cada iteración, el algoritmo disminuye según una función de mérito como se indica en la ecuación (6-5)

$$f_\mu(x, s) + v \|h(x), g(x) + s\| \quad (6-5)$$

El parámetro v puede aumentar con el número de iteraciones con el fin de forzar la solución hacia la viabilidad. Si un paso realizado no disminuye la función de mérito, el algoritmo rechaza dicho paso, e intenta un nuevo paso.

Si la función objetivo o una función de restricción no lineal devuelve un *valor complejo*, *NaN*, *INF* o un *error* en una iteración X_j , el algoritmo rechaza dicha iteración X_j . El rechazo tiene el mismo efecto que si la función de mérito no disminuye lo suficiente: el algoritmo entonces intenta un paso diferente, más corto.

Paso directo

La expresión matricial indicada en (6-6) define el paso directo $(\Delta x, \Delta s)$:

$$\begin{bmatrix} H & 0 & J_h^T & J_g^T \\ 0 & S\Lambda & 0 & -S \\ J_h & 0 & I & 0 \\ J_g & -S & 0 & I \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta s \\ -\Delta y \\ -\Delta \lambda \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \nabla f - J_h^T y - J_g^T \lambda \\ S\lambda - \mu e \\ h \\ g + s \end{bmatrix} \quad (6-6)$$

donde las siguientes variables se utilizan para definir el paso directo:

H denota el Hessiano del Lagrangiano de f_μ tal y como se indica en la ecuación (6-7):

$$H = \nabla^2 f(x) + \sum_i \lambda_i \cdot \nabla^2 \cdot g_i(x) + \sum_j \lambda_j \cdot \nabla^2 \cdot h_j(x) \quad (6-7)$$

J_g denota el jacobiano de la función de restricción g.

J_h denota el jacobiano de la función de restricción h.

$S = \text{diag}(s)$.

λ denota el vector multiplicador de Lagrange asociado con restricciones g

$\Lambda = \text{diag}(\lambda)$.

y denota el vector multiplicador de Lagrange asociado h

e denotan el vector de los del mismo tamaño que g.

La ecuación (6-6) procede directamente de resolver las ecuaciones indicadas en (6-8) y (6-9) usando el Lagrangiano linealizado.

$$\min \left\{ \frac{1}{2} s^T H s + s^T g \quad \text{tal que} \quad \|Ds\| \leq \Delta \right\} \quad (6-8)$$

$$H \cdot s_2 = -g \quad (6-9)$$

Con el objeto de resolver la ecuación (6-6) para $(\Delta x, \Delta s)$, el algoritmo hace una factorización LDL de la matriz. Este es el paso más costoso en términos computacionales. Un resultado de esta factorización es una determinación de si el hessiano proyectado está definido positivamente o no; si no, el algoritmo utiliza un paso de degradado Conjugado (CG), que se describe en la siguiente sección.

Paso de degradado conjugado (CG):

El enfoque de gradiente conjugado para resolver el problema aproximado (6-2) es similar a otros cálculos de gradiente conjugado. En este caso, el algoritmo ajusta ambos x y s , manteniendo los *slacks* positivos. El enfoque consiste en minimizar una aproximación cuadrática al problema aproximado en una región de confianza, sujeto a restricciones linealizadas.

En concreto, sea R la denotación del radio de la región de confianza y el resto de variables definidas como en Paso directo. El algoritmo obtiene multiplicadores Lagrangianos resolviendo aproximadamente las ecuaciones de KKT indicados en (6-10).

CAPÍTULO 6

$$\nabla_x L = \nabla_x f(x) + \sum_i \lambda_i \cdot \nabla g_i(x) + \sum_j y_j \cdot \nabla h_j(x) = 0 \quad (6-10)$$

en el sentido de mínimos cuadrados, con λ restringido a valores positivos. Luego se efectúa un paso $(\Delta x, \Delta s)$ para aproximadamente resolver la ecuación (6-11)

$$\min_{\Delta x, \Delta s} \nabla f^T \cdot \Delta x + \frac{1}{2} \Delta x^T \nabla_{xx}^2 L \Delta x + \mu e^T S^{-1} \Delta s + \frac{1}{2} \Delta s^T S^{-1} \Lambda \Delta s \quad (6-11)$$

restringido a los límites linealizados mostrados en (6-12)

$$g(x) + J_g \Delta x + \Delta s = 0 \quad h(x) + J_h \Delta x = 0 \quad (6-12)$$

Para resolver la ecuación (6-12) el algoritmo intenta minimizar la norma con las restricciones lineales, permaneciendo dentro de la región de confianza de radio R . A continuación, se resuelve la ecuación (6-11) con las restricciones coincidentes con el resto de la resolución de la ecuación (6-12). Permaneciendo dentro de la región de confianza de radio R , y siendo s estrictamente positivo.

6.2. Entorno de simulación

Para poder llevar a cabo una comparación fiable de las diferentes estrategias, todas ellas se han aplicado a una serie de vehículos, caracterizados por los parámetros y variables que se detallan a continuación:

- Número de días de simulación (d): Se ha simulado un total de 15 días.
- Número de vehículos (v): Se ha simulado un total de 10 vehículos. Dichos vehículos han sido considerados todos los días con características clasificadas en *inherentes al vehículo* e *inherentes al uso del vehículo*.

En relación a las características inherentes al vehículo se puede destacar la capacidad de la batería del vehículo. Esta capacidad se ha definido como una función probabilística con distribución normal, centrada en 65 kWh y con desviación típica de 20 kWh, definida en la ecuación (6-13) y representada en la Figura 6-1. La función se encuentra restringida a valores positivos, ya que no es posible valores de capacidad de batería negativos.

$$Cap(v, d) = \text{round}(\text{normrand}(65, 20)) [kWh] \text{ r. a. } Cap(v, d) > 0 [kWh] \quad (6-13)$$

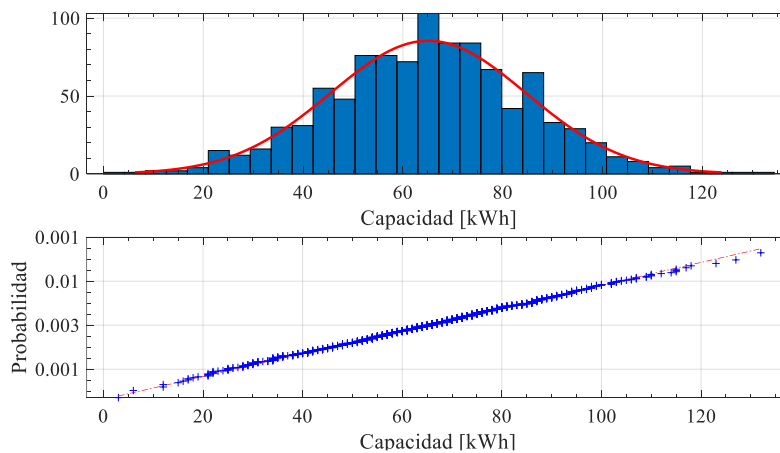


Figura 6-1. Probabilidad de capacidad de cada vehículo, distribución normal.

En cuanto a las características inherentes al uso del vehículo, se pueden destacar las siguientes:

- Estado de carga inicial (SoC_i): El SoC_i se ha definido como una función de distribución continua uniforme, comprendida entre 0,05 y 0,9 como se indica en la ecuación (6-14). Estos límites se han establecido atendiendo a los límites de confianza del modelo de degradación de batería, desarrollado en la sección 6.2.

$$SoC_i(v, d) = rand() \text{ r. a. } 0.05 < SoC_i(v, d) < 0,9 \quad (6-14)$$

- Estado de carga final (SoC_f): El SoC_f se ha definido como una función de distribución continua uniforme, comprendida entre el valor SoC_i y 0,9 como se indica en la ecuación (6-15). Estos límites se han establecido atendiendo a los límites de confianza del modelo de degradación de batería, desarrollado en la sección 6.2.

$$SoC_f(v, d) = rand() \text{ r. a. } SoC_i(v, d) < SoC_f(v, d) < 0,9 \quad (6-15)$$

- Profundidad de descarga (DoD): El DoD se ha definido como una función de distribución continua uniforme, comprendida entre el valor 0,2 y 0,8 como se indica en la ecuación (6-16). Estos límites se han establecido atendiendo a los límites de confianza del modelo de degradación de batería, desarrollado en la sección 6.2.. En caso de resultar un DoD fuera de los límites, el valor de SoC_f se recalcula, respetando sus límites.

$$DoD(v, d) = SoC_f(v, d) - SoC_i(v, d) \text{ r. a. } 0,2 < DoD(v, d) < 0,8 \quad (6-16)$$

- Hora de salida (t_i): La hora de salida de cada vehículo se ha definido como una función probabilística con distribución normal, centrada en las 08:00 y con desviación típica de 3 horas, como se indica en la ecuación (6-17).

$$t_i(v, d) = round\left(normrand\left(\frac{8}{24}, \frac{3}{24}\right)\right) [h] \text{ r. a. } t_i(v, d) > 0 \quad (6-17)$$

- Hora de llegada (t_f): La hora de llegada de cada vehículo se ha definido como una función probabilística con distribución normal, centrada en las 19:00 y con desviación típica de 3 horas como se indica en la ecuación (6-18).

$$t_f(v, d) = round\left(normrand\left(\frac{19}{24}, \frac{3}{24}\right)\right) [h] \text{ r. a. } t_i(v, d) < t_f(v, d) < 24 \quad (6-18)$$

- Período disponible para recarga (h): El período disponible para recarga se obtiene calculando la diferencia entre las horas de salida y de llegada como se indica en la ecuación (6-19).

$$h(v, d) = 24 - (t_f(v, d) - t_i(v, d)) [h] \quad (6-19)$$

CAPÍTULO 6

- Energía requerida (E): La energía requerida para cada recarga individual se obtiene relacionando el DoD y la capacidad de cada vehículo como se indica en la ecuación (6-20).

$$E(v, d) = DoD(v, d) \cdot Cap(v) [kWh] \quad (6-20)$$

Como puede apreciarse, no se ha establecido que cada recarga se finalice al 100% de SoC , sino que en cada caso el requisito de energía es diferente, considerando dicho requisito el deseado por el usuario.

Independientemente de las características de los vehículos, se han incorporado factores externos con repercusión en la cuantificación del coste de recarga. El primero son los precios por hora del término de energía de la electricidad adquirida. Entre las diferentes tarifas que se disponen en España, representadas en la Figura 6-2 para un día tipo, se ha optado por incorporar la correspondiente a VE. Esta información ha sido obtenida de Red Eléctrica Española (REE) [306] y se ha escogido el mes de octubre del año 2019.

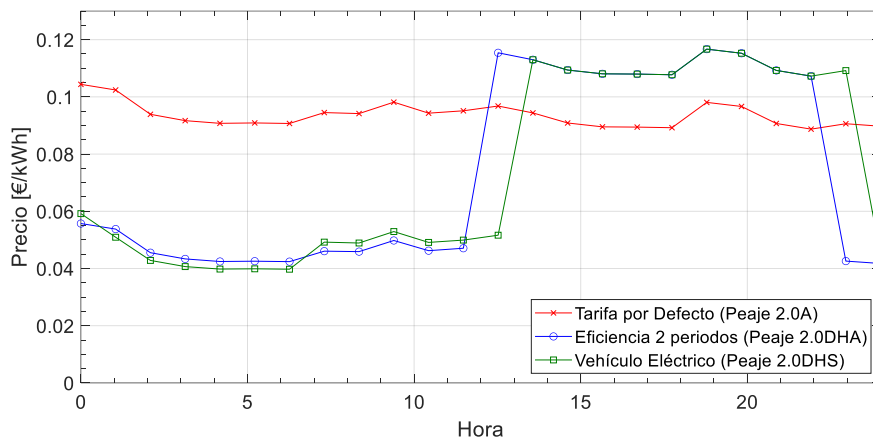


Figura 6-2. Precios por hora para las diferentes tarifas del día 01/10/2019.

El segundo factor externo incorporado ha sido la temperatura ambiente a cada hora. Esta temperatura correspondiente a una estación meteorológica de la zona de Deusto en Bilbao y representada en Figura 6-3 para un día tipo, ha sido obtenida de la Agencia Vasca de Meteorología (Euskalmet) [307]. Igualmente, se han empleado los datos correspondientes al mes de octubre del año 2019.

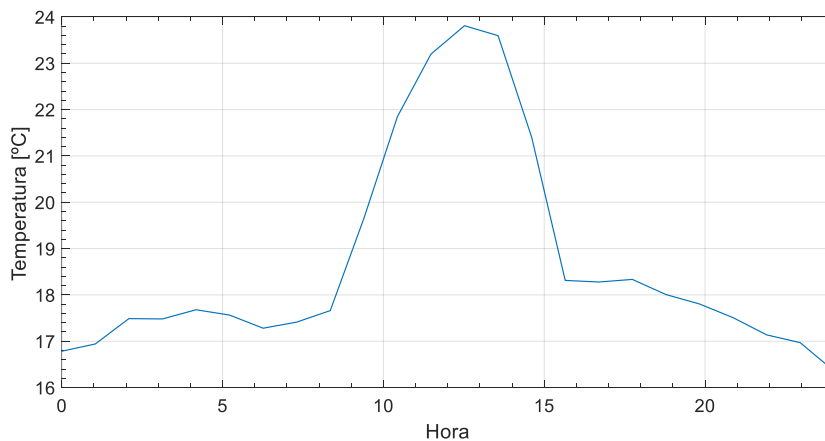


Figura 6-3. Temperatura por hora en la zona de Deusto (Bilbao) del día 01/10/2019.

Todos estos parámetros se han definido como una entrada para la cuantificación del coste de las recargas en las estrategias explicadas a continuación.

6.3. Definición de estrategias base

Actualmente, el método más empleado para la recarga de VEs es la llamada P&C, donde el vehículo comienza la recarga inmediatamente a la llegada, y a la potencia máxima permitida. Los efectos de dicho método ya han sido comentados a lo largo de la sección 3.1.1. A lo largo de la sección 3.2.1.2.B) se ha comentado la referencia [80], donde se proponen cuatro estrategias diferentes considerando únicamente el precio de la energía a adquirir. En esta sección se ha procedido a reevaluar los cinco métodos comentados (P&C, CH, CS, LC, ALAP), contemplando la degradación de las baterías y su coste asociado (considerando la temperatura ambiental), no evaluado en el artículo referenciado [80]. La Tabla 6-1 muestra la relación de parámetros empleados en la descripción.

Tabla 6-1. Relación de parámetros de decisión en las estrategias de recarga.

Parámetro	Descripción	Valor de ejemplo
h	Intervalo disponible para la recarga	17 horas
p(i)	Precio de la electricidad en el intervalo i	
P(i)	Potencia de recarga en el intervalo i	
P _{max}	Potencia máxima calculada	19,98 kW
P _{lim}	Potencia límite de recarga	22 kW
E _{req}	Energía a adquirir para la recarga	39,9610 kWh
ch	Hora de menor precio de la electricidad	04:00
po	Hora de comienzo periodo valle	23:00

- *Plug&Charge (P&C)*: Se corresponde con la recarga no controlada. Los vehículos comienzan a recargarse inmediatamente a la llegada, y a la potencia máxima permitida, como se indica en las expresiones (6-21)-(6-23). Es el método más simple, pero también el que más incertidumbre genera en el coste de la recarga, al no tomar variables en consideración.

$$\begin{aligned} P(i) &= P_{max} && \forall t \in [1, i] \\ P(i) &= 0 && \forall t \notin [1, i] \end{aligned} \quad (6-21)$$

donde:

$$i = \text{ceil}(E_{req}/P_{lim}) \quad (6-22)$$

$$P_{max} = E_{req}/i \quad (6-23)$$

- *Cheapest (Ch)*: Esta estrategia determina el periodo con la media de precios de energía más baja y efectúa la recarga en dicho periodo, como se indica en la ecuación (6-24). Para la correcta aplicación de este método se requiere que el semi-intervalo definido entre el precio mínimo y la salida del vehículo sea suficiente para efectuar la recarga deseada, por lo que no se garantiza la eficacia.

$$\begin{cases} P(i) = P_{max} & \forall t \in \min\left(\text{mean}\left(ch - \frac{i}{2}\right), \left(Ch + \frac{i}{2}\right)\right) \\ P(i) = 0 & \forall t \notin \min\left(\text{mean}\left(ch - \frac{i}{2}\right), \left(Ch + \frac{i}{2}\right)\right) \end{cases} \quad (6-24)$$

- *Cheapest Starting (CS)*: Esta estrategia establece que la recarga ha de comenzar en el momento que el precio de la energía es mínimo, como se indica en la ecuación (6-25)-(6-27). Igualmente, para la correcta aplicación de este método se requiere que el intervalo entre el precio mínimo y la salida del vehículo sea suficiente para efectuar la recarga deseada, por lo que no se garantiza la eficacia.

$$\begin{cases} P(i) = P_{max} & \forall t \in [ch, ch + i] \\ P(i) = 0 & \forall t \notin [ch, ch + i] \end{cases} \quad (6-25)$$

donde:

$$i = \text{ceil}(E_{req}/P_{lim}) \quad (6-26)$$

$$P_{max} = E_{req}/i \quad (6-27)$$

- *Low Cost (LC)*: Esta estrategia se basa en un control horario y establece que la recarga comienza en el instante que comienza el periodo valle, como se indica en las ecuaciones (6-28)-(6-30). En España se considera periodo valle el intervalo 22:00-12:00 en invierno y 23:00-13:00 en verano.

$$\begin{cases} P(i) = P_{max} & \forall t \in [po, po + i] \\ P(i) = 0 & \forall t \notin [po, po + i] \end{cases} \quad (6-28)$$

donde:

$$i = \text{ceil}(E_{req}/P_{lim}) \quad (6-29)$$

$$P_{max} = E_{req}/i \quad (6-30)$$

- *As Last As Possible (ALAP)*: Esta estrategia calcula el instante en el que debe comenzar su recarga considerando únicamente que se alcance el SoC_f en el momento que el vehículo se desconecte, es decir, la hora de salida, t_f , como se indica en las ecuaciones (6-31)-(6-33).

$$\begin{cases} P(i) = P_{max} & \forall t \in [h - i, h] \\ P(i) = 0 & \forall t \notin [h - i, h] \end{cases} \quad (6-31)$$

donde:

$$i = \text{ceil}(E_{req}/P_{lim}) \quad (6-32)$$

$$P_{max} = E_{req}/i \quad (6-33)$$

En este caso, se ha generado aleatoriamente un vehículo de capacidad 68 kWh que llega al punto de recarga a las 17:00 de la tarde con un SoC_i del 5,22%. Se estima que el usuario hará uso del vehículo a las 10:00 de la mañana del día siguiente con una necesidad de 232 km, es decir un DoD del 51,9% según el ciclo WLTP3 (consumo medio de 172 Wh/km en el Renault Zoe), lo que requiere de un SoC_f mínimo del 57,12%. Además, se ha establecido un límite de potencia de recarga de 22 kW correspondiente al Mode 2.

En este contexto, el caso de estudio de un vehículo tipo, generado a través de las funciones explicadas en la sección 6.2 se muestra en la Figura 6-4.

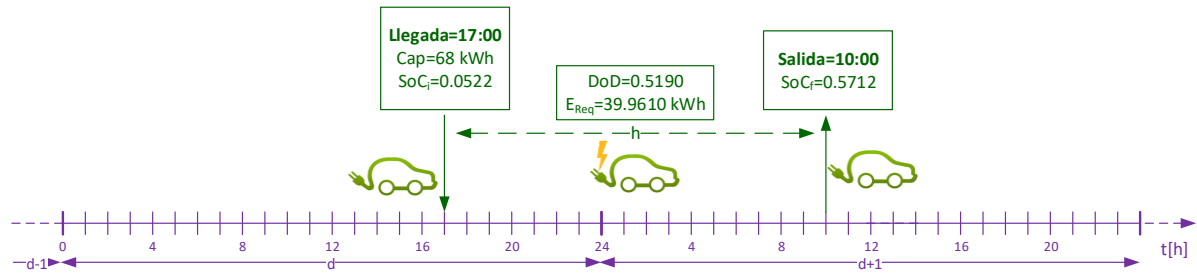


Figura 6-4. Timeline del caso de estudio.

6.4. Interpretación de resultados

La Figura 6-5 muestra el esquema de recarga de la estrategia P&C. Como se aprecia, la recarga se inicia en el primer intervalo y su duración es dependiente de la energía requerida por el vehículo. En el caso tipo, el vehículo se recarga a una potencia de 19,98 kW durante 2 horas a partir de la hora de llegada, correspondiente a las 17:00.

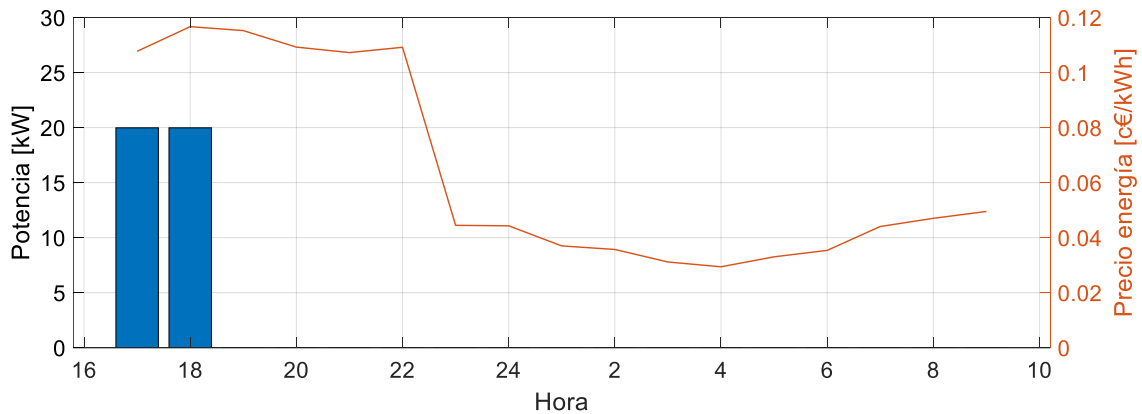


Figura 6-5. Recarga Plug&Charge.

La Figura 6-6 muestra el esquema de recarga de la estrategia Ch. Como se aprecia, la recarga se inicia en el intervalo en el cual la media del coste de la electricidad es menor. En el caso tipo, el vehículo se recarga a una potencia de 19,98 kW durante 2 horas a partir de las 03:00.

CAPÍTULO 6

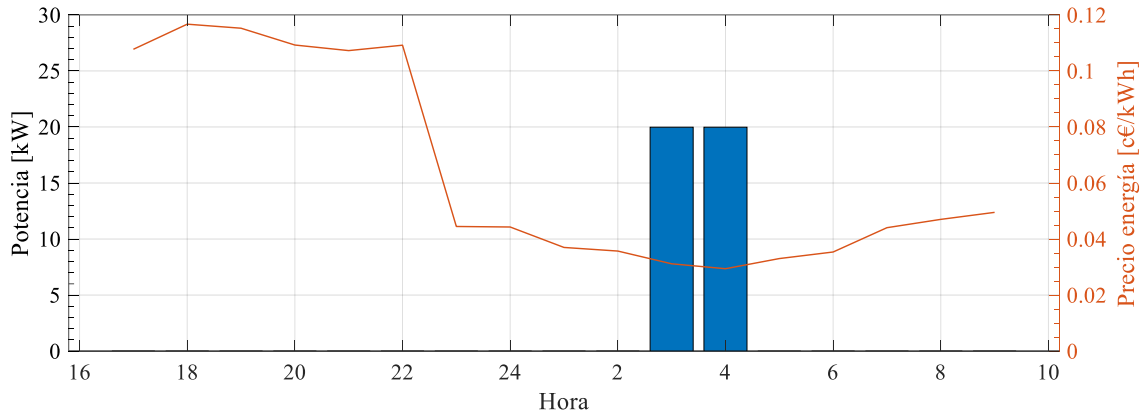


Figura 6-6. Recarga Cheapest.

La Figura 6-7 muestra el esquema de recarga de la estrategia CS. Como se aprecia, la recarga se inicia en la hora que el precio de la energía es menor. En el caso tipo, el vehículo se recarga a una potencia de 19,98 kW durante 2 horas a partir de las 04:00.

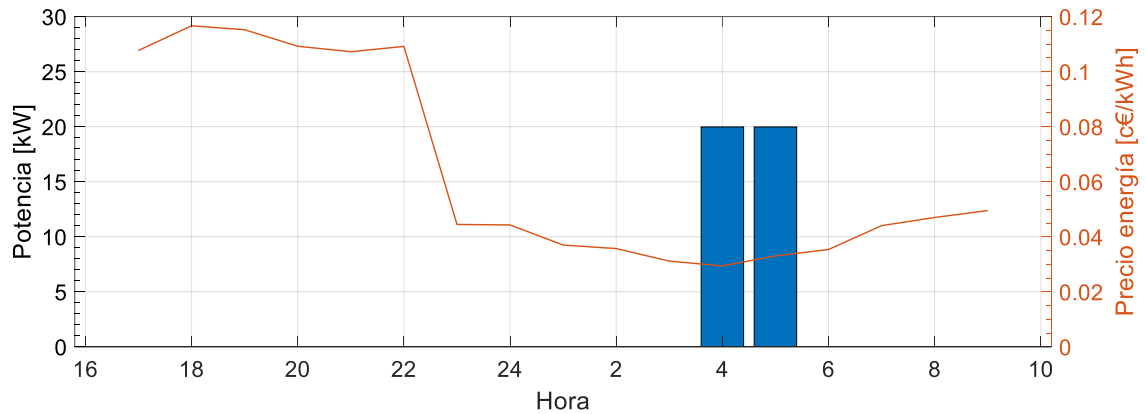


Figura 6-7. Recarga Cheapest Starting.

La Figura 6-8 muestra el esquema de recarga de la estrategia LC. Como se aprecia, la recarga se inicia en la hora que se inicia el periodo valle. En el caso tipo, el vehículo se recarga a una potencia de 19,98 kW durante 2 horas a partir de las 23:00.

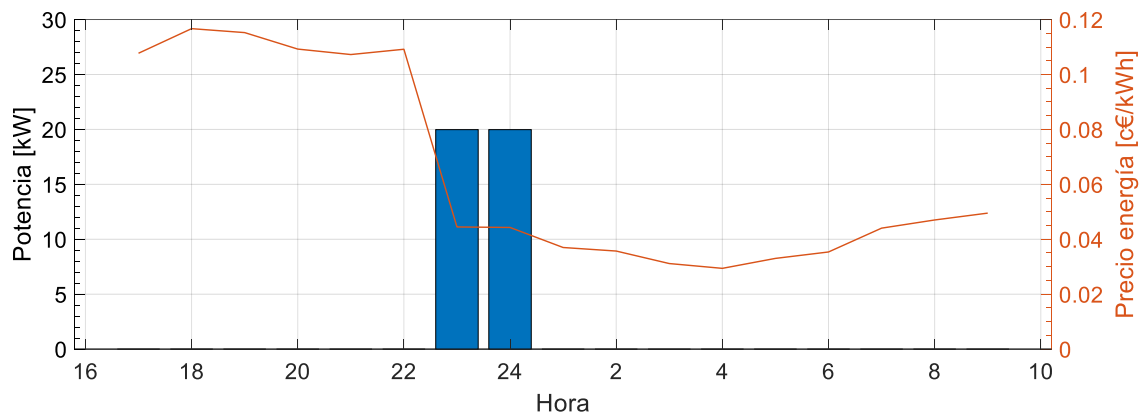


Figura 6-8. Recarga Low Cost.

La Figura 6-9 muestra el esquema de recarga de la estrategia *ALAP*. Como se aprecia, la recarga se efectúa en el último momento. En el caso tipo, el vehículo se recarga a una potencia de 19,98 kW durante 2 horas a partir de las 08:00 hasta las 10:00, hora de partida.

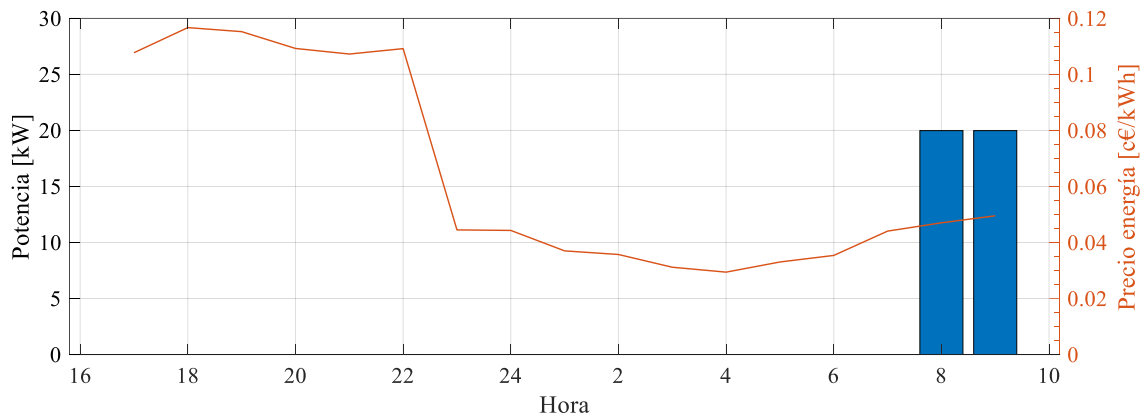


Figura 6-9. Recarga As Last As Possible.

Una vez comprobado su correcto funcionamiento, se ha procedido a la comparación de los resultados. Los resultados en términos económicos se muestran en la Figura 6-10 y la Tabla 6-2. Además, la Tabla 6-3 muestra el ahorro económico de cada estrategia, en términos relativos a las otras estrategias. La estrategia más favorecedora al usuario es la denominada *Ch*, resultado lógico ya que busca el menor coste de la única variable empleada, el coste de la energía. La estrategia *CS* es la segunda más rentable, al coincidir los momentos de menor coste energético de manera consecutiva.

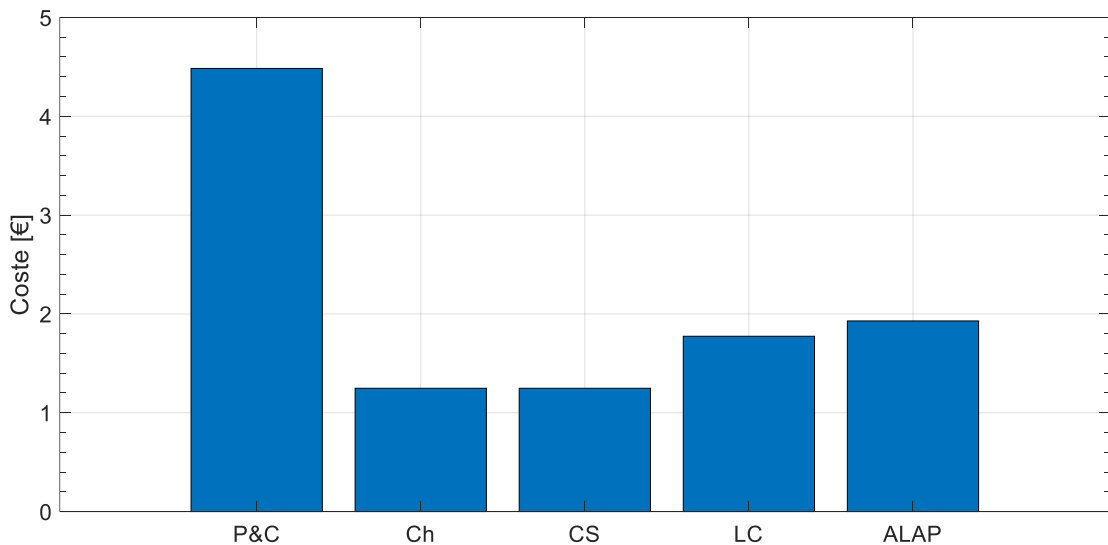


Figura 6-10. Coste económico sin considerar degradación de baterías.

Tabla 6-2. Costes de recarga tipo sin considerar degradación de baterías.

P&C	Ch	CS	LC	ALAP
4,4840 €	1,2476€	1,2476€	1,7739 €	1,9289 €

Tabla 6-3. Ahorro económico sin considerar degradación de baterías.

	P&C	Ch	CS	LC	ALAP
P&C	-	72,18%	72,18%	60,44%	56,98%
Ch	-259,41%	-	0,00%	-42,18%	-54,61%
CS	-259,41%	0,00%	-	-42,18%	-54,61%
LC	-152,78%	29,67%	29,67%	-	-8,74%
ALAP	-132,46%	35,32%	35,32%	8,04%	-

*El valor de la celda representa la relación del valor en el encabezado superior respecto al valor de la primera columna

6.5. Propuesta de optimización

Conocida la relevancia de la degradación de baterías y una vez evaluado su coste económico, es posible establecer un proceso de optimización que minimice el coste económico total de una recarga. Este proceso de optimización debe tener en cuenta tantos parámetros como de los que se disponga, para poder actuar en la variable potencia de recarga en cada instante.

En la metodología aquí diseñada, se han considerado los siguientes parámetros: Coste del término de energía del suministro eléctrico, la degradación inducida en la batería debido a almacenamiento y la degradación inducida en la batería debido a ciclado. Si bien el coste de la energía se obtiene directamente de la compañía distribuidora, los costes por degradación vienen determinados por diversos factores como temperatura, corriente, DoD, etc. El modelo de degradación de batería empleado se corresponde con el desarrollado en la sección 5.3.3. Únicamente se ha considerado la degradación por capacidad, al ser predominante y decisiva en la aplicación del VE. Un esquema general de la optimización desarrollada se muestra en la Figura 6-11.

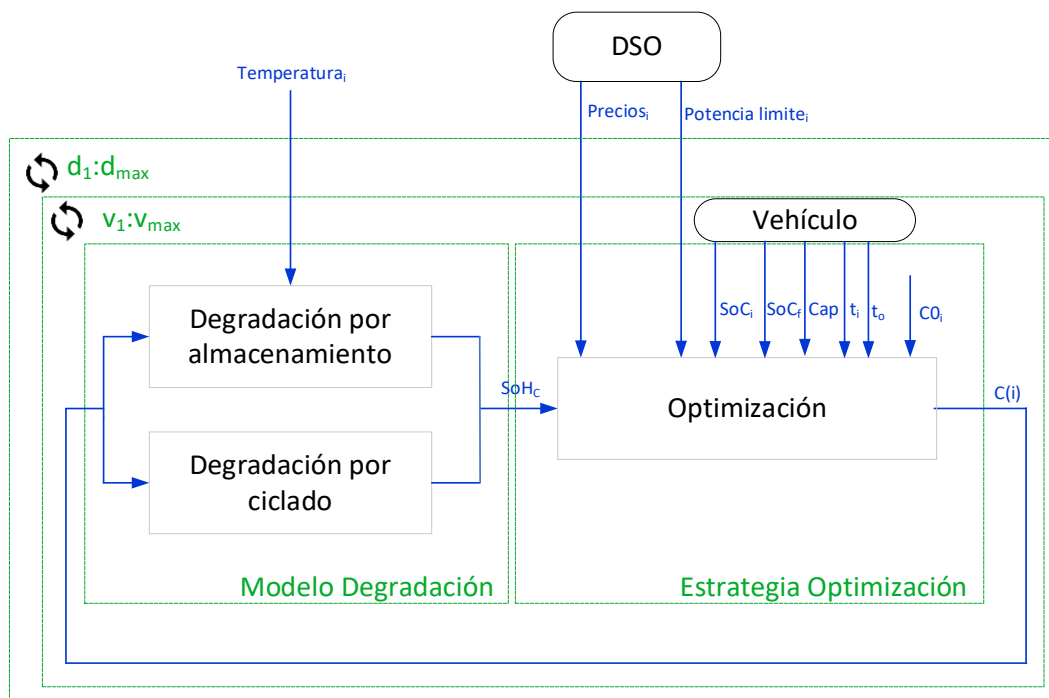


Figura 6-11. Esquema de la optimización desarrollada.

El proceso de optimización se ha diseñado como una optimización local con restricciones lineales en un entorno de Programación No Lineal (*Nonlinear Programming*, NP), indicado en

la ecuación (6-34), haciendo uso del software MATLAB. Como función objetivo se ha establecido el propio sumatorio de coste de la energía adquirida y coste de la degradación inducida indicadas en las expresiones (6-35)-(6-38), a través del porcentaje degradado y una función que relaciona la capacidad de la batería del vehículo con su coste, a partir de datos comerciales reales tal y como se indica en (6-39).

$$\min_x f(x) \text{ tal que } \begin{cases} c(x) \leq 0 \\ ceq(x) = 0 \\ A \cdot x \leq b \\ Aeq \cdot x = beq \\ lb \leq x \leq ub \end{cases} \quad (6-34)$$

donde:

$$f(x) = Coste_{energía} + Coste_{Degr Almacenamiento} + Coste_{Degr Ciclado} \quad (6-35)$$

$$Coste_{energía} = \sum_{i=1}^{i=h} E_i \cdot P_i \quad (6-36)$$

$$Coste_{Degr Almacenamiento} = Precio_{Bateria} \cdot f(SoC, t, T) \quad (6-37)$$

$$Coste_{Degr Ciclado} = Precio_{Bateria} \cdot f(DoD, N, T, C) \quad (6-38)$$

$$Precio_{Bateria} = f(Cap) \quad (6-39)$$

Como restricciones se han contemplado la adquisición de una cantidad de energía igual a la requerida por el vehículo objetivo a recargar como se indica en (6-40), con un límite de potencia de recarga en cada intervalo de 22 kW por vehículo, indicado en las expresiones (6-41)-(6-42).

$$Beq(x) = E_{req} = \sum_{i=1}^{i=h} x_i \cdot V \quad (6-40)$$

$$lb(i) = 0 \quad (6-41)$$

$$ub(i) = P_{lim}(i)/V \quad (6-42)$$

Donde x_i es la corriente en el intervalo i , E_i es la energía en el intervalo i , E_{Req} es la energía total requerida por el vehículo, P_i es el precio de la energía en el intervalo i , y V es la tensión de carga.

En optimizaciones locales, la elección de un buen punto inicial resulta de gran importancia. El punto inicial del actual proceso de optimización es proporcionado por el resultado de menor coste de las estrategias antes explicadas. De esta forma, se pretende asegurar que el resultado obtenido sea igual o mejor que el punto inicial. El resultado de la metodología descrita aplicado al caso tipo se muestra en la Figura 6-12.

CAPÍTULO 6

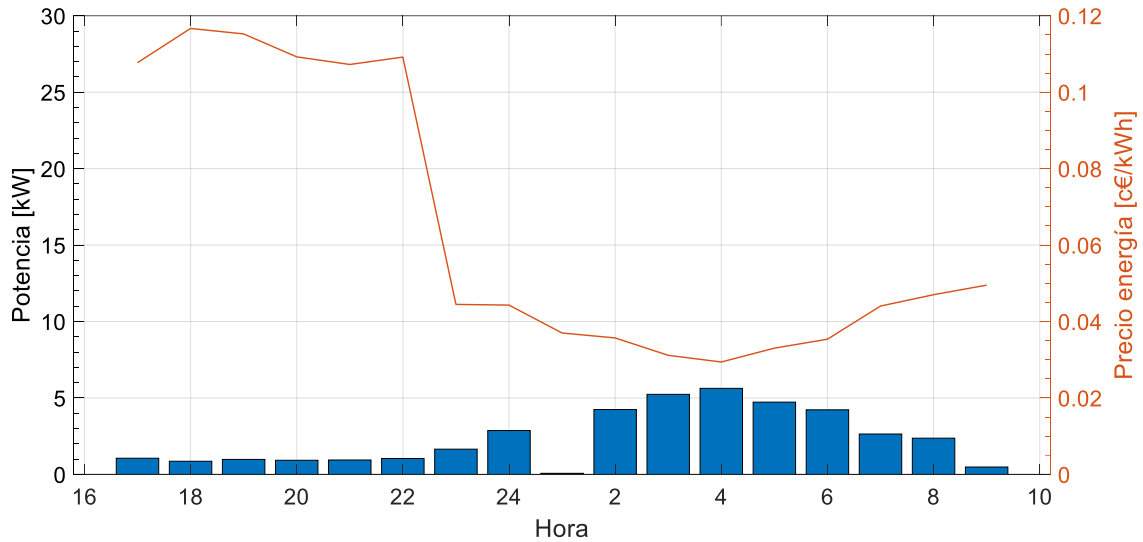


Figura 6-12. Recarga optimizada.

Una vez implementada la metodología, se ha evaluado y validado mediante comparación con las anteriores, empleando datos correspondientes a noviembre de 2019, obtenidos de REE y Euskalmet. Se observa como la potencia máxima ha descendido de los 19.98 kW de las anteriores estrategias, a 5.63 kW. En este contexto, la recarga se produce de una forma más distribuida en el periodo disponible., lo que permite reducir la potencia máxima. Los resultados en términos económicos se muestran de forma desglosada en Figura 6-13 y de forma agregada en la Figura 6-14 y la Tabla 6-4. Además, la Tabla 6-5 muestra el ahorro económico de cada estrategia, en términos relativos a las otras estrategias.

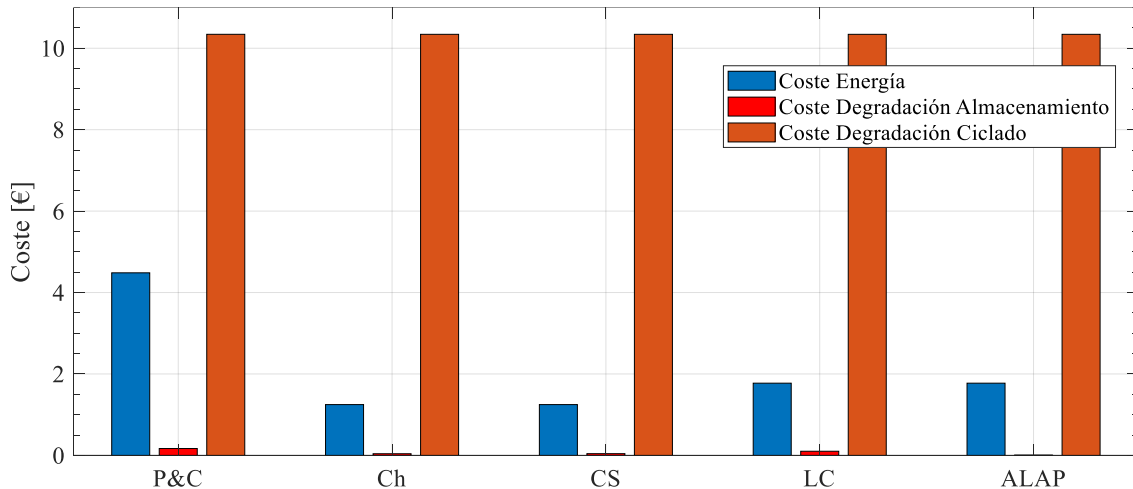


Figura 6-13. Coste económico de la recarga desglosado con diferentes estrategias considerando la degradación de baterías.

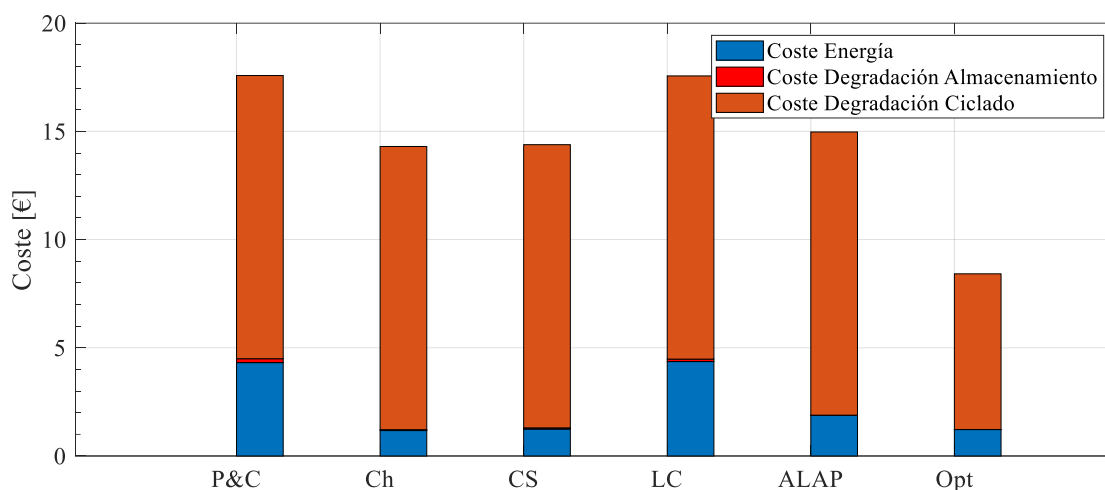


Figura 6-14. Coste económico de la recarga agregado con diferentes estrategias considerando la degradación de baterías.

Tabla 6-4. Costes de recarga de las estrategias tipo sin considerar y considerando degradación de baterías.

	P&C	Ch	CS	LC	ALAP	Opt
Energía / Total sin considerar degradación de batería	4,4840 €	1,2476 €	1,2476 €	1,7739 €	1,9289 €	1,8840 €
Almacenamiento	0,1687 €	0,0402 €	0,0420 €	0,1017 €	0,0060 €	0,0000 €
Ciclado	10,3400 €	10,3400 €	10,3400 €	10,3400 €	10,3400 €	8,0490 €
Total, considerando degradación de batería	14,9955 €	11,6299 €	11,6317 €	12,2177 €	12,2749 €	9,9300 €

Tabla 6-5. Ahorro económico considerando degradación de baterías.

	P&C	Ch	CS	LC	ALAP	Opt
P&C	-	22,44%	22,43%	18,52%	18,21%	33,78%
Ch	-28,94%	-	-0,02%	-5,05%	-5,46%	14,62%
CS	-28,92%	0,02%	-	-5,04%	-5,45%	14,63%
LC	-22,74%	4,81%	4,80%	-	-0,39%	18,72%
ALAP	-22,26%	5,18%	5,16%	0,39%	-	19,04%
Opt	-51,01%	-17,12%	-17,14%	-23,04%	-23,52%	-

*El valor de la celda representa la relación del valor en el encabezado superior respecto al valor de la primera columna

La estrategia más sencilla, *P&C*, es la de mayor coste asociado, y aplicada al caso tipo se valora en 4,8480 € por el coste de adquisición de la energía. Sin embargo, el coste total de recarga asciende a 14,9955 € al considerar el coste por degradación, de los cuales 0,1687 € se deben por almacenamiento al mantener el *SoC* del vehículo al nivel *SoC_f* del 57,12%, y 10,34 € se deben al ciclado.

CAPÍTULO 6

La segunda estrategia de mayor coste es ALAP. Se valora en 12,2749 €, reduciendo el coste por adquisición de energía a 1,9289 € (a primeras horas de la mañana el precio de la energía es menor), y el de degradación por almacenamiento a 0,0060 € (prácticamente nulo), por mantener el SoC a nivel SoC_i , cumpliéndose que, en general, a menor SoC la degradación por almacenamiento es menor.

La estrategia LC presume de ayudar a aplanar la curva de demanda añadiendo carga en horas valle, lo que en el caso tipo se traduce en 1,7739 € de coste de adquisición de batería, incrementándose el coste total a 12,2177 €, de los cuales 0,1017 € se debe al coste de degradación por almacenamiento. Dicha degradación por almacenamiento contabiliza el SoC_i hasta el momento en el que comienza el periodo valle, y el SoC_f desde el momento que finaliza la recarga hasta la hora de salida.

Las estrategias Ch y CS ofrecen resultados similares, con una ligera ventaja de Ch. El coste por adquisición de energía es idéntico en ambos debido a coincidencia en la curva de precios de la electricidad, 1,2476 €, estableciéndose la diferencia en el coste por degradación por almacenamiento, 0,4020 € y 0,4200 € respectivamente. Los costes de la recarga totales ascienden a 11,6299 € y 11,6317 respectivamente.

La estrategia optimizada propuesta resulta la más beneficiosa en términos económicos. Se valora en 9,9300 €, un ahorro del 33,78% respecto a la estrategia más sencilla. Como se observa en la Tabla 6-5, el coste de adquisición de energía es ligeramente superior a la mayoría de las otras estrategias, 1,8840 €, pero redunda en un nulo coste de degradación por almacenamiento al proponer una recarga distribuida en el periodo disponible, y, en un menor coste de degradación por ciclado al reducir la potencia máxima de recarga a menos de 6 kW, valorado en 8,0490 €.

Esta estrategia se ha aplicado a una serie de 10 vehículos durante 15 días consecutivos, 150 recargas, y los resultados del ahorro económico considerando la degradación de baterías respecto al caso de P&C se muestra en el gráfico de la Figura 6-15.

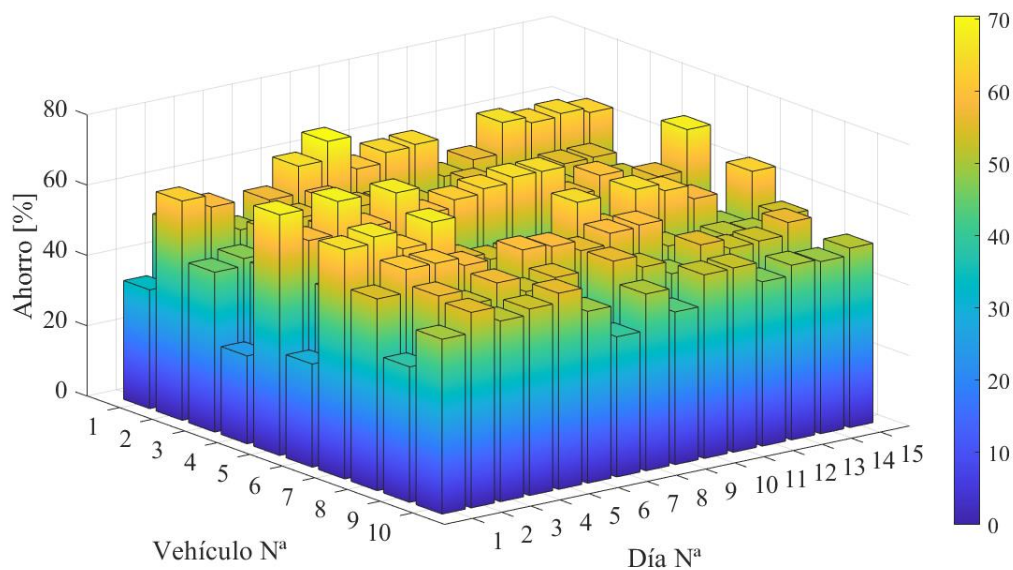


Figura 6-15. Ahorro respecto a la estrategia P&C. Datos octubre 2019.

La comparativa con respecto al resto de estrategias también considerando la degradación de baterías se muestra en el gráfico de la Figura 6-16.

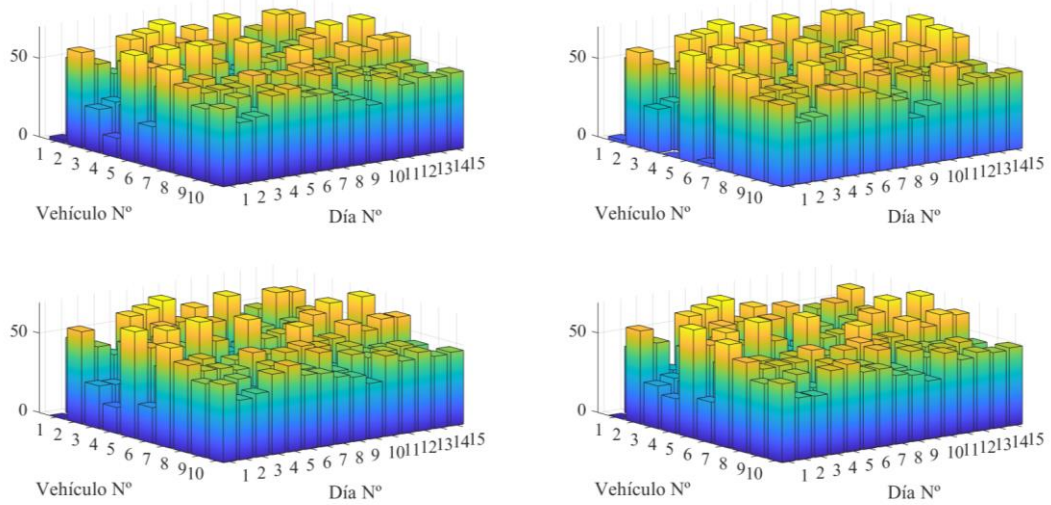
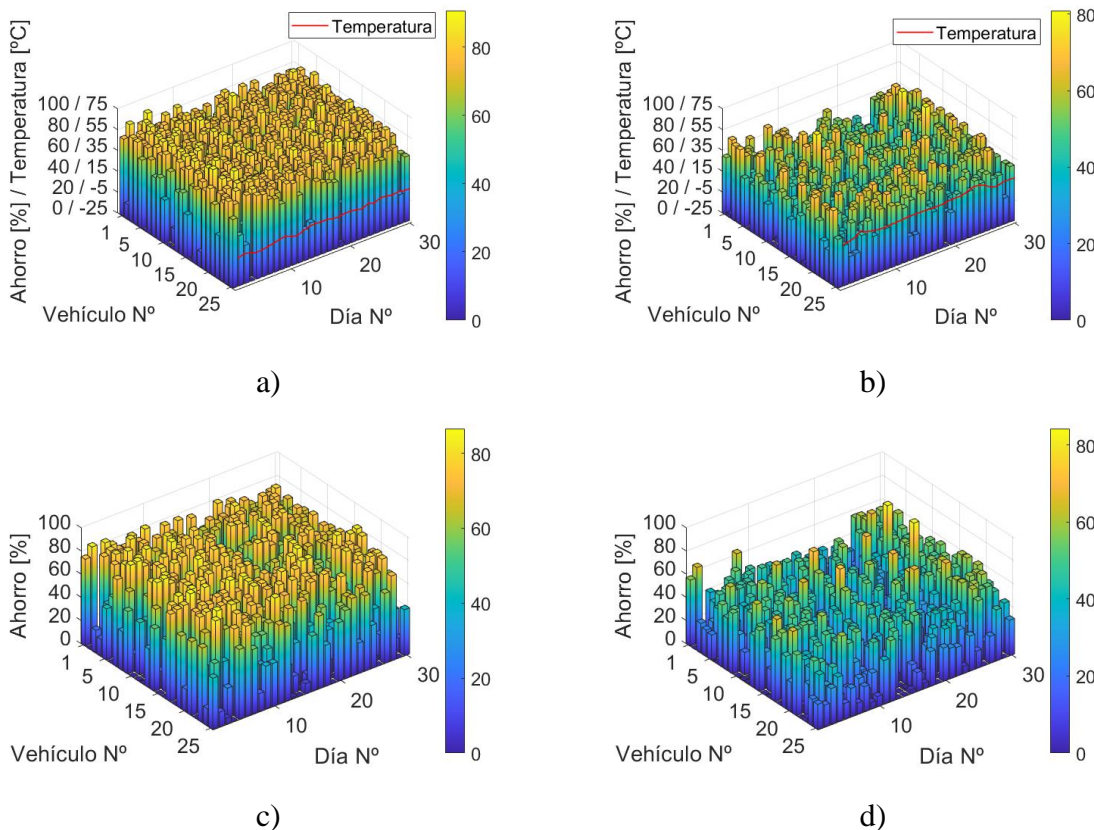


Figura 6-16. Ahorro respecto a la estrategia Ch (arriba izq.), CS (arriba dcha.), LC (abajo izq.) y ALAP (abajo dcha.). Datos noviembre 2019.

Igualmente, se ha realizado una comparativa entre uno dos de los meses de menor y mayor temperatura ambiental media, a saber, enero y julio. Estos meses han sido elegidos, además de por su temperatura, por ser meses generalmente laborables donde los hábitos de conducción podrías asemejarse. En este caso, los precios de la electricidad se corresponden con los precios del mercado libre, y se han obtenido del Operador del Mercado Ibérico de la Electricidad (OMIE) correspondientes a enero y julio de 2020 [308]. Los resultados se muestran en la Figura 6-17.



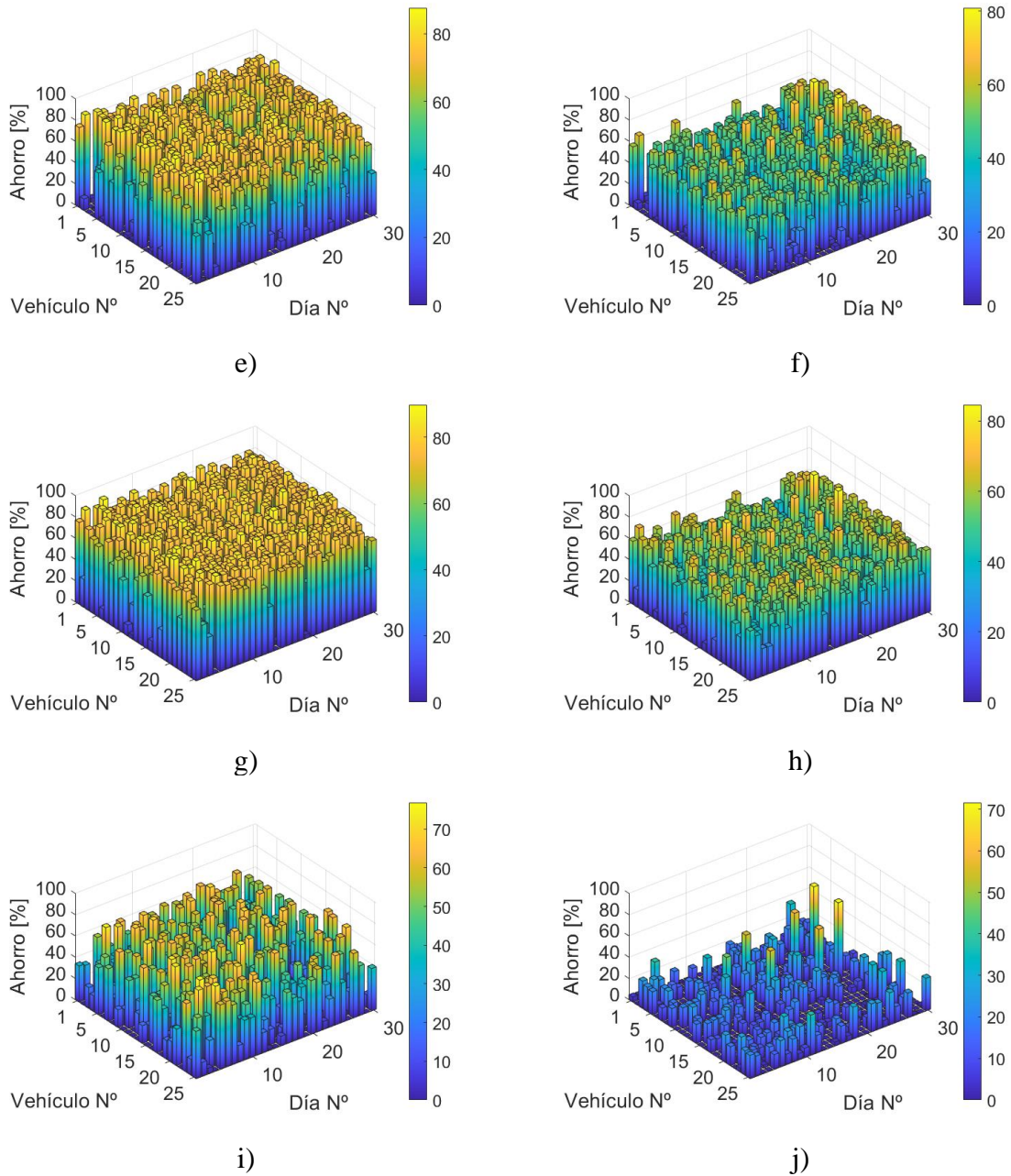


Figura 6-17. Ahorro respecto a la estrategia a) P&C, enero 2020, b) P&C julio 2020, c) Ch, enero 2020, d) Ch, julio 2020, e) Cs, enero 2020, f) Cs, julio 2020, g) LC, enero 2020, h) LC, julio 2020, i) ALAP, enero 2020 y j) ALAP, julio 2020.

Para facilitar la comparación de resultados y el análisis de la influencia de la temperatura, se han obtenido ciertos datos estadísticos, mostrados en la Figura 6-18 y Tabla 6-6.

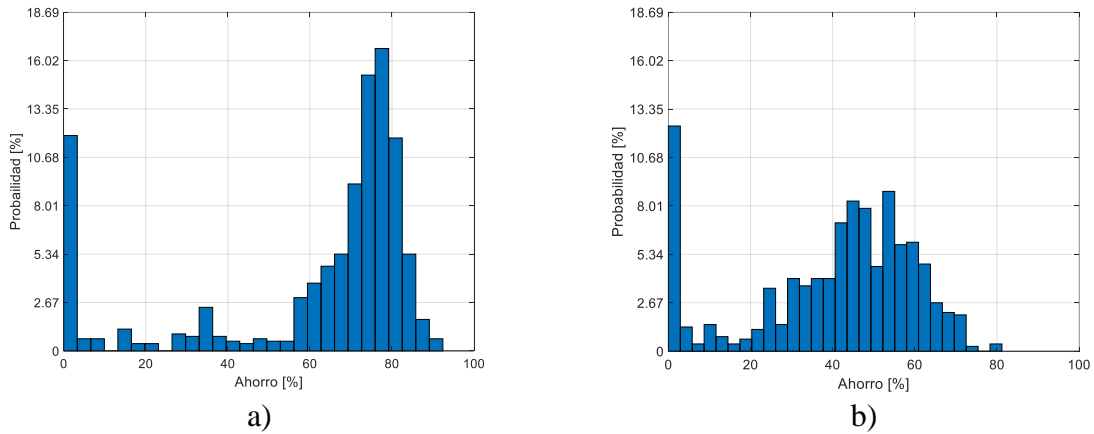


Figura 6-18: Probabilidad de ahorro de la estrategia Optimizada vs No Controlada en a) Enero y b) Julio.

Tabla 6-6. Media y Desviación estándar de la estrategia Optimizada en comparación a las demás.

		P&C	Ch	CS	LC	ALAP
Enero	μ	60,7778%	44,8548%	48,0172%	62,5141%	25,3237%
	σ	26,2264%	30,8976%	30,6890%	25,7983%	24,0385%
Julio	μ	40,0573%	26,8500%	31,6834%	43,6034%	6,1677%
	σ	20,4484%	20,8694%	21,7694%	19,4340%	10,2697%

Los resultados obtenidos muestran un mejor comportamiento de la estrategia desarrollada en condiciones ambientales más frías. Como se puede observar, se obtienen valores de desviación típica relativamente altos, lo que muestra una alta variabilidad o dispersión de los resultados. Por ello, el ahorro medio global obtenido, de todos los vehículos a lo largo del periodo, no puede ser tomado como representativo de cada vehículo o de cada día. Para aportar más información al respecto, se han graficado los diagramas de cajas de cada vehículo a lo largo de todo el periodo, y de todos los vehículos para cada día, en la Figura 6-19 y Figura 6-20.

En cada cuadro, la marca central indica la mediana, y los bordes inferior y superior del cuadro indican los percentiles 25 y 75, respectivamente, es decir, los valores entre los cuales se sitúan el 25% y el 75% de los datos. Los bigotes se extienden a los puntos de datos más extremos que no se consideran valores atípicos, y los valores atípicos se trazan individualmente utilizando el símbolo “+”. Para la determinación de valor atípico se ha empleado el cumplimiento de la ecuación (6-43).

$$\begin{aligned} x(i) &> q_3 + w \cdot (q_3 - q_1) \\ x(i) &< q_1 - w \cdot (q_3 - q_1) \end{aligned} \tag{6-43}$$

donde: x es el dato i -ésimo, q_3 y q_1 son el cuartil tercero (75%) y primero (25%), respectivamente y w es el peso, aquí asignado un valor de 1,5.

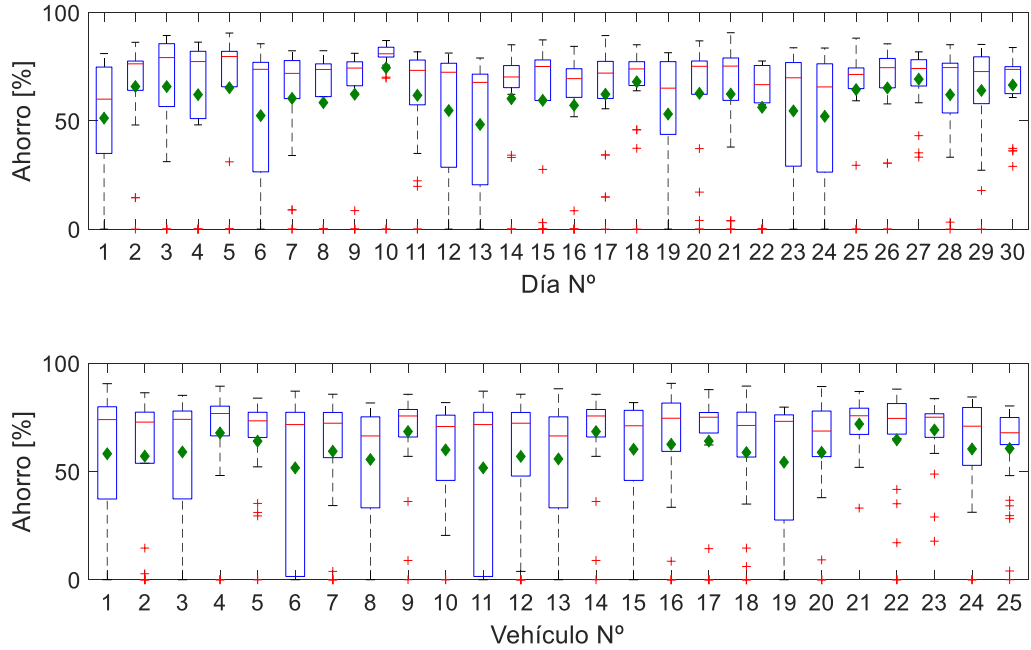


Figura 6-19. Gráfico de cajas distribución datos Enero. Comparativa estrategia Optimizada vs No Controlada.

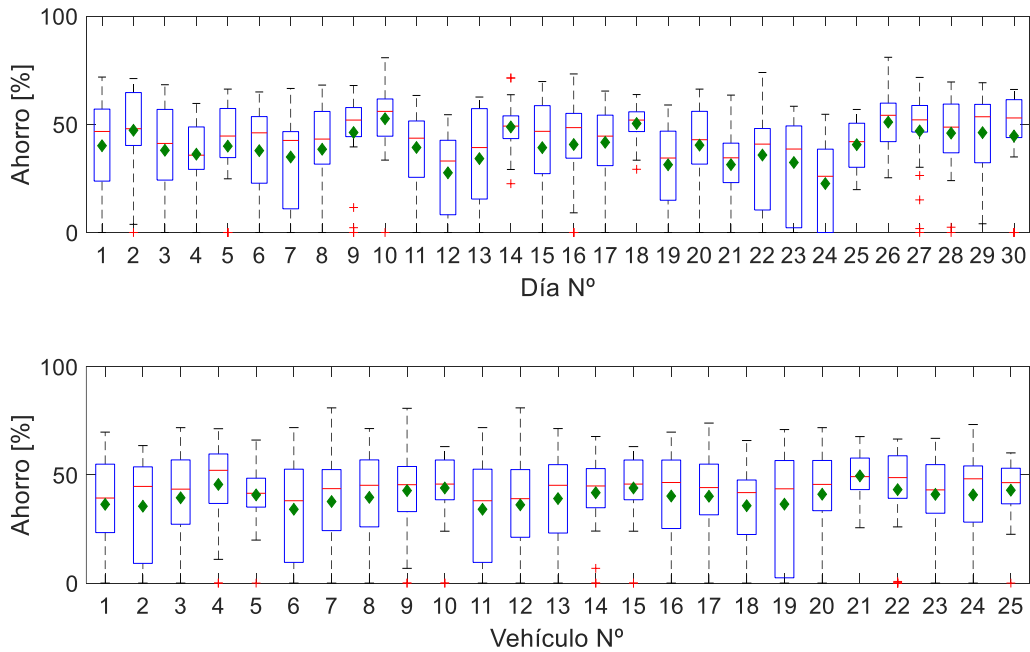


Figura 6-20. Gráfico de cajas distribución datos Julio. Comparativa estrategia Optimizada vs No Controlada.

Los resultados de enero muestran más datos atípicos que los de julio, así como alguna de las medias fuera del rango formado por los cuartiles primero y tercero, y medias más distanciadas de las medianas. Todos estos factores denotan una mayor variabilidad en dicho periodo, pese a que la media es más alta. Se han considerado ambas magnitudes ya que la media, más comúnmente utilizada, puede verse alterada por el número de valores atípicos.

6.6. Filosofía de aplicaciones potenciales

La estrategia de optimización desarrollada en el presente capítulo posee diferentes aplicaciones potenciales. En este apartado, se explican algunas de las identificadas en relación con las arquitecturas analizadas en el Capítulo 3.

- Estrategia descentralizada. La estrategia desarrollada puede incorporarse en el controlador de la recarga de un VE de forma individual. Así, cuando el usuario conecta el cargador, el vehículo solicitará los datos de precios de electricidad y temperaturas previstas, ejecutando la estrategia para definir el patrón de recarga óptimo. De esta forma, se mantendría la privacidad de los datos de usuario en el máximo nivel, al no proporcionar datos de los patrones o hábitos del usuario, sino que se generarían y mantendrían en el propio vehículo a lo largo de su uso. Los precios solicitados, se podrían corresponder con aquellos incluidos en la tarifa PVPC 2.0DHS (Tarifa VE), como en el caso de estudio del apartado anterior. El único vector de salida se correspondería con el patrón de recarga elegido, a efectos de notificación y comprobación de seguridad en el cargador y el PCC. Esta arquitectura podría resultar la más viable para ratios de penetración bajos, donde la aglomeración simultánea de un número importante de VEs solicitando ser recargados desde el mismo PCC sea probabilísticamente despreciable.
- Estrategia centralizada. La estrategia desarrollada se integraría en un dispositivo o ente, que podría ser:
 - *Aggregator*. Un dispositivo controlaría la recarga de los diferentes VEs en aquellos puntos de la red eléctrica donde sea probable la aglomeración de un número importante, como podría ser una flota empresarial, empresas dedicadas al alquiler de medios de transporte, o una comunidad de usuarios con localización común que formen una asociación. En función del número de VEs y, por tanto, de la potencia máxima a demandar, dicho ente tendría la posibilidad de participar en el mercado libre de la electricidad, pudiendo acceder a precios más competitivos. Este caso se corresponde con el caso estudiado al final del apartado anterior, que considera los precios proporcionados por el OMIE.

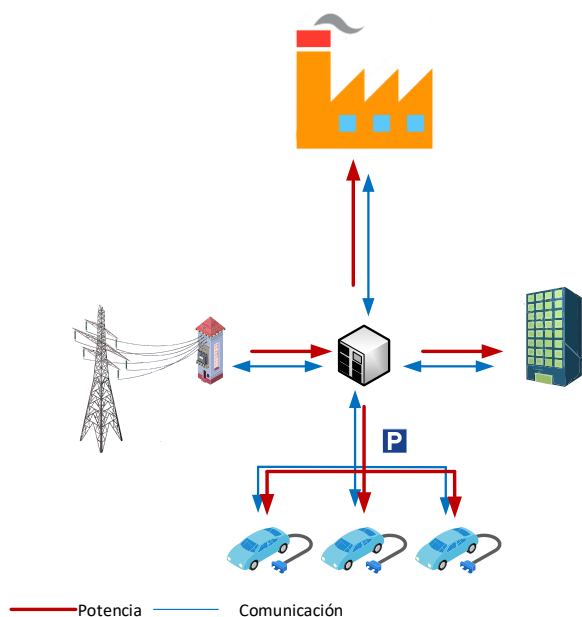


Figura 6-21: Filosofía de aplicación en agregador.

CAPÍTULO 6

- DSO. A grandes ratios de penetración, o una integración generalizada de VEs, una centralización de las recargas individuales de cada VE podría realizarse en el DSO o el TSO. En este sentido, el CECOVEL, creado por REE en 2017 para el seguimiento y control de la demanda destinada a la recarga, tomaría un papel de alta relevancia, ya que podría ser el encargado de definir la recarga individual de cada VE. Esta solución, aportaría un gran control sobre la estabilidad del sistema, mediante una coordinación relativamente sencilla al disponer de una única inteligencia.
- Multi-Agente. Una solución multi-agente podría ser la más indicada para satisfacer las necesidades de todos los afectados de una forma más equitativa. En esta arquitectura, se dispondría de múltiples agregadores distribuidos a lo largo de la geografía en búsqueda de la optimización de la recarga individual de cada VE conectado con la integrando la metodología propuesta, mientras el DSO vela por la estabilidad del sistema imponiendo límites u órdenes generales a un *agregador* o conjunto de *agregadores* localizados en un área concreta, y no individuales a cada VE.

6.7. Conclusiones

En este capítulo se ha presentado la estrategia de optimización desarrollada para la definición de la recarga de un conjunto de VEs. En este sentido, se han considerado el coste de la electricidad y la degradación de las baterías, en búsqueda de una recarga eficaz, eficiente y barata. Con tal objetivo, el algoritmo considera la temperatura ambiental y los precios del término de energía en cada lapso, así como los parámetros y variables específicos de cada VE en el instante que se conecta el cargador, como son el estado de carga inicial y deseado, capacidad y periodo disponible, entre otros. A su vez, se respetan los límites impuestos por la red eléctrica y el vehículo en el punto de conexión en todo momento, mediante la limitación de potencia de cada vehículo y la limitación de potencia en el conjunto de todos los vehículos, es decir, a absorber de la red. En este sentido, mediante la metodología de recarga óptima desarrollada se asegura una afección a la red nula en términos de variaciones de tensión y frecuencia.

La recarga es eficaz y eficiente ya que la estrategia propuesta asegura que el usuario disponga de su vehículo con el nivel de carga requerido a la hora establecida, siempre y cuando sea posible considerando el límite potencia establecido y el periodo disponible. Esta eficacia no es posible con la mayoría de las estrategias simples disponibles en la literatura. El proceso de optimización establece el vector de corriente a absorber de la red, el cual se define por el valor de la corriente en sus componentes, proporcional a la potencia. Dicho vector se determina en busca de la minimización del coste total de la recarga, incluyendo el coste de la energía y la degradación producida por la recarga en cuestión.

La degradación de la batería ha resultado ser el factor más determinante en la búsqueda de la optimización en el coste de la recarga, favoreciendo una distribución de la potencia de recarga más uniforme a lo largo del periodo disponible. La distribución más uniforme conlleva la adquisición de energía no sólo en las horas de menor coste, pero redundando en un mayor beneficio al ciclar la batería a una menor C-Rate.

El análisis estacional realizado muestra un mayor potencial de ahorro a menores temperaturas ambientales, como son los meses invernales, en comparación a los estivales, conllevando entre

un 40% y un 60% de ahorro respecto a la metodología actualmente empleada de P&C, respectivamente.

En relación a las estrategias simples analizadas, la más favorecedora para el usuario se corresponde con la denominada ALAP, donde el vehículo se recarga a potencia máxima en el último periodo posible. Sin embargo, con la estrategia propuesta se produce un incremento del ahorro de entre el 6% y el 25% en los meses estivales e invernales, respectivamente, en comparación con la estrategia ALAP.

Por último, cabe destacar que la estrategia propuesta es replicable e integrable en cada vehículo de manera centralizada, o en un ente concreto, conformando una arquitectura de control de recarga centralizada en *aggregator*, DSO o multi-agente, favoreciendo al usuario final, al operador de la red eléctrica, o a ambos en función de los criterios especificados.

CAPÍTULO 7

CONCLUSIONES GENERALES Y FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

- 7.1- CONCLUSIONES DE LA TESIS DOCTORAL
- 7.2- APORTACIONES DE LA TESIS
- 7.3- FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

7. Conclusiones generales y futuras líneas de investigación

7.1 Conclusiones de la Tesis Doctoral

El calentamiento global, los gases de efecto invernadero, y la contaminación de zonas urbanas son algunos de los principales motivos por los que la sociedad está apostando por modelos de movilidad lo más limpios y respetuosos con el medio ambiente. Entre dichos modelos, los VEs se presentan como una gran oportunidad para el transporte de personas, mientras que en el transporte de mercancías pueden destacar otras tecnologías como los vehículos de pila de combustible. Sin embargo, cualquiera de estos modelos requiere del equipamiento de una batería cuya gestión ha de ser optimizada en aras de maximizar su vida útil y, por tanto, su rentabilidad. De hecho, la batería es uno de los elementos clave de estas tecnologías, que resulta decisiva en el precio y rentabilidad del vehículo en su conjunto.

En este contexto, la implementación de modelos de batería como el desarrollado con la metodología de la presente Tesis Doctoral, permitiría un mayor detalle en la evaluación del impacto ocasionado por una determinada operación y la optimización de la misma. A bajos niveles de penetración del VE puede resultar más interesante únicamente analizar el impacto en la batería, ya que un bajo número de vehículos pueden ser considerados como despreciables por la red eléctrica y únicamente ser vistos como una carga, sin contemplar el impacto que producen sobre la misma. Sin embargo, a medida que la ratio de penetración aumenta, pueden surgir problemas relacionados con perfiles de tensión, frecuencia, pérdidas, etc. que hagan interesante e incluso obligatorio, la consideración de los VEs para la correcta operación del sistema. A su vez, la integración del VE en la sociedad se traduce en un aumento de la energía demandada al sistema eléctrico, lo que podría permitir la creación de nuevos modelos de negocio dedicados a este sector.

En lo referente al impacto producido en la batería, se ha determinado que la acción conjunta del patrón de conducción y el patrón de recarga es de gran relevancia. En este contexto, se han de considerar los dos orígenes de la degradación de baterías, a saber, degradación por ciclado y degradación por almacenamiento. La degradación por ciclado es mayoritaria en los momentos en los que se hace uso del vehículo y durante las recargas, pero la degradación por almacenamiento toma especial relevancia en los intervalos en los que el vehículo permanece aparcado largos periodos tras la recarga. A su vez, se han de considerar todas las variables influyentes en la degradación de las mismas, tanto ambientales como relacionadas con las necesidades o deseos del usuario. Las condiciones ambientales vienen determinadas principalmente por la temperatura a la cual se conservarán las baterías, fundamentalmente relacionada con la temperatura ambiental del lugar donde el vehículo permanezca estacionado.

Las condiciones impuestas por el usuario, en cambio, incluyen la profundidad de descarga, relacionada con la autonomía mínima necesaria, el estado de carga de conservación, relacionado también con la capacidad nominal de la misma, el tiempo de conservación y la corriente media, relacionadas con los hábitos del usuario de conducción y tiempo disponible para la recarga. La combinación de todos estos factores da lugar a un número de ciclos o tiempo de vida estimado, que puede ser maximizado si la metodología de recarga considera las mismas.

Por otra parte, siempre se han de respetar los límites impuestos por la red eléctrica, resultado de los márgenes de estabilidad o de los objetivos propuestos por el DSO.

En este sentido, la metodología de recarga propuesta, considera todos estos factores, lo que permite la evaluación del coste de la recarga, no sólo atendiendo al coste de la energía adquirida

de la red eléctrica, sino también el coste indirecto por la degradación producida en las baterías equipadas, pero siempre respetando los límites impuestos por la red eléctrica. Los resultados de simulación mostrados a lo largo del Capítulo 6, muestran que este último coste posee una relevancia incluso mayor que el del coste de la energía. Así, se puede lograr un aumento de la rentabilidad del VE en su conjunto, ya que aumentar la vida útil de la batería se encuentra relacionado directamente, al necesitar de un menor número de sustituciones de la misma a lo largo de la vida útil del vehículo.

7.2 Aportaciones de la Tesis

Los análisis y estudios llevados a cabo en el desarrollo de la presente Tesis Doctoral han permitido obtener una serie de resultados, que se consideran como aportaciones al conjunto de la tecnología de almacenamiento electroquímico y electromovilidad.

- Caracterizar los principales orígenes, factores y efectos de la degradación de baterías.
- El análisis de los modelos de baterías disponibles en el ámbito de la electromovilidad.
- El desarrollo de una metodología de modelado de la degradación de baterías, a partir de un banco de datos experimentales.
- El desarrollo de una metodología de recarga óptima que minimiza los costes implicados en el proceso de recarga de la batería de un VE, a partir de unas restricciones de red eléctrica dadas.
- El desarrollo de aplicaciones potenciales a partir del modelo de degradación desarrollado.
- La obtención de una herramienta que posibilita el desarrollo de estrategias de recarga óptimas que contemplen la interacción entre un conjunto de vehículos y el control del sistema eléctrico de potencia.
- La obtención de una herramienta que posibilita la creación de un modelo de negocio basado en un *aggregator*, con objeto de participar en los mercados eléctricos (mercado diario y servicios complementarios).

Cabe destacar que, algunos de los resultados obtenidos durante el desarrollo de esta Tesis Doctoral, han sido publicados las siguientes revistas científicas y congresos internacionales:

- “Electric vehicle into the grid: Charging methodologies aimed at providing ancillary services considering battery degradation”, *Energies*, vol. 12, 12, 2443, 2019.
- “Analysis of the current electric battery models for electric vehicle simulation”, *Energies*, vol. 12, 14, 2750, 2019.
- “Commercial Electric Vehicle Battery Degradation modelling and charging assessing using a real driving cycle”, 18th International Conference on Renewable Energies and Power Quality (ICREPQ'20), Granada (España), 2020.
- “Empirical Electrical and Degradation Model for Electric Vehicle Batteries”, *IEEE Access*, vol. 8, pp. 155576-155589, 2020.
- “Empirical Calendar Degradation Model for Electric Vehicle and BESS Batteries”, *Journal of Energy Storage* (Enviado)
- “Optimization of Electric vehicle Charging considering Batteries Degradation”, *IEEE Access* (Pendiente de envío)

7.3 Futuras líneas de investigación

Finalmente, destacar que la culminación de esta Tesis Doctoral no supone, en ningún caso, la finalización de los trabajos de investigación que se van a desarrollar en este campo de la degradación de baterías y la electromovilidad y, menos aún, por tratarse de una tecnología medianamente madura que se encuentra en fase de comercialización, pero que dispone de un gran margen de mejora. En todo caso, puede servir como un punto de partida, para continuar avanzando en la búsqueda de nuevas aportaciones en un tema tan atractivo como es el campo del almacenamiento de energía.

Entre los posibles desarrollos futuros, se contemplan los siguientes:

- Evaluación del impacto, planificación y optimización de la operación de sistemas eléctricos, especialmente el sistema de distribución, ante diferentes niveles de penetración de VE, con cargadores unidireccionales o bidireccionales.
- Planificación de estaciones de almacenamiento de energía en baterías (BESS), instalaciones fotovoltaicas con almacenamiento, etc.
- Estudios de rentabilidad y vida útil de baterías, segunda vida, etc.
- Etc.

REFERENCIAS

Referencias

- [1] European Commisiion, "Communication from the Commission to the European Parliament, the Council, the European Economic and Social Committee and the Committee of the Regions," 2009.
- [2] Z. Darabi and M. Ferdowsi, "Aggregated Impact of Plug-in Hybrid Electric Vehicles on Electricity Demand Profile," *Tste*, vol. 2, pp. 501-508, Oct. 2011.
- [3] A. Poullikkas, "Sustainable options for electric vehicle technologies," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 41, pp. 1277-1287, Jan. 2015.
- [4] J.Y. Yong, V.K. Ramachandaramurthy, K.M. Tan and N. Mithulananthan, "A review on the state-of-the-art technologies of electric vehicle, its impacts and prospects," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 49, pp. 365-385, Sep. 2015.
- [5] L. Liu, X. Liu, F. Kong, Y. Peng and Q. Wang, "A review on electric vehicles interacting with renewable energy in smart grid," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 51, pp. 648-661, Nov. 2015.
- [6] G. Pasaoglu Kilanc, G. Scarcella, A. Alemanno, A. Zubaryeva, C. Thiel, D. Fiorello And A. Martino, "Driving and parking patterns of European car drivers - a mobility survey." Apr. 2014.
- [7] D.U. Eberle and D.R. von Helmolt, "Sustainable transportation based on electric vehicle concepts: a brief overview," *Energy & Environmental Science*, vol. 3, pp. 689-699, Jun 2, 2010.
- [8] Z.A. Needell, J. McNERney, M.T. Chang and J.E. Trancik, "Potential for widespread electrification of personal vehicle travel in the United States," *Nature Energy*, vol. 1, pp. 16112, Aug 15, 2016.
- [9] "Global Carbon Project," vol. 2018, 18/08/. 2018.
- [10] International Energy Agency. *Energy technology perspectives 2017: catalysing energy technology transformations*, Paris, France, 2017.
- [11] International Energy Agency, "World Energy Balances 2020".
- [12] US DOE, "Environmental Assessment of Plug-In Hybrid Electric Vehicles (Volume I)," *Electric Power Research Institute*, vol. 1, Jul. 2007.
- [13] H. Ma, F. Balthasar, N. Tait, X. Riera-Palou and A. Harrison, "A new comparison between the life cycle greenhouse gas emissions of battery electric vehicles and internal combustion vehicles," *Energy Policy*, vol. 44, pp. 160-173, May. 2012.
- [14] OECD, "Compare your country," vol. 2018.
- [15] European Union, "Electricity prices by type of users. Medium size households." vol. 2018.
- [16] Canadian Electricity Association, "Canada's Electricity Industry," 2016.

REFERENCIAS

- [17] IRENA, "Remap 2030 Renewable Energy Prospects For The Russian Federation," IRENA., 2017.
- [18] Lawrence Berkeley National Laboratory, "Key China Energy Statistics 2016," 2017.
- [19] J. García-Villalobos, I. Zamora, J.I. San Martín, F.J. Asensio and V. Aperribay, "Plug-in electric vehicles in electric distribution networks: A review of smart charging approaches," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 38, pp. 717-731, Oct. 2014.
- [20] J. Martínez-Lao, F.G. Montoya, M.G. Montoya and F. Manzano-Agugliaro, "Electric vehicles in Spain: An overview of charging systems," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 77, pp. 970-983, Sep. 2017.
- [21] Z. Yang, K. Li and A. Foley, "Computational scheduling methods for integrating plug-in electric vehicles with power systems: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 51, pp. 396-416, Nov. 2015.
- [22] N. Shaukat, J. Khan, B. Khan, S.M. Ali, C.A. Mehmood, U. Farid, M. Majid, S.M. Anwar, M. Jawad and Z. Ullah, "A survey on electric vehicle transportation within smart grid system," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 81, pp. 1329-1349, Jan. 2018.
- [23] F. Mwasilu, J.J. Justo, E. Kim, T.D. Do and J. Jung, "Electric vehicles and smart grid interaction: A review on vehicle to grid and renewable energy sources integration," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 34, pp. 501-516, Jun. 2014.
- [24] D.B. Richardson, "Electric vehicles and the electric grid: A review of modeling approaches, Impacts, and renewable energy integration," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 19, pp. 247-254, Mar. 2013.
- [25] K. Mahmud, G.E. Town, S. Morsalin and M.J. Hossain, "Integration of electric vehicles and management in the internet of energy," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 82, pp. 4179-4203, Feb. 2018.
- [26] H. Shareef, M.M. Islam and A. Mohamed, "A review of the stage-of-the-art charging technologies, placement methodologies, and impacts of electric vehicles," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 64, pp. 403-420, Oct. 2016.
- [27] S. Habib, M. Kamran and U. Rashid, "Impact analysis of vehicle-to-grid technology and charging strategies of electric vehicles on distribution networks – A review," *Journal of Power Sources*, vol. 277, pp. 205-214, Mar 1, 2015.
- [28] J. Hu, H. Morais, T. Sousa and M. Lind, "Electric vehicle fleet management in smart grids: A review of services, optimization and control aspects," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 56, pp. 1207-1226, Apr. 2016.
- [29] K.M. Tan, V.K. Ramachandaramurthy and J.Y. Yong, "Integration of electric vehicles in smart grid: A review on vehicle to grid technologies and optimization techniques," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 53, pp. 720-732, Jan. 2016.
- [30] R.C. Green, L. Wang and M. Alam, "The impact of plug-in hybrid electric vehicles on distribution networks: A review and outlook," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 15, pp. 544-553, Jan. 2011.

- [31] I. Rahman, P.M. Vasant, B.S. Singh, M. Abdullah-Al-Wadud and N. Adnan, "Review of recent trends in optimization techniques for plug-in hybrid, and electric vehicle charging infrastructures," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 58, pp. 1039-1047, May. 2016.
- [32] J. Aghaei, A.E. Nezhad, A. Rabiee and E. Rahimi, "Contribution of Plug-in Hybrid Electric Vehicles in power system uncertainty management," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 59, pp. 450-458, Jun. 2016.
- [33] M.A. Hannan, F.A. Azidin and A. Mohamed, "Hybrid electric vehicles and their challenges: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 29, pp. 135-150, Jan. 2014.
- [34] M.F. M. Sabri, K.A. Danapalasingam and M.F. Rahmat, "A review on hybrid electric vehicles architecture and energy management strategies," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 53, pp. 1433-1442, Jan. 2016.
- [35] C. Peng, J. Zou and L. Lian, "Dispatching strategies of electric vehicles participating in frequency regulation on power grid: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 68, pp. 147-152, Feb. 2017.
- [36] M. Shafie-khah, N. Neyestani, M.Y. Damavandi, F.A.S. Gil and J.P.S. Catalão, "Economic and technical aspects of plug-in electric vehicles in electricity markets," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 53, pp. 1168-1177, Jan. 2016.
- [37] M. Yilmaz and P.T. Krein, "Review of the Impact of Vehicle-to-Grid Technologies on Distribution Systems and Utility Interfaces," *Tpel*, vol. 28, pp. 5673-5689, Dec. 2013.
- [38] Wencong Su, H. Eichi, Wenteng Zeng and Mo-Yuen Chow, "A Survey on the Electrification of Transportation in a Smart Grid Environment," *Tii*, vol. 8, pp. 1-10, Feb. 2012.
- [39] A. Ahmadian, M. Sedghi, A. Elkamel, M. Fowler and M. Aliakbar Golkar, "Plug-in electric vehicle batteries degradation modeling for smart grid studies: Review, assessment and conceptual framework," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 81, pp. 2609-2624, Jan. 2018.
- [40] R.H. Ashique, Z. Salam, Bin Abdul Aziz, Mohd Junaidi and A.R. Bhatti, "Integrated photovoltaic-grid dc fast charging system for electric vehicle: A review of the architecture and control," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 69, pp. 1243-1257, Mar. 2017.
- [41] C. Cecati, G. Mokryani, A. Piccolo and P. Siano, "An overview on the smart grid concept," pp. 3322-3327, Nov 2010.
- [42] Q. Sun, X. Ge, L. Liu, X. Xu, Y. Zhang, R. Niu and Y. Zeng, "Review of Smart Grid Comprehensive Assessment Systems," *Energy Procedia*, vol. 12, pp. 219-229, 2011.
- [43] Miles H F Wen, Ka-Cheong Leung, Victor O K Li, Xingze He and C-C Jay Kuo, "A survey on smart grid communication system," *APSIPA Transactions on Signal and Information Processing*, vol. 4, Jan 1, 2015.
- [44] V. Ramesh, "A Smart Survey on Demand Response Potential in Global Energy Market," *Indian Journal of Science and Technology*, vol. 8, pp. 474-483, May, 2015.

REFERENCIAS

- [45] A. Mahmoudzadeh Andwari, A. Pesiridis, S. Rajoo, R. Martinez-Botas and V. Esfahanian, "A review of Battery Electric Vehicle technology and readiness levels," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 78, pp. 414-430, Oct. 2017.
- [46] Q. Hoarau and Y. Perez, "Interactions between electric mobility and photovoltaic generation: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 94, pp. 510-522, Oct. 2018.
- [47] Xianjun Zhang, Qin Wang, Guangyue Xu and Ziping Wu, "A review of plug-in electric vehicles as distributed energy storages in smart grid," pp. 1-6, Oct 2014.
- [48] N. Sujitha and S. Krithiga, "RES based EV battery charging system: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 75, pp. 978-988, Aug. 2017.
- [49] G. Saldaña, J.I. San Martin, I. Zamora, F.J. Asensio and O. Oñederra, "Electric Vehicle into the Grid: Charging Methodologies Aimed at Providing Ancillary Services Considering Battery Degradation," *Energies*, vol. 12, pp. 2443, Jun 25, 2019.
- [50] A. Poullikkas, "Sustainable options for electric vehicle technologies," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 41, pp. 1277-1287, Jan. 2015.
- [51] International Energy Agency, *Global EV Outlook 2018*, Paris, 2018.
- [52] International Energy Agency, *Global EV Outlook 2020*, Paris: OECD Publishing, 2020.
- [53] K. Clement-Nyns, E. Haesen and J. Driesen, "The Impact of Charging Plug-In Hybrid Electric Vehicles on a Residential Distribution Grid," *Tpwr*, vol. 25, pp. 371-380, Feb. 2010.
- [54] M. Gonzalez Vaya, M.D. Galus, R.A. Waraich and G. Andersson, "On the interdependence of intelligent charging approaches for plug-in electric vehicles in transmission and distribution networks," pp. 1-8, Oct 2012.
- [55] S. Deilami, A.S. Masoum, P.S. Moses and M.A.S. Masoum, "Real-Time Coordination of Plug-In Electric Vehicle Charging in Smart Grids to Minimize Power Losses and Improve Voltage Profile," *Tsg*, vol. 2, pp. 456-467, Sep. 2011.
- [56] H.E. Vega Ayala and N. Garcia Barriga, "Study of the impact of electric vehicles fleets in HV electric power grids based on an uncontrolled charging strategy," pp. 1-6, Nov 2017.
- [57] M. Nour, H. Ramadan, A. Ali and C. Farkas, "Impacts of plug-in electric vehicles charging on low voltage distribution network," pp. 357-362, Feb 2018.
- [58] J. Yang, L. He and S. Fu, "An improved PSO-based charging strategy of electric vehicles in electrical distribution grid," *Applied Energy*, vol. 128, pp. 82-92, Sep 1, 2014.
- [59] Zhongjing Ma, D. Callaway and I. Hiskens, "Decentralized charging control for large populations of plug-in electric vehicles: Application of the Nash certainty equivalence principle," pp. 191-195, Sep 2010.
- [60] L. Dong, X. Liao, Z. Gao and Y. Gao, "Game-based Decentralised Charging Control for Large Populations of Electric Vehicles," *Pe*, 2012.

- [61] Zhongjing Ma, "Decentralized valley-fill charging control of large-population plug-in electric vehicles," pp. 821-826, May 2012.
- [62] Mingxi Liu, P.K. Phanivong and D.S. Callaway, "Electric vehicle charging control in residential distribution network: A decentralized event-driven realization," pp. 214-219, Dec 2017.
- [63] S. Faddel, A.A.S. Mohamed and O. Mohammed, "Linear autonomous control of electric vehicles charging in distribution systems," pp. 1-5, Jul 2017.
- [64] L.W. Gan, U. Topcu and S.H. Low, "Optimal Decentralized Protocol for Electric Vehicle Charging," USDOE Advanced Research Projects Agency - Energy (ARPA-E), 2013.
- [65] K. Zhang, L. Xu, M. Ouyang, H. Wang, L. Lu, Z. Li and J. Li, "Optimal decentralized valley-filling charging strategy for electric vehicles," *Energy Conversion and Management*, vol. 78, pp. 537-550, Feb. 2014.
- [66] D.Q. Oliveira, A.C. Zambroni de Souza and L.F.N. Delboni, "Optimal plug-in hybrid electric vehicles recharge in distribution power systems," *Electric Power Systems Research*, vol. 98, pp. 77-85, May. 2013.
- [67] F. Geth, N. Leemput, J. Van Roy, J. Buscher, R. Ponnette and J. Driesen, "Voltage droop charging of electric vehicles in a residential distribution feeder," pp. 1-8, Oct 2012.
- [68] O. Beaude, Y. He and M. Hennebel, "Introducing decentralized EV charging coordination for the voltage regulation," pp. 1-5, Oct 2013.
- [69] J.A.P. Lopes, F.J. Soares and P.M.R. Almeida, "Integration of Electric Vehicles in the Electric Power System," *Jproc*, vol. 99, pp. 168-183, Jan. 2011.
- [70] J.A. Pecos Lopes, P.M. Rocha Almeida and F.J. Soares, "Using vehicle-to-grid to maximize the integration of intermittent renewable energy resources in islanded electric grids," pp. 290-295, Jun 2009.
- [71] J.R. Pillai and B. Bak-Jensen, "Vehicle-to-Grid for islanded power system operation in Bornholm," pp. 1-8, Jul 2010.
- [72] X. Luo, S. Xia and K.W. Chan, "A decentralized charging control strategy for plug-in electric vehicles to mitigate wind farm intermittency and enhance frequency regulation," *Journal of Power Sources*, vol. 248, pp. 604-614, Feb 15, 2014.
- [73] Hui Liu, Zechun Hu, Yonghua Song and Jin Lin, "Decentralized Vehicle-to-Grid Control for Primary Frequency Regulation Considering Charging Demands," *Tpwr*, vol. 28, pp. 3480-3489, Aug. 2013.
- [74] O. Sundstrom and C. Binding, "Flexible Charging Optimization for Electric Vehicles Considering Distribution Grid Constraints," *Tsg*, vol. 3, pp. 26-37, Mar. 2012.
- [75] Di Wu, D.C. Aliprantis and Lei Ying, "Load Scheduling and Dispatch for Aggregators of Plug-In Electric Vehicles," *Tsg*, vol. 3, pp. 368-376, Mar. 2012.

REFERENCIAS

- [76] E. Sortomme and M.A. El-Sharkawi, "Optimal Charging Strategies for Unidirectional Vehicle-to-Grid," *Tsg*, vol. 2, pp. 131-138, Mar. 2011.
- [77] Zhong Fan, "A Distributed Demand Response Algorithm and Its Application to PHEV Charging in Smart Grids," *Tsg*, vol. 3, pp. 1280-1290, Sep. 2012.
- [78] Kan Zhou and Lin Cai, "Randomized PHEV Charging Under Distribution Grid Constraints," *Tsg*, vol. 5, pp. 879-887, Mar. 2014.
- [79] A. Sheikhi, S. Bahrami, A.M. Ranjbar and H. Oraee, "Strategic charging method for plugged in hybrid electric vehicles in smart grids; a game theoretic approach," *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, vol. 53, pp. 499-506, Dec. 2013.
- [80] V. Torres-Sanz, J.A. Sanguesa, F.J. Martinez, P. Garrido and J.M. Marquez-Barja, "Enhancing the Charging Process of Electric Vehicles at Residential Homes," *Access*, vol. 6, pp. 22875-22888, 2018.
- [81] G. Chunlin, H. Dequan, Y. Qinbo and M. Zhou, "Dynamic sorting intelligent charging control strategy of electric vehicles based on time-of-use price," pp. 199-204, Oct 2017.
- [82] R. Jiang, Z. Zhang, J. Li, Y. Zhang and Q. Huang, "A coordinated charging strategy for electric vehicles based on multi-objective optimization," pp. 823-827, Sep 2017.
- [83] H. Wu, G.K.H. Pang, K.L. Choy and H.Y. Lam, "A scheduling and control system for electric vehicle charging at parking lot," pp. 13-18, Dec 2017.
- [84] R.M. Shukla, S. Sengupta and A.N. Patra, "Smart plug-in electric vehicle charging to reduce electric load variation at a parking place," pp. 632-638, Jan 2018.
- [85] Lei Zhang and Yaoyu Li, "Optimal Management for Parking-Lot Electric Vehicle Charging by Two-Stage Approximate Dynamic Programming," *Tsg*, vol. 8, pp. 1722-1730, Jul. 2017.
- [86] W. (Jason) Li, X. Tan, B. Sun and D.H.K. Tsang, "Optimal power dispatch of a centralised electric vehicle battery charging station with renewables," *IET Communications*, vol. 12, pp. 579-585, Mar 20, 2018.
- [87] Y. Huo, F. Bouffard and G. Joos, "An energy management approach for electric vehicle fast charging station," pp. 1-6, Oct 2017.
- [88] S.S. Amiri and S. Jadid, "Optimal charging schedule of electric vehicles at battery swapping stations in a smart distribution network," pp. 1-8, Dec 2017.
- [89] Peng Zhang, Kejun Qian, Chengke Zhou, B.G. Stewart and D.M. Hepburn, "A Methodology for Optimization of Power Systems Demand Due to Electric Vehicle Charging Load," *Tpwr*s, vol. 27, pp. 1628-1636, Aug. 2012.
- [90] P. Mahat, M. Handl, K.R. Kanstrup, A.P. Lozano and A. Sleimovits, "Price based electric vehicle charging," pp. 1-8, Jul 2012.

- [91] I. Momber, T. Gomez and L. Soder, "PEV fleet scheduling with electricity market and grid signals Charging schedules with capacity pricing based on DSO's long run marginal cost," pp. 1-8, May 2013.
- [92] E. Sortomme, M.M. Hindi, S.D.J. MacPherson and S.S. Venkata, "Coordinated Charging of Plug-In Hybrid Electric Vehicles to Minimize Distribution System Losses," Tsg, vol. 2, pp. 198-205, Mar. 2011.
- [93] A. O'Connell, D. Flynn and A. Keane, "Rolling Multi-Period Optimization to Control Electric Vehicle Charging in Distribution Networks," Tpwrs, vol. 29, pp. 340-348, Jan. 2014.
- [94] K. Valentine, W.G. Temple and K.M. Zhang, "Intelligent electric vehicle charging: Rethinking the valley-fill," Journal of Power Sources, vol. 196, pp. 10717-10726, 2011.
- [95] I. Grau Unda, P. Papadopoulos, S. Skarvelis-Kazakos, L.M. Cipcigan, N. Jenkins and E. Zabala, "Management of electric vehicle battery charging in distribution networks with multi-agent systems," Electric Power Systems Research, vol. 110, pp. 172-179, May. 2014.
- [96] T. Logenthiran and D. Srinivasan, "Multi-agent system for managing a power distribution system with Plug-in Hybrid Electrical vehicles in smart grid," pp. 346-351, Dec 2011.
- [97] P. Richardson, D. Flynn and A. Keane, "Local Versus Centralized Charging Strategies for Electric Vehicles in Low Voltage Distribution Systems," Tsg, vol. 3, pp. 1020-1028, Jun. 2012.
- [98] D. Dallinger and M. Wietschel, "Grid integration of intermittent renewable energy sources using price-responsive plug-in electric vehicles," Renewable and Sustainable Energy Reviews, vol. 16, pp. 3370-3382, Jun. 2012.
- [99] C. Ahn, C. Li and H. Peng, "Optimal decentralized charging control algorithm for electrified vehicles connected to smart grid," Journal of Power Sources, vol. 196, pp. 10369-10379, 2011.
- [100] M.F. Shaaban, M. Ismail, E.F. El-Saadany and Weihua Zhuang, "Real-Time PEV Charging/Discharging Coordination in Smart Distribution Systems," Tsg, vol. 5, pp. 1797-1807, Jul. 2014.
- [101] A. Di Giorgio, F. Liberati and S. Canale, "Electric vehicles charging control in a smart grid: A model predictive control approach," Control Engineering Practice, vol. 22, pp. 147-162, Jan. 2014.
- [102] A. Subramanian, M. Garcia, A. Dominguez-Garcia, D. Callaway, K. Poolla and P. Varaiya, "Real-time scheduling of deferrable electric loads," pp. 3643-3650, Jun 2012.
- [103] P. Goyal, A. Sharma, S. Vyas and R. Kumar, "Customer and aggregator balanced dynamic Electric Vehicle charge scheduling in a smart grid framework," pp. 276-283, 2016.
- [104] A. O'Connell, D. Flynn, P. Richardson and et al, "Controlled charging of electric vehicles in residential distribution networks," Oct. 2012.
- [105] Chenglin Liao and Bing Yang, "Phases-Controlled Coordinated Charging Method for Electric Vehicles," vol. 2.

REFERENCIAS

- [106] K. Mets, T. Verschueren, W. Haerick, C. Develder and F. De Turck, "Optimizing smart energy control strategies for plug-in hybrid electric vehicle charging," pp. 293-299, Apr 2010.
- [107] W. Zhang, C. Dreise, R. Shao and L. Chang, "An improved minimum-cost charging schedule for large-scale penetration of electric vehicles," pp. 3411-3417, Mar 2018.
- [108] A. Zhang, B. Sun, T. Liu, X. Tan, S. Wang and D.H.K. Tsang, "Joint voltage and frequency regulation by EV charging scheduling in the distribution network," pp. 1-5, Feb 2018.
- [109] Tian Mao, W.H. Lau, Chong Shum, H. Chung, K.F. Tsang and N.C.F. Tse, "A new schedule-controlled strategy for charging large number of EVs with load shifting and voltage regulation," in 2015 IEEE PES Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference (APPEEC), pp. 1-5, Nov 2015.
- [110] J. Wang, G.R. Bharati, S. Paudyal, O. Ceylan, B.P. Bhattarai and K.S. Myers, "Coordinated Electric Vehicle Charging with Reactive Power Support to Distribution Grids," Tii, pp. 1, Apr 24, 2018.
- [111] F.J. Soares, P.M.R. Almeida and J.A.P. Lopes, "Quasi-real-time management of Electric Vehicles charging," *Electric Power Systems Research*, vol. 108, pp. 293-303, Mar. 2014.
- [112] N. Rotering and M. Ilic, "Optimal Charge Control of Plug-In Hybrid Electric Vehicles in Deregulated Electricity Markets," *Tpwr*, vol. 26, pp. 1021-1029, Aug. 2011.
- [113] C.B. Harris and M.E. Webber, "The sensitivity of vehicle-to-grid revenues to plug-in electric vehicle battery size and EVSE power rating," pp. 1-5, Jul 2014.
- [114] K. Kaur, N. Kumar and M. Singh, "Coordinated Power Control of Electric Vehicles for Grid Frequency Support: MILP-based Hierarchical Control Design," *Tsg*, pp. 1, Apr 9, 2018.
- [115] U. ur Rehman and M. Riaz, "Real time controlling algorithm for vehicle to grid system under price uncertainties," pp. 1-7, Apr 2018.
- [116] Wenbo Shi and V.W.S. Wong, "Real-time vehicle-to-grid control algorithm under price uncertainty," pp. 261-266, Oct 2011.
- [117] J. Kang, S.J. Duncan and D.N. Mavris, "Real-time Scheduling Techniques for Electric Vehicle Charging in Support of Frequency Regulation," *Procedia Computer Science*, vol. 16, pp. 767-775, 2013.
- [118] Sekyung Han, Soohye Han and K. Sezaki, "Development of an Optimal Vehicle-to-Grid Aggregator for Frequency Regulation," *Tsg*, vol. 1, pp. 65-72, Jun. 2010.
- [119] M. Tokudome, K. Tanaka, T. Senjyu, A. Yona, T. Funabashi and Chul-Hwan Kim, "Frequency and voltage control of small power systems by decentralized controllable loads," pp. 666-671, Nov 2009.
- [120] UK Parliament "Electricity Market Reform: Capacity Market - Detailed Design Proposals," UK Parliament Command Paper, Jun 27, 2013.
- [121] M. Singh, P. Kumar and I. Kar, "Implementation of Vehicle to Grid Infrastructure Using Fuzzy Logic Controller," *Tsg*, vol. 3, pp. 565-577, Mar. 2012.

- [122] S. Paudyal, O. Ceylan, B.P. Bhattarai and K.S. Myers, "Optimal coordinated EV charging with reactive power support in constrained distribution grids," pp. 1-5, Jul 2017.
- [123] P. Shinde and K.S. Swarup, "Optimal Electric Vehicle charging schedule for demand side management," pp. 1-6, Dec 2016.
- [124] L. Jian, X. Zhu, Z. Shao, S. Niu and C.C. Chan, "A scenario of vehicle-to-grid implementation and its double-layer optimal charging strategy for minimizing load variance within regional smart grids," *Energy Conversion and Management*, vol. 78, pp. 508-517, Feb. 2014.
- [125] I. Pavić, T. Capuder and I. Kuzle, "Value of flexible electric vehicles in providing spinning reserve services," *Applied Energy*, vol. 157, pp. 60-74, Nov 1, 2015.
- [126] M. Shafie-Khah, P. Siano, D.Z. Fitiwi, N. Mahmoudi and J.P.S. Catalao, "An Innovative Two-Level Model for Electric Vehicle Parking Lots in Distribution Systems With Renewable Energy," *Tsg*, vol. 9, pp. 1506-1520, Mar. 2018.
- [127] K. Tanguy, M.R. Dubois, K.L. Lopez and C. Gagné, "Optimization model and economic assessment of collaborative charging using Vehicle-to-Building," *Sustainable Cities and Society*, vol. 26, pp. 496-506, Oct. 2016.
- [128] H.K. Nguyen and J.B. Song, "Optimal charging and discharging for multiple PHEVs with demand side management in vehicle-to-building," *Jcn*, vol. 14, pp. 662-671, Dec. 2012.
- [129] Y. Kuang, M. Hu, R. Dai and D. Yang, "A Collaborative Decision Model for Electric Vehicle to Building Integration," *Energy Procedia*, vol. 105, pp. 2077-2082, May. 2017.
- [130] Di Wu, Haibo Zeng, Chao Lu and B. Boulet, "Two-Stage Energy Management for Office Buildings With Workplace EV Charging and Renewable Energy," *Tte*, vol. 3, pp. 225-237, Mar. 2017.
- [131] Q. Yan, B. Zhang and M. Kezunovic, "Optimized Operational Cost Reduction for an EV Charging Station Integrated with Battery Energy Storage and PV generation," *Tsg*, pp. 1, Dec 29, 2017.
- [132] O. Erdinc, N.G. Paterakis, T.D.P. Mendes, A.G. Bakirtzis and J.P.S. Catalao, "Smart Household Operation Considering Bi-Directional EV and ESS Utilization by Real-Time Pricing-Based DR," *Tsg*, vol. 6, pp. 1281-1291, May. 2015.
- [133] X. Wu, X. Hu, Y. Teng, S. Qian and R. Cheng, "Optimal integration of a hybrid solar-battery power source into smart home nanogrid with plug-in electric vehicle," *Journal of Power Sources*, vol. 363, pp. 277-283, Sep 30, 2017.
- [134] S. Pal and R. Kumar, "Electric Vehicle Scheduling Strategy in Residential Demand Response Programs With Neighbor Connection," *Tii*, vol. 14, pp. 980-988, Mar. 2018.
- [135] Hunyoung Shin and R. Baldick, "Plug-In Electric Vehicle to Home (V2H) Operation Under a Grid Outage," *Tsg*, vol. 8, pp. 2032-2041, Jul. 2017.

REFERENCIAS

- [136] I. Zamora, J.I. San Martín, J. García, F.J. Asensio, O. Oñederra, J.J. San Martín and V. Aperribay, "PEM fuel cells in applications of urban public transport," *Renewable Energy and Power Quality Journal*, pp. 599-604, May. 2011.
- [137] Jingyu Yan, Chongguo Li, Guoqing Xu and Yangsheng Xu, "A novel on-line self-learning state-of-charge estimation of battery management system for hybrid electric vehicle," pp. 1161-1166, Jun 2009.
- [138] Junyi Shen, S. Dusmez and A. Khaligh, "An advanced electro-thermal cycle-lifetime estimation model for LiFePO₄ batteries," pp. 1-6, Jun 2013.
- [139] A. Eddahech, O. Briat and J. Vinassa, "Real-Time SOC and SOH Estimation for EV Li-Ion Cell Using Online Parameters Identification," Sep 20, 2012.
- [140] A. Hentunen, T. Lehmuspelto and J. Suomela, "Electrical battery model for dynamic simulations of hybrid electric vehicles," pp. 1-6, Sep 2011.
- [141] L. Lombardi, L. Tribioli, R. Cozzolino and G. Bella, "Comparative environmental assessment of conventional, electric, hybrid, and fuel cell powertrains based on LCA," *Int J Life Cycle Assess*, vol. 22, pp. 1989-2006, Dec. 2017.
- [142] C.E. Thomas, "Fuel cell and battery electric vehicles compared," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 34, pp. 6005-6020, 2009.
- [143] Xiaosong Hu, Changfu Zou, Caiping Zhang and Yang Li, "Technological Developments in Batteries: A Survey of Principal Roles, Types, and Management Needs," *Mpe*, vol. 15, pp. 20-31, Sep. 2017.
- [144] K.E. Aifantis, *High energy density lithium batteries*, Weinheim: Wiley-VCH, 2010.
- [145] M.A. Hannan, M.S.H. Lipu, A. Hussain and A. Mohamed, "A review of lithium-ion battery state of charge estimation and management system in electric vehicle applications: Challenges and recommendations," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 78, pp. 834-854, Oct. 2017.
- [146] C. Battery University, "Lithium-Ion," vol. 2019, May 31. 2018.
- [147] Xiaopeng Chen, Weixiang Shen, Thanh Tu Vo, Zhenwei Cao and A. Kapoor, "An overview of lithium-ion batteries for electric vehicles," pp. 230-235, Nov 2012.
- [148] G.E. Blomgren, "The Development and Future of Lithium Ion Batteries," *Journal of the Electrochemical Society*, vol. 164, pp. A5019-A5025, 2017.
- [149] A. Stan, M. Swierczynski, D. Stroe, R. Teodorescu and S.J. Andreasen, "Lithium ion battery chemistries from renewable energy storage to automotive and back-up power applications - An overview," pp. 713-720, May 2014.
- [150] F.A. Susai, H. Sclar, Y. Shilina, T.R. Penki, R. Raman, S. Maddukuri, S. Maiti, I.C. Halalay, S. Luski, B. Markovsky and D. Aurbach, "Horizons for Li-Ion Batteries Relevant to Electro-Mobility: High-Specific-Energy Cathodes and Chemically Active Separators," *Advanced Materials*, vol. 30, pp. e1801348-n/a, Oct 11. 2018.

- [151] P. Zhang, T. Yuan, Y. Pang, C. Peng, J. Yang, Z. Ma and S. Zheng, "Influence of Current Density on Graphite Anode Failure in Lithium-Ion Batteries," *Journal of the Electrochemical Society*, vol. 166, pp. A5489-A5495, 2019.
- [152] Yixu Wang and Hsiao-Ying Shadow Huang, "Comparison of lithium-ion battery cathode materials and the internal stress development".
- [153] M.M. Thackeray, W.I.F. David, P.G. Bruce and J.B. Goodenough, "Lithium insertion into manganese spinels," *Materials Research Bulletin*, vol. 18, pp. 461-472, 1983.
- [154] C. Julien, A. Mauger, K. Zaghbi and H. Groult, "Comparative Issues of Cathode Materials for Li-Ion Batteries," *Inorganics*, vol. 2, pp. 132-154, Mar 25, 2014.
- [155] Xiaosong Hu, Jiuchun Jiang, Dongpu Cao and B. Egardt, "Battery Health Prognosis for Electric Vehicles Using Sample Entropy and Sparse Bayesian Predictive Modeling," *Tie*, vol. 63, pp. 2645-2656, Apr. 2016.
- [156] Y. He, M. Liu, Z. Huang, B. Zhang, Y. Yu, B. Li, F. Kang and J. Kim, "Effect of solid electrolyte interface (SEI) film on cyclic performance of Li₄Ti₅O₁₂ anodes for Li ion batteries," *Journal of Power Sources*, vol. 239, pp. 269-276, Oct 1, 2013.
- [157] AN Zhoujian JIA Li DING Yong DANG Chao LI Xuejiao, "A Review on Lithium-ion Power Battery Thermal Management Technologies and Thermal Safety," *J. Therm. Sci*, vol. 26, pp. 391-412, 2017.
- [158] Min Chen and G.A. Rincon-Mora, "Accurate electrical battery model capable of predicting runtime and I-V performance," *Tec*, vol. 21, pp. 504-511, Jun. 2006.
- [159] S.C. Hageman, "Simple PSpice models let you simulate common battery types," *Edn*, vol. 38, pp. 117, Oct 28, 1993.
- [160] S. Gold, "A PSPICE macromodel for lithium-ion batteries," pp. 215-222, 1997.
- [161] M.R. Jongerden and Haverkort, Boudewijn R. H. M, "Which battery model to use?" *IET Software*, vol. 3, pp. 445-457, Dec. 2009.
- [162] A. Rahmoun and H. Biechl, "Parameters identification of equivalent circuit diagrams for li-ion batteries," in 11th International Symposium PÄRNU 2012 "TOPICAL PROBLEMS IN THE FIELD OF ELECTRICAL AND POWER ENGINEERING, 2012.
- [163] R. Zhang, B. Xia, B. Li, Y. Lai, W. Zheng, H. Wang, W. Wang and M. Wang, "Study on the Characteristics of a High Capacity Nickel Manganese Cobalt Oxide (NMC) Lithium-Ion Battery—An Experimental Investigation," *Energies*, vol. 11, pp. 2275, Aug 29, 2018.
- [164] A. Nikolian, Y. Firouz, R. Gopalakrishnan, J. Timmermans, N. Omar, P. van den Bossche and J. van Mierlo, "Lithium Ion Batteries—Development of Advanced Electrical Equivalent Circuit Models for Nickel Manganese Cobalt Lithium-Ion," *Energies*, vol. 9, pp. 360, May 11, 2016.
- [165] M. Ceraolo, "New dynamical models of lead-acid batteries," *Tpwr*s, vol. 15, pp. 1184-1190, Nov. 2000.

REFERENCIAS

- [166] P.F. Puleston, F. Valenciaga, P.E. Battaiotto and R.J. Mantz, "Passivity/sliding mode control of a stand-alone hybrid generation system," IEE Proceedings - Control Theory and Applications, vol. 147, pp. 680-686, Nov 1, 2000.
- [167] T. Zhu, H. Min, Y. Yu, Z. Zhao, T. Xu, Y. Chen, X. Li and C. Zhang, "An Optimized Energy Management Strategy for Preheating Vehicle-Mounted Li-ion Batteries at Subzero Temperatures," Energies, vol. 10, pp. 243, Feb 17, 2017.
- [168] O. Tremblay, L.-. Dessaint and A.-. Dekkiche, "A Generic Battery Model for the Dynamic Simulation of Hybrid Electric Vehicles," pp. 284-289, Sep 2007.
- [169] I. Baboselac, Z. Hederić and T. Benšić, "MatLab simulation model for dynamic mode of the Lithium-Ion batteries to power the EV," Tehnički Glasnik, vol. 11, Jul 1, 2017.
- [170] Shuo Pang, J. Farrell, Jie Du and M. Barth, "Battery state-of-charge estimation," in Proceedings of the 2001 American Control Conference. (Cat. No.01CH37148), pp. 1644-1649 vol.2, 2001.
- [171] J. P. Cun, J. N. Fiorina, M. Fraisse and H. Mabboux, "The experience of a UPS company in advanced battery monitoring," in Proceedings of Intelec'96 - International Telecommunications Energy Conference, pp. 646-653, 1996.
- [172] H.L. Chan, "A new battery model for use with battery energy storage systems and electric vehicles power systems," pp. 470-475 vol.1, 2000.
- [173] A. Berrueta, V. Irigaray, P. Sanchis and A. Ursua, "Lithium-ion battery model and experimental validation," pp. 1-8, Sep 2015.
- [174] Yoon-Ho Kim and Hoi-Doo Ha, "Design of interface circuits with electrical battery models," Tie, vol. 44, pp. 81-86, Feb. 1997.
- [175] J. Marcos, A. Lago, C.M. Penalver, J. Doval, A. Nogueira, C. Castro and J. Chamadoira, "An approach to real behaviour modeling for traction lead-acid batteries," pp. 620-624 vol.2, 2001.
- [176] Valerie H. Johnson Ahmad A Pesaran, "Temperature-Dependent Battery Models for High-Power Lithium-Ion Batteries".
- [177] C. Sen and N.C. Kar, "Battery pack modeling for the analysis of battery management system of a hybrid electric vehicle," pp. 207-212, Sep 2009.
- [178] M. Ali, M. Kamran, P. Kumar, Himanshu, S. Nengroo, M. Khan, A. Hussain and H. Kim, "An Online Data-Driven Model Identification and Adaptive State of Charge Estimation Approach for Lithium-ion-Batteries Using the Lagrange Multiplier Method," Energies, vol. 11, pp. 2940, Oct 27, 2018.
- [179] D. Kim, K. Koo, J. Jeong, T. Goh and S. Kim, "Second-Order Discrete-Time Sliding Mode Observer for State of Charge Determination Based on a Dynamic Resistance Li-Ion Battery Model," Energies, vol. 6, pp. 5538-5551, Oct 22, 2013.
- [180] Il-Song Kim, "Nonlinear State of Charge Estimator for Hybrid Electric Vehicle Battery," Tpel, vol. 23, pp. 2027-2034, Jul. 2008.

- [181] T. O. Ting, Ka Lok Man, Eng Gee Lim and Mark Leach, "Tuning of Kalman Filter Parameters via Genetic Algorithm for State-of-Charge Estimation in Battery Management System," *TheScientificWorldJournal*, vol. 2014, pp. 176052-11, 2014.
- [182] C.-. Zhan, X.G. Wu, S. Kromlidis, V.K. Ramachandaramurthy, M. Barnes, N. Jenkins and A.J. Ruddell, "Two electrical models of the lead–acid battery used in a dynamic voltage restorer," *IEE Proceedings - Generation, Transmission and Distribution*, vol. 150, pp. 175, 2003.
- [183] S. Yuan, H. Wu, X. Ma and C. Yin, "Stability Analysis for Li-Ion Battery Model Parameters and State of Charge Estimation by Measurement Uncertainty Consideration," *Energies*, vol. 8, pp. 7729-7751, Jul 29, 2015.
- [184] Jonghoon Kim and B.H. Cho, "State-of-Charge Estimation and State-of-Health Prediction of a Li-Ion Degraded Battery Based on an EKF Combined With a Per-Unit System," *Tvt*, vol. 60, pp. 4249-4260, Nov. 2011.
- [185] T. Bruen and J. Marco, "Modelling and experimental evaluation of parallel connected lithium ion cells for an electric vehicle battery system," *Journal of Power Sources*, vol. 310, pp. 91-101, Apr 1, 2016.
- [186] O. Hegazy, R. Barrero, J. Van Mierlo, P. Lataire, N. Omar and T. Coosemans, "An Advanced Power Electronics Interface for Electric Vehicles Applications," *Tpel*, vol. 28, pp. 5508-5521, Dec. 2013.
- [187] R. Xiong, H. He, H. Guo and Y. Ding, "Modeling for Lithium-Ion Battery used in Electric Vehicles," *Procedia Engineering*, vol. 15, pp. 2869-2874, 2011.
- [188] Huachun Han, Haiping Xu, Zengquan Yuan and Yingjie Zhao, "Modeling for lithium-ion battery used in electric vehicles," pp. 1-5, Aug 2014.
- [189] O. Erdinc, B. Vural and M. Uzunoglu, "A dynamic lithium-ion battery model considering the effects of temperature and capacity fading," pp. 383-386, Jun 2009.
- [190] X. Guo, L. Kang, Y. Yao, Z. Huang and W. Li, "Joint Estimation of the Electric Vehicle Power Battery State of Charge Based on the Least Squares Method and the Kalman Filter Algorithm," *Energies*, vol. 9, pp. 100, Feb 8, 2016.
- [191] P. Shen, M. Ouyang, L. Lu, J. Li and X. Feng, "The Co-estimation of State of Charge, State of Health, and State of Function for Lithium-Ion Batteries in Electric Vehicles," *Tvt*, vol. 67, pp. 92-103, Jan. 2018.
- [192] T. Mesbahi, N. Rizoug, P. Bartholomeus, R. Sadoun, F. Khenfri and P. Le Moigne, "Dynamic Model of Li-Ion Batteries Incorporating Electrothermal and Ageing Aspects for Electric Vehicle Applications," *Tie*, vol. 65, pp. 1298-1305, Feb. 2018.
- [193] X. Cheng, L. Yao, Y. Xing and M. Pecht, "Novel Parametric Circuit Modeling for Li-Ion Batteries," *Energies*, vol. 9, pp. 539, Jul 14, 2016.
- [194] C. Guenther, J.K. Barillas, S. Stumpp and M.A. Danzer, "A dynamic battery model for simulation of battery-to-grid applications," pp. 1-7, Oct 2012.

REFERENCIAS

- [195] Dong Bing, Tian Yantao and Zhou Changjiu, "One Estimating Method of the State of Charge of Power Battery for Electronic Vehicle," pp. 439-442, Jan 2014.
- [196] X. Liu, W. Li and A. Zhou, "PNGV Equivalent Circuit Model and SOC Estimation Algorithm for Lithium Battery Pack Adopted in AGV Vehicle," *Access*, vol. 6, pp. 23639-23647, 2018.
- [197] C. Ozkurt, F. Camci, V. Atamuradov and C. Odorry, "Integration of sampling-based battery state of health estimation method in electric vehicles," *Applied Energy*, vol. 175, pp. 356-367, Aug 1, 2016.
- [198] K. Uddin, A. Picarelli, C. Lyness, N. Taylor and J. Marco, "An Acausal Li-Ion Battery Pack Model for Automotive Applications," *Energies*, vol. 7, pp. 5675-5700, Aug 28, 2014.
- [199] U.S. Department Secretary of Energy, "FreedomCAR battery test manual for IDAHO," U.S. Department Secretary of Energy, 2003.
- [200] N. Omar, D. Widanage, M. Abdel Monem, Y. Firouz, O. Hegazy, P. Van den Bossche, T. Coosemans and J. Van Mierlo, "Optimization of an advanced battery model parameter minimization tool and development of a novel electrical model for lithium-ion batteries," *International Transactions on Electrical Energy Systems*, vol. 24, pp. 1747-1767, Dec. 2014.
- [201] N. Omar, M. Daowd, P.v.d. Bossche, O. Hegazy, J. Smekens, T. Coosemans and J.v. Mierlo, "Rechargeable Energy Storage Systems for Plug-in Hybrid Electric Vehicles—Assessment of Electrical Characteristics," *Energies*, vol. 5, pp. 2952-2988, Aug 10, 2012.
- [202] A. Fotouhi, D.J. Auger, K. Propp, S. Longo and M. Wild, "A review on electric vehicle battery modelling: From Lithium-ion toward Lithium–Sulphur," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 56, pp. 1008-1021, Apr. 2016.
- [203] Z. Deng, Z. Zhang, Y. Lai, J. Liu, J. Li and Y. Liu, "Electrochemical Impedance Spectroscopy Study of a Lithium/Sulfur Battery: Modeling and Analysis of Capacity Fading," *Journal of the Electrochemical Society*, vol. 160, pp. A553-A558, 2013.
- [204] S.M.M. Alavi, C.R. Birkl and D.A. Howey, "Time-domain fitting of battery electrochemical impedance models," *Journal of Power Sources*, vol. 288, pp. 345-352, Aug 15, 2015.
- [205] Y. Troxler, B. Wu, M. Marinescu, V. Yufit, Y. Patel, A.J. Marquis, N.P. Brandon and G.J. Offer, "The effect of thermal gradients on the performance of lithium-ion batteries," *Journal of Power Sources*, vol. 247, pp. 1018-1025, Feb 1, 2014.
- [206] H. Dai, B. Jiang and X. Wei, "Impedance Characterization and Modeling of Lithium-Ion Batteries Considering the Internal Temperature Gradient," *Energies*, vol. 11, pp. 220, Jan 17, 2018.
- [207] J. Huang, Z. Li, B.Y. Liaw and J. Zhang, "Graphical analysis of electrochemical impedance spectroscopy data in Bode and Nyquist representations," *Journal of Power Sources*, vol. 309, pp. 82-98, Mar 31, 2016.
- [208] P. Kollmeyer, A. Hackl and A. Emadi, "Li-ion battery model performance for automotive drive cycles with current pulse and EIS parameterization," pp. 486-492, Jun 2017.

- [209] G. Plett, *Battery Management Systems, Volume I: Battery Modeling*, Norwood: Artech House, 2015.
- [210] J.L. Jespersen, A.E. Tønnesen, K. Nørregaard, L. Overgaard and F. Elefsen, "Capacity Measurements of Li-Ion Batteries using AC Impedance Spectroscopy," *World Electric Vehicle Journal*, vol. 3, pp. 127-133, Mar 27, 2009.
- [211] C.R. Birkl and D.A. Howey, "Model identification and parameter estimation for LiFePO₄ batteries," pp. 2.1, 2013.
- [212] J. Schmalstieg and D.U. Sauer, "Full Cell Parameterization of a High-Power Lithium-Ion Battery for a Physico-Chemical Model: Part II. Thermal Parameters and Validation," *Journal of the Electrochemical Society*, vol. 165, pp. A3811-A3819, 2018.
- [213] J. Xu, C.C. Mi, B. Cao and J. Cao, "A new method to estimate the state of charge of lithium-ion batteries based on the battery impedance model," *Journal of Power Sources*, vol. 233, pp. 277-284, Jul 1, 2013.
- [214] A. Eddahech, O. Briat and J. Vinassa, "Performance comparison of four lithium-ion battery technologies under calendar aging," *Energy*, vol. 84, pp. 542-550, May 1, 2015.
- [215] C. Pastor-Fernández, K. Uddin, G.H. Chouchelamane, W.D. Widanage and J. Marco, "A Comparison between Electrochemical Impedance Spectroscopy and Incremental Capacity-Differential Voltage as Li-ion Diagnostic Techniques to Identify and Quantify the Effects of Degradation Modes within Battery Management Systems," *Journal of Power Sources*, vol. 360, pp. 301-318, Aug 31, 2017.
- [216] A. Barai, G.H. Chouchelamane, Y. Guo, A. McGordon and P. Jennings, "A study on the impact of lithium-ion cell relaxation on electrochemical impedance spectroscopy," *Journal of Power Sources*, vol. 280, pp. 74-80, Apr 15, 2015.
- [217] C. Heubner, M. Schneider and A. Michaelis, "Investigation of charge transfer kinetics of Li-Intercalation in LiFePO₄," *Journal of Power Sources*, vol. 288, pp. 115-120, Aug 15, 2015.
- [218] Y. Olofsson, J. Groot, T. Kutrašnik and G. Tavčar, "Impedance spectroscopy characterisation of automotive NMC/graphite Li-ion cells aged with realistic PHEV load profile," pp. 1-6, Dec 2014.
- [219] T. Osaka, T. Momma, D. Mukoyama and H. Nara, "Proposal of novel equivalent circuit for electrochemical impedance analysis of commercially available lithium ion battery," *Journal of Power Sources*, vol. 205, pp. 483-486, May 1, 2012.
- [220] S.E. Li, B. Wang, H. Peng and X. Hu, "An electrochemistry-based impedance model for lithium-ion batteries," *Journal of Power Sources*, vol. 258, pp. 9-18, Jul 15, 2014.
- [221] Hanlei Zhang and Mo-Yuen Chow, "Comprehensive dynamic battery modeling for PHEV applications," pp. 1-6, Jul 2010.
- [222] R.C. Kroeze and P.T. Krein, "Electrical battery model for use in dynamic electric vehicle simulations," pp. 1336-1342, Jun 2008.

REFERENCIAS

- [223] Yue Cao, R.C. Kroeze and P.T. Krein, "Multi-timescale Parametric Electrical Battery Model for Use in Dynamic Electric Vehicle Simulations," *Tte*, vol. 2, pp. 432-442, Dec. 2016.
- [224] T. Huria, M. Ceraolo, J. Gazzarri and R. Jackey, "High fidelity electrical model with thermal dependence for characterization and simulation of high power lithium battery cells," pp. 1-8, Mar 2012.
- [225] A.W. Thompson, "Economic implications of lithium ion battery degradation for Vehicle-to-Grid (V2X) services," *Journal of Power Sources*, vol. 396, pp. 691-709, Aug 31, 2018.
- [226] M.W. Verbrugge and C.W. Wampler, "On the optimal sizing of batteries for electric vehicles and the influence of fast charge," *Journal of Power Sources*, vol. 384, pp. 312-317, Apr 30, 2018.
- [227] J. Schoch, J. Gaertner, A. Schuller and T. Setzer, "Enhancing electric vehicle sustainability through battery life optimal charging," *Transportation Research Part B*, vol. 112, pp. 1-18, Jun. 2018.
- [228] A. Barré, B. Deguilhem, S. Grolleau, M. Gérard, F. Suard and D. Riu, "A review on lithium-ion battery ageing mechanisms and estimations for automotive applications," *Journal of Power Sources*, vol. 241, pp. 680-689, Nov 1, 2013.
- [229] J. Vetter, P. Novák, M.R. Wagner, C. Veit, K.-. Möller, J.O. Besenhard, M. Winter, M. Wohlfahrt-Mehrens, C. Vogler and A. Hammouche, "Ageing mechanisms in lithium-ion batteries," *Journal of Power Sources*, vol. 147, pp. 269-281, 2005.
- [230] M. Broussely, P. Biensan, F. Bonhomme, P. Blanchard, S. Herreyre, K. Nechev and R.J. Staniewicz, "Main aging mechanisms in Li ion batteries," *Journal of Power Sources*, vol. 146, pp. 90-96, 2005.
- [231] J. Wang, P. Liu, J. Hicks-Garner, E. Sherman, S. Soukiazian, M. Verbrugge, H. Tatara, J. Musser and P. Finamore, "Cycle-life model for graphite-LiFePO₄ cells," *Journal of Power Sources*, vol. 196, pp. 3942-3948, Apr. 2011.
- [232] M. Ecker, N. Nieto, S. Käbitz, J. Schmalstieg, H. Blanke, A. Warnecke and D.U. Sauer, "Calendar and cycle life study of Li(NiMnCo)O₂-based 18650 lithium-ion batteries," *Journal of Power Sources*, vol. 248, pp. 839-851, Feb. 2014.
- [233] D. Wang, J. Coignard, T. Zeng, C. Zhang and S. Saxena, "Quantifying electric vehicle battery degradation from driving vs. vehicle-to-grid services," *Journal of Power Sources*, vol. 332, pp. 193-203, Nov 15, 2016.
- [234] S. Pelletier, O. Jabali, G. Laporte and M. Veneroni, "Battery degradation and behaviour for electric vehicles: Review and numerical analyses of several models," *Transportation Research Part B*, vol. 103, pp. 158-187, Sep. 2017.
- [235] L. Lu, X. Han, J. Li, J. Hua and M. Ouyang, "A review on the key issues for lithium-ion battery management in electric vehicles," *Journal of Power Sources*, vol. 226, pp. 272-288, Mar 15, 2013.
- [236] J. Henschel, F. Horsthemke, Y.P. Stenzel, M. Evertz, S. Girod, C. Lürenbaum, K. Kösters, S. Wiemers-Meyer, M. Winter and S. Nowak, "Lithium ion battery electrolyte degradation of

field-tested electric vehicle battery cells – A comprehensive analytical study," *Journal of Power Sources*, vol. 447, pp. 227370, Jan 31, 2020.

[237] M. Dubarry, B.Y. Liaw, M. Chen, S. Chyan, K. Han, W. Sie and S. Wu, "Identifying battery aging mechanisms in large format Li ion cells," *Journal of Power Sources*, vol. 196, pp. 3420-3425, 2011.

[238] A. Wang, S. Kadam, H. Li, S. Shi and Y. Qi, "Review on modeling of the anode solid electrolyte interphase (SEI) for lithium-ion batteries," *Npj Computational Materials*, vol. 4, pp. 1-26, Dec. 2018.

[239] Tillmetz Werner, Scrosati Bruno and Garche Jürgen, "Computer Simulation for Battery Design and Lifetime Prediction," in *Advances in Battery Technologies for Electric Vehicles*, Elsevier, 2015, pp. 1.

[240] S. Pelletier, O. Jabali, G. Laporte and M. Veneroni, "Battery degradation and behaviour for electric vehicles: Review and numerical analyses of several models," *Transportation Research Part B*, vol. 103, pp. 158-187, Sep. 2017.

[241] Junyi Shen, S. Dusmez and A. Khaligh, "Optimization of Sizing and Battery Cycle Life in Battery/Ultracapacitor Hybrid Energy Storage Systems for Electric Vehicle Applications," *Tii*, vol. 10, pp. 2112-2121, Nov. 2014.

[242] W. Kempton and J. Tomić, "Vehicle-to-grid power implementation: From stabilizing the grid to supporting large-scale renewable energy," *Journal of Power Sources*, vol. 144, pp. 280-294, 2005.

[243] J. Wang, J. Purewal, P. Liu, J. Hicks-Garner, S. Soukazian, E. Sherman, A. Sorenson, L. Vu, H. Tataria and M.W. Verbrugge, "Degradation of lithium ion batteries employing graphite negatives and nickel–cobalt–manganese oxide + spinel manganese oxide positives: Part 1, aging mechanisms and life estimation," *Journal of Power Sources*, vol. 269, pp. 937-948, Dec 10, 2014.

[244] A. Eddahech, O. Briat and J. Vinassa, "Performance comparison of four lithium–ion battery technologies under calendar aging," *Energy*, vol. 84, pp. 542-550, May 1, 2015.

[245] M. Dubarry, N. Qin and P. Brooker, "Calendar aging of commercial Li-ion cells of different chemistries – A review," *Current Opinion in Electrochemistry*, vol. 9, pp. 106-113, Jun. 2018.

[246] D. Stroe, M. Swierczynski, S.K. Kar and R. Teodorescu, "Degradation Behavior of Lithium-Ion Batteries During Calendar Ageing—The Case of the Internal Resistance Increase," *Tia*, vol. 54, pp. 517-525, Jan. 2018.

[247] X. Han, M. Ouyang, L. Lu, J. Li, Y. Zheng and Z. Li, "A comparative study of commercial lithium ion battery cycle life in electrical vehicle: Aging mechanism identification," *Journal of Power Sources*, vol. 251, pp. 38-54, Apr 1, 2014.

[248] K. Jalkanen, J. Karppinen, L. Skogström, T. Laurila, M. Nisula and K. Vuorilehto, "Cycle aging of commercial NMC/graphite pouch cells at different temperatures," *Applied Energy*, vol. 154, pp. 160-172, Sep 15, 2015.

REFERENCIAS

- [249] M.M. Kabir and D.E. Demirocak, "Degradation mechanisms in Li-ion batteries: a state-of-the-art review," *International Journal of Energy Research*, vol. 41, pp. 1963-1986, Nov. 2017.
- [250] G. Saldana, J.I.S. Martin, I. Zamora, F.J. Asensio, O. Onederra and M. Gonzalez, "Empirical Electrical and Degradation Model for Electric Vehicle Batteries," *Access*, vol. 8, pp. 155576-155589, 2020.
- [251] M. Jafari, A. Gauchia, Shuaidong Zhao, Kuilin Zhang and L. Gauchia, "Electric Vehicle Battery Cycle Aging Evaluation in Real-World Daily Driving and Vehicle-to-Grid Services," *Tte*, vol. 4, pp. 122-134, Mar. 2018.
- [252] L. Zhou, Y. Zheng, M. Ouyang and L. Lu, "A study on parameter variation effects on battery packs for electric vehicles," *Journal of Power Sources*, vol. 364, pp. 242-252, Oct 1, 2017.
- [253] X. Hu, L. Xu, X. Lin and M. Pecht, "Battery Lifetime Prognostics," *Joule*, vol. 4, pp. 310-346, Feb 19, 2020.
- [254] Z. Deng, L. Yang, Y. Cai, H. Deng and L. Sun, "Online available capacity prediction and state of charge estimation based on advanced data-driven algorithms for lithium iron phosphate battery," *Energy*, vol. 112, pp. 469-480, Oct 1, 2016.
- [255] Z. Deng, X. Hu, X. Lin, Y. Che, L. Xu and W. Guo, "Data-driven state of charge estimation for lithium-ion battery packs based on Gaussian process regression," *Energy (Oxford)*, vol. 205, pp. 118000, Aug 15, 2020.
- [256] R. Xiong, L. Li, Z. Li, Q. Yu and H. Mu, "An electrochemical model based degradation state identification method of Lithium-ion battery for all-climate electric vehicles application," *Applied Energy*, vol. 219, pp. 264-275, Jun 1, 2018.
- [257] S. Tippmann, D. Walper, L. Balboa, B. Spier and W.G. Bessler, "Low-temperature charging of lithium-ion cells part I: Electrochemical modeling and experimental investigation of degradation behavior," *Journal of Power Sources*, vol. 252, pp. 305-316, Apr 15, 2014.
- [258] L. Zheng, L. Zhang, J. Zhu, G. Wang and J. Jiang, "Co-estimation of state-of-charge, capacity and resistance for lithium-ion batteries based on a high-fidelity electrochemical model," *Applied Energy*, vol. 180, pp. 424-434, Oct 15, 2016.
- [259] Meng Huang, Mrinal Kumar, Chao Yang and Alexander Soderlund, "Aging Estimation of Lithium-ion Battery Cell using an Electrochemical Model-Based Extended Kalman Filter," in *AIAA Scitech 2019 Forum*.
- [260] X. Zhang, Y. Gao, B. Guo, C. Zhu, X. Zhou, L. Wang and J. Cao, "A novel quantitative electrochemical aging model considering side reactions for lithium-ion batteries," *Electrochimica Acta*, vol. 343, pp. 136070, May 20, 2020.
- [261] A. Guha and A. Patra, "State of Health Estimation of Lithium-Ion Batteries Using Capacity Fade and Internal Resistance Growth Models," *Tte*, vol. 4, pp. 135-146, Mar. 2018.
- [262] A. Guha and A. Patra, "Online Estimation of the Electrochemical Impedance Spectrum and Remaining Useful Life of Lithium-Ion Batteries," *Tim*, vol. 67, pp. 1836-1849, Aug. 2018.

- [263] D. Stroe, M. Swierczynski, A. Stroe, S.K. Kaer and R. Teodorescu, "Lithium-ion battery power degradation modelling by electrochemical impedance spectroscopy," *IET Renewable Power Generation*, vol. 11, pp. 1136-1141, Jul 12, 2017.
- [264] Y. Zhang, Q. Tang, Y. Zhang, J. Wang, U. Stimming and A.A. Lee, "Identifying degradation patterns of lithium ion batteries from impedance spectroscopy using machine learning," *Nature Communications*, vol. 11, pp. 1706, Apr 6, 2020.
- [265] Q. Yang, J. Xu, X. Li, D. Xu and B. Cao, "State-of-health estimation of lithium-ion battery based on fractional impedance model and interval capacity," *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, vol. 119, pp. 105883, Jul. 2020.
- [266] J. Huang, Z. Li and J. Zhang, "Dynamic electrochemical impedance spectroscopy reconstructed from continuous impedance measurement of single frequency during charging/discharging," *Journal of Power Sources*, vol. 273, pp. 1098-1102, Jan 1, 2015.
- [267] C. Lyu, Y. Song, J. Zheng, W. Luo, G. Hinds, J. Li and L. Wang, "In situ monitoring of lithium-ion battery degradation using an electrochemical model," *Applied Energy*, vol. 250, pp. 685-696, Sep 15, 2019.
- [268] P. Verma, P. Maire and P. Novák, "A review of the features and analyses of the solid electrolyte interphase in Li-ion batteries," *Electrochimica Acta*, vol. 55, pp. 6332-6341, 2010.
- [269] G. Saldaña, J.I. San Martín, I. Zamora, F.J. Asensio and O. Oñederra, "Analysis of the Current Electric Battery Models for Electric Vehicle Simulation," *Energies*, vol. 12, pp. 2750, Jul 18, 2019.
- [270] D.M. Rosewater, D.A. Copp, T.A. Nguyen, R.H. Byrne and S. Santoso, "Battery Energy Storage Models for Optimal Control," *Access*, vol. 7, pp. 178357-178391, 2019.
- [271] R. Narayanrao, M.M. Joglekar and S. Inguva, "A Phenomenological Degradation Model for Cyclic Aging of Lithium Ion Cell Materials," *Journal of the Electrochemical Society*, vol. 160, pp. A125-A137, 2013.
- [272] I. Baghdadi, O. Briat, J. Delétage, P. Gyan and J. Vinassa, "Lithium battery aging model based on Dakin's degradation approach," *Journal of Power Sources*, vol. 325, pp. 273-285, Sep 1, 2016.
- [273] N. Omar, M.A. Monem, Y. Firouz, J. Salminen, J. Smekens, O. Hegazy, H. Gaulous, G. Mulder, P. Van den Bossche, T. Coosemans and J. Van Mierlo, "Lithium iron phosphate based battery – Assessment of the aging parameters and development of cycle life model," *Applied Energy*, vol. 113, pp. 1575-1585, 2014.
- [274] B. Xu, A. Oudalov, A. Ulbig, G. Andersson and D.S. Kirschen, "Modeling of Lithium-Ion Battery Degradation for Cell Life Assessment," *Tsg*, vol. 9, pp. 1131-1140, 2018.
- [275] A. Maheshwari, N.G. Paterakis, M. Santarelli and M. Gibescu, "Optimizing the operation of energy storage using a non-linear lithium-ion battery degradation model," *Applied Energy*, vol. 261, pp. 114360, Mar 1, 2020.

REFERENCIAS

- [276] J. Schmalstieg, S. Käbitz, M. Ecker and D.U. Sauer, "A holistic aging model for Li(NiMnCo)O₂ based 18650 lithium-ion batteries," *Journal of Power Sources*, vol. 257, pp. 325-334, 2014.
- [277] S. Panchal, J. Mcgrory, J. Kong, R. Fraser, M. Fowler, I. Dincer and M. Agelin-Chaab, "Cycling degradation testing and analysis of a LiFePO₄ battery at actual conditions," *International Journal of Energy Research*, vol. 41, pp. 2565-2575, Dec. 2017.
- [278] M. Ouyang, X. Feng, X. Han, L. Lu, Z. Li and X. He, "A dynamic capacity degradation model and its applications considering varying load for a large format Li-ion battery," *Applied Energy*, vol. 165, pp. 48-59, Mar 1, 2016.
- [279] F. Yang, D. Wang, Y. Xing and K. Tsui, "Prognostics of Li(NiMnCo)O₂-based lithium-ion batteries using a novel battery degradation model," *Microelectronics Reliability*, vol. 70, pp. 70-78, Mar. 2017.
- [280] D. Shen, T. Xu, L. Wu and Y. Guan, "Research on Degradation Modeling and Life Prediction Method of Lithium-Ion Battery in Dynamic Environment," *Access*, vol. 7, pp. 130638-130649, 2019.
- [281] M. Petit, E. Prada and V. Sauvant-Moynot, "Development of an empirical aging model for Li-ion batteries and application to assess the impact of Vehicle-to-Grid strategies on battery lifetime," *Applied Energy*, vol. 172, pp. 398-407, 2016.
- [282] A. Nikolian, J. Jaguemont, J. de Hoog, S. Goutam, N. Omar, P. Van Den Bossche and J. Van Mierlo, "Complete cell-level lithium-ion electrical ECM model for different chemistries (NMC, LFP, LTO) and temperatures (-5 °C to 45 °C) – Optimized modelling techniques," *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, vol. 98, pp. 133-146, Jun. 2018.
- [283] J. de Hoog, J. Timmermans, D. Ioan-Stroe, M. Swierczynski, J. Jaguemont, S. Goutam, N. Omar, J. Van Mierlo and P. Van Den Bossche, "Combined cycling and calendar capacity fade modeling of a Nickel-Manganese-Cobalt Oxide Cell with real-life profile validation," *Applied Energy*, vol. 200, pp. 47-61, 2017.
- [284] J. de Hoog, J. Jaguemont, M. Abdel-Monem, P. Van Den Bossche, J. Van Mierlo and N. Omar, "Combining an Electrothermal and Impedance Aging Model to Investigate Thermal Degradation Caused by Fast Charging," *Energies (Basel)*, vol. 11, pp. 804, 2018.
- [285] K. Uddin, T. Jackson, W.D. Widanage, G. Chouchelamane, P.A. Jennings and J. Marco, "On the possibility of extending the lifetime of lithium-ion batteries through optimal V2G facilitated by an integrated vehicle and smart-grid system," *Energy*, vol. 133, pp. 710-722, Aug 15, 2017.
- [286] M. Dubarry, A. Devie and K. McKenzie, "Durability and reliability of electric vehicle batteries under electric utility grid operations: Bidirectional charging impact analysis," *Journal of Power Sources*, vol. 358, pp. 39-49, Aug 1, 2017.
- [287] K. Uddin, M. Dubarry and M.B. Glick, "The viability of vehicle-to-grid operations from a battery technology and policy perspective," *Energy Policy*, vol. 113, pp. 342-347, Feb. 2018.

- [288] L. Tang, G. Rizzoni and A. Cordoba-Arenas, "Battery Life Extending Charging Strategy for Plug-in Hybrid Electric Vehicles and Battery Electric Vehicles This work was supported by Honda R&D Co., Ltd," IFAC-PapersOnLine, vol. 49, pp. 70-76, 2016.
- [289] F. Rücker, I. Bremer, S. Linden, J. Badede and D.U. Sauer, "Development and Evaluation of a Battery Lifetime Extending Charging Algorithm for an Electric Vehicle Fleet," Energy Procedia, vol. 99, pp. 285-291, Nov. 2016.
- [290] F. Ruecker, I. Bremer and D.U. Sauer, "Development and analysis of a charging algorithm for electric vehicle fleets extending battery lifetime," pp. 29, Jun 2016.
- [291] X. Hu, Y. Zou and Y. Yang, "Greener plug-in hybrid electric vehicles incorporating renewable energy and rapid system optimization," Energy, vol. 111, pp. 971-980, Sep 15, 2016.
- [292] H. Wu, G.K. Pang, K.L. Choy and H.Y. Lam, "A charging-scheme decision model for electric vehicle battery swapping station using varied population evolutionary algorithms," Applied Soft Computing Journal, vol. 61, pp. 905-920, Dec. 2017.
- [293] F.N. Fritsch and R.E. Carlson, "Monotone Piecewise Cubic Interpolation," SIAM Journal on Numerical Analysis, vol. 17, pp. 238-246, 1980.
- [294] F.J. Asensio, J.I. San Martín, I. Zamora and O. Oñederra, "Model for optimal management of the cooling system of a fuel cell-based combined heat and power system for developing optimization control strategies," Applied Energy, vol. 211, pp. 413-430, Feb 1, 2018.
- [295] MathWorks, "Equation Solving algorithms".
- [296] J. Wang, P. Liu, J. Hicks-Garner, E. Sherman, S. Soukiazian, M. Verbrugge, H. Tatara, J. Musser and P. Finamore, "Cycle-life model for graphite-LiFePO₄ cells," Journal of Power Sources, vol. 196, pp. 3942-3948, Apr. 2011.
- [297] X. Zeng, M. Li, D. Abd El-Hady, W. Alshitari, A.S. Al-Bogami, J. Lu and K. Amine, "Commercialization of Lithium Battery Technologies for Electric Vehicles," Advanced Energy Materials, vol. 9, pp. 1900161-n/a, Jul 19, 2019.
- [298] LG Chem, "LG E63 Technical Report," Feb 26, 2018.
- [299] Renault, "Datasheet Renault Zoe".
- [300] Anonymous "El Renault ZOE supera ampliamente en ventas al Tesla Model 3 en Europa," June 24, 2019.
- [301] S. Tsiakmakis, G. Fontaras, C. Cubito, J. Pavlovic, K. Anagnostopoulos and B. Ciuffo, "From NEDC to WLTP," vol. 28724, 2017.
- [302] Yimin Gao Gao, Kambiz Ebrahimi Ebrahimi, Ehsani, Stefano Longo Longo, Kambiz, Stefano, Mehrdad and Yimin, Modern Electric, Hybrid Electric, and Fuel Cell Vehicles, Milton: CRC Press Inc, 2018.
- [303] C. García, "Alquilar o comprar las baterías de un coche eléctrico: ¿qué es mejor?" Agosto. 2017.

REFERENCIAS

[304] R.H. Byrd, J.C. Gilbert and J. Nocedal, "A trust region method based on interior point techniques for nonlinear programming," Math. Program, vol. 89, pp. 149-185, Nov. 2000.

[305] MathWorks, "fmincon Interior Point Algorithm".

[306] ESIOS Sistema de Información del Operador del Sistema, (REE), "Precios por hora," vol. 2020.

[307] Euskalmet, "Datos meteorológicos medidos en la estación de Deusto, Bilbao".

[308] OMIE, "Precios del Mercado Libre".

ANEXO

ANEXO A – DATOS ADICIONALES DEL ESTADO DE INTEGRACIÓN DE LA TECNOLOGÍA EV EN LA SOCIEDAD

ANEXO B – FIGURAS ADICIONALES DEL MODELO DE CALENDAR AGING

ANEXO C – FIGURAS ADICIONALES DEL MODELO DE CYCLE AGING

Anexo A – Datos adicionales del estado de integración de la tecnología VE en la sociedad

La tabla siguiente muestra los datos numéricos del número de VEs en circulación, el número de ventas y el porcentaje de cuota de mercado de cada país con datos significativos. A partir de dichos datos se han compuesto los gráficos mostrados en el apartado 2.3.

ANEXO A

Tabla A 1. Datos de número de vehículos eléctricos, ventas y cuota de mercado

		País	AU	BR	CA	CL	CN	FI	FR	DE	IN	JP	KR	MX	NL	NZ	
2005	Car stock	BEV							0,01	0,02							
		PHEV															
		Total							0,01	0,02							
	New sales	BEV								0,01	0,02						
		PHEV															
		Total								0,01	0,02						
	Market share	BEV															
		PHEV															
		Total															
2006	Car stock	BEV							0,01	0,02							
		PHEV															
		Total							0,01	0,02							
	New sales	BEV							0,01								
		PHEV															
		Total							0,01								
	Market share	BEV															
		PHEV															
		Total															
2007	Car stock	BEV							0,01	0,02							
		PHEV															
		Total							0,01	0,02							
	New sales	BEV							0,01								
		PHEV															
		Total							0,01								

		País	AU	BR	CA	CL	CN	FI	FR	DE	IN	JP	KR	MX	NL	NZ	
	Market share	BEV															
		PHEV															
		Total															
2008	Car stock	BEV							0,01	0,09	0,37				0,01	0	
		PHEV															
		Total						0	0,01	0,09	0,37	0	0	0	0,01	0	
	New sales	BEV									0,07	0,37				0,01	
		PHEV															
		Total									0,07	0,37				0,01	
	Market share	BEV										0,02%					
		PHEV															
		Total										0,02%					
2009	Car stock	BEV					0,48		0,12	0,1	0,53	1,08			0,15	0	
		PHEV															
		Total	0	0	0	0	0,48	0	0,12	0,1	0,53	1,08	0	0	0,15	0	
	New sales	BEV					0,48		0,01	0,02	0,16	1,08				0,03	
		PHEV															
		Total					0,48		0,01	0,02	0,16	1,08				0,03	
	Market share	BEV					0,01%					0,01%	0,03%			0,01%	
		PHEV															
		Total					0,01%					0,01%	0,03%			0,01%	
2010	Car stock	BEV					1,57		0,3	0,25	0,88	3,52	0,06		0,27	0,01	
		PHEV					0,34										
		Total					1,91		0,3	0,25	0,88	3,52	0,06		0,27	0,01	
	New sales	BEV					1,09		0,19	0,14	0,35	2,44	0,06		0,12	0,01	
		PHEV					0,34										

ANEXO A

		País	AU	BR	CA	CL	CN	FI	FR	DE	IN	JP	KR	MX	NL	NZ
		Total					1,43		0,19	0,14	0,35	2,44	0,06		0,12	0,01
	Market share	BEV					0,01%		0,01%		0,02%	0,10%	0,00%		0,02%	0,01%
		PHEV														
		Total					0,01%		0,01%		0,02%	0,10%	0,01%		0,02%	0,01%
2011	Car stock	BEV	0,05		0,22	0,01	6,32	0,06	2,93	1,65	1,33	16,13	0,34		1,12	0,03
		PHEV			0,3		0,66		0,1	0,24		0,02			0,02	
		Total	0,05		0,52	0,01	6,98	0,06	3,03	1,89	1,33	16,15	0,34		1,14	0,03
	New sales	BEV	0,05		0,22	0,01	4,75	0,03	2,63	1,4	0,45	12,61	0,27		0,86	0,01
		PHEV			0,3		0,32		0,1	0,24		0,02			0,02	
		Total	0,05		0,52	0,01	5,07	0,03	2,73	1,64	0,45	12,63	0,27		0,88	0,01
	Market share	BEV	0,01%		0,02%		0,04%	0,02%	0,10%	0,04%	0,02%	0,30%	0,02%		0,20%	0,01%
		PHEV			0,02%					0,01%						
		Total	0,01%		0,04%		0,04%	0,02%	0,10%	0,10%	0,02%	0,30%	0,02%		0,15%	0,01%
2012	Car stock	BEV	0,22		0,84	0,01	15,96	0,11	8,6	3,86	2,76	29,6	0,85	0,09	1,91	0,05
		PHEV	0,08		1,7		0,92	0,13	0,7	1,4		10,98			4,35	0,01
		Total	0,3		2,54	0,01	16,88	0,24	9,3	5,26	2,76	40,58	0,85	0,09	6,26	0,06
	New sales	BEV	0,17	0,07	0,62	0,01	9,64	0,05	5,66	2,21	1,43	13,47	0,51	0,09	0,79	0,02
		PHEV	0,08	0,02	1,4		0,26	0,13	0,6	1,16		10,97			4,33	0,01
		Total	0,25	0,09	2,02	0,01	9,9	0,18	6,26	3,37	1,43	24,44	0,51	0,09	5,12	0,03
	Market share	BEV	0,02%		0,05%		0,10%	0,05%	0,30%	0,10%	0,05%	0,30%	0,04%	0,01%	0,20%	0,01%
		PHEV			0,10%			0,10%	0,03%	0,04%		0,20%			0,90%	
		Total	0,02%		0,10%		0,10%	0,20%	0,30%	0,10%	0,05%	0,50%	0,04%	0,01%	1,02%	0,01%
2013	Car stock	BEV	0,41		2,48	0,02	30,57	0,17	17,38	9,18	2,95	44,35	1,45	0,1	4,16	0,08
		PHEV	0,18		3,18		1,65	0,3	1,53	3,02		25,11			24,51	0,01
		Total	0,59	0	5,66	0,02	32,22	0,47	18,91	12,2	2,95	69,46	1,45	0,1	28,67	0,09
	New sales	BEV	0,19	0,13	1,64	0,01	14,61	0,05	8,78	5,31	0,19	14,76	0,6	0,01	2,25	0,03

		País	AU	BR	CA	CL	CN	FI	FR	DE	IN	JP	KR	MX	NL	NZ
		PHEV	0,1	0,03	1,48		0,73	0,17	0,83	1,62		14,12			20,16	0,01
		Total	0,29	0,16	3,12	0,01	15,34	0,22	9,61	6,93	0,19	28,88	0,6	0,01	22,41	0,04
		BEV	0,02%		0,05%		0,10%	0,05%	0,50%	0,20%	0,01%	0,30%	0,10%		0,50%	0,02%
	Market share	PHEV			0,10%			0,20%	0,05%	0,10%		0,30%			3,20%	0,01%
		Total	0,02%		0,20%		0,10%	0,20%	0,50%	0,20%	0,01%	0,60%	0,10%		5,40%	0,02%
		BEV	0,78	0,06	5,31	0,02	79,48	0,36	27,94	17,52	3,35	60,46	2,76	0,15	6,83	0,19
2014	Car stock	PHEV	1,13		5,42	0,01	25,92	0,57	3,6	7,41		41,28			36,94	0,22
		Total	1,91	0,06	10,73	0,03	105,4	0,93	31,54	24,93	3,35	101,74	2,76	0,15	43,77	0,41
		BEV	0,37	0,06	2,83		48,91	0,18	10,57	8,35	0,41	16,11	1,31	0,05	2,66	0,11
	New sales	PHEV	0,95		2,24	0,01	24,27	0,26	2,07	4,39		16,18			12,43	0,21
		Total	1,32	0,06	5,07	0,01	73,18	0,44	12,64	12,74	0,41	32,29	1,31	0,05	15,09	0,32
		BEV	0,04%		0,20%		0,20%	0,20%	0,60%	0,30%	0,02%	0,30%	0,10%		0,70%	0,05%
Market share	PHEV	0,01%		0,20%	0,00%	0,10%	0,20%	0,10%	0,10%		0,30%			3,20%	0,01%	
	Total	0,10%		0,30%	0,02%	1,00%	0,60%	1,20%	0,70%	0,04%	0,60%	0,30%	0,01%	9,70%	0,10%	
	BEV	1,54	0,12	9,69	0,03	226,19	0,61	45,21	29,6	4,35	70,93	5,67	0,24	9,37	0,49	
2015	Car stocks	PHEV	2,15	0,03	8	0,04	86,58	0,97	9,28	18,52		55,47	0,27	0,01	78,16	0,42
		Total	3,69	0,15	17,69	0,07	312,77	1,58	54,49	48,12	4,35	126,4	5,94	0,25	87,53	0,91
		BEV	0,76	0,06	4,38	0,01	146,72	0,24	17,27	12,08	1	10,47	2,92	0,09	2,54	0,3
	New sales	PHEV	1,01	0,03	2,58	0,02	60,66	0,44	5,68	11,11		14,19	0,27	0,01	41,23	0,2
		Total	1,77	0,09	6,96	0,03	207,38	0,68	22,95	23,19	1	24,66	3,19	0,1	43,77	0,5
		BEV	0,10%		0,30%	0,01%	0,70%	0,20%	0,90%	0,40%	0,04%	0,30%	0,30%	0,01%	0,60%	0,10%
Market share	PHEV	0,01%		0,40%		0,30%	1,00%	0,40%	0,40%		0,20%	0,01%		5,40%	0,02%	
	Total	0,10%		0,50%	0,02%	1,00%	0,60%	1,20%	0,70%	0,04%	0,60%	0,30%	0,01%	9,70%	0,10%	
	BEV	2,21	0,25	14,91	0,05	483,19	0,84	66,97	40,92	4,8	86,39	10,77	0,57	13,11	1,65	
2016	Car stock	PHEV	2,85	0,08	14,36	0,05	165,58	2,44	17,03	31,81		64,86	0,44	0,09	98,9	0,76
		Total	5,06	0,33	29,27	0,1	648,77	3,28	84	72,73	4,8	151,25	11,21	0,66	112,01	2,41

ANEXO A

		País	AU	BR	CA	CL	CN	FI	FR	DE	IN	JP	KR	MX	NL	NZ	
	New sales	BEV	0,67	0,13	5,22	0,02	257	0,22	21,76	11,32	0,45	15,46	5,1	0,21	3,74	1,16	
		PHEV	0,7	0,05	6,36	0,01	79	1,21	7,75	13,29		9,39	0,16	0,06	20,74	0,34	
		Total	1,37	0,18	11,58	0,03	336	1,43	29,51	24,61	0,45	24,85	5,26	0,27	24,48	1,5	
	Market share	BEV	0,10%	0,01%	0,40%	0,01%	1,00%	0,20%	1,10%	0,30%	0,02%	0,30%	0,40%	0,02%	1,00%	0,50%	
		PHEV	0,01%		0,40%		0,30%	1,00%	0,40%	0,40%		0,20%	0,01%		5,40%	0,02%	
		Total	0,10%	0,01%	0,80%	0,01%	1,40%	1,20%	1,40%	0,70%	0,02%	0,50%	0,50%	0,02%	6,40%	0,50%	
	2017	Car stock	BEV	3,42	0,32	23,62	0,16	951,19	1,35	92,95	59,09	6,8	104,49	24,07	0,78	21,12	4,58
			PHEV	3,92	0,36	22,33	0,09	276,58	4,99	25,82	50,47		100,86	1,84	0,13	98,22	1,3
			Total	7,34	0,68	45,95	0,25	1227,77	6,34	118,77	109,56	6,8	205,35	25,91	0,91	119,34	5,88
New sales		BEV	1,21	0,07	8,71	0,1	468	0,5	25,98	25,07	2	18,1	13,3	0,21	8,63	2,94	
		PHEV	1,08	0,29	7,97	0,04	111	2,55	8,79	29,5		36	1,41	0,05	2,45	0,54	
		Total	2,29	0,36	16,68	0,14	579	3,05	34,77	54,57	2	54,1	14,71	0,26	11,08	3,48	
Market share		BEV	0,10%		0,60%	0,05%	1,80%	0,40%	1,30%	0,70%	0,06%	0,30%	1,10%	0,02%	2,10%	1,10%	
		PHEV	0,01%	0,02%	0,50%	0,02%	0,40%	2,20%	0,40%	0,90%		0,70%	0,10%		0,60%	0,02%	
		Total	0,10%	0,02%	1,10%	0,10%	2,20%	2,60%	1,70%	1,60%	0,06%	1,00%	1,30%	0,02%	2,70%	1,10%	
2018	Car stock	BEV	5,22	0,4	46,28	0,28	1746,99	2,4	124,01	95,15	9,1	131,02	54,94	93	44,98	8,94	
		PHEV	5,72	0,1	43,82	0,13	541,8	13,1	41,47	81,92		124,08	5,62	3,08	101,75	2,48	
		Total	10,94	0,5	90,1	0,41	2288,79	15,5	165,48	177,07	9,1	255,1	60,56	96,08	146,73	11,42	
	New sales	BEV	1,8	0,07	22,66	0,11	815,87	0,78	31,06	36,06	2,1	26,53	30,53	0,2	24,43	4,36	
		PHEV	1,8	0,35	21,49	0,07	265,22	4,93	15,65	31,44		23,22	4,37	1,58	3,54	1,19	
		Total	3,6	0,42	44,15	0,18	1081,09	5,71	46,71	67,5	2,1	49,75	34,9	1,78	27,97	5,55	
	Market share	BEV	0,20%	0,00%	1,30%		3,40%	0,60%	1,50%	1,10%	0,10%	0,60%	2,00%	0,00%	5,50%	1,70%	
		PHEV	0,20%	0,00%	1,30%		1,10%	4,10%	0,70%	0,90%		0,50%	0,30%	0,10%	0,80%	0,50%	
		Total	0,40%	0,00%	2,60%		4,60%	4,70%	2,20%	2,00%	0,10%	1,10%	2,30%	0,10%	6,30%	2,10%	
2019	Car stock	BEV	11,51	0,94	78,68	0,44	2581,19	4,66	166,81	146,46	11,19	152,32	84,07	1,2	107,54	13,28	
		PHEV	8,6	2,08	62,38	0,21	767,9	24,7	60,02	112,35	0,01	141,68	8,35	3,53	107,27	4,42	
		Total	20,11	3,02	141,06	0,65	3349,09	29,36	226,83	258,81	11,2	294	92,42	4,73	214,81	17,7	

	País	AU	BR	CA	CL	CN	FI	FR	DE	IN	JP	KR	MX	NL	NZ
New sales	BEV	6,28	0,54	32,4	0,16	834,2	1,9	42,8	63,28	2,08	21,3	29,13	0,27	62	5,28
	PHEV	2,88	1,37	18,56	0,14	226,11	5,98	18,55	45,35	0,01	17,6	2,73	0,45	5,52	1,6
	Total	9,16	1,91	50,96	0,3	1060,31	7,88	61,35	108,63	2,09	38,9	31,86	0,72	67,52	6,88
Market share	BEV	0,80%	0,00%	1,90%	0,10%	3,90%	1,70%	1,90%	1,80%	0,10%	0,50%	1,90%	0,00%	13,90%	2,20%
	PHEV	0,40%	0,10%	1,10%	0,10%	1,10%	5,20%	0,80%	1,30%	0,00%	0,40%	0,20%	0,00%	1,20%	0,70%
	Total	1,10%	0,10%	3,00%	0,10%	4,90%	6,90%	2,80%	3,00%	0,10%	0,90%	2,10%	0,10%	15,10%	2,80%

ANEXO A

		País	NO	PT	ZA	SE	TH	UK	US	OTROS	Total	
2005	Car stock	BEV						0,22	1,12	0,53	1,9	
		PHEV										
		Total						0,22	1,12	0,53	1,89	
	New sales	BEV							0,22	1,12	0,53	1,9
		PHEV										
		Total						0,22	1,12	0,53	1,89	
	Market share	BEV						0,01%	0,01%			
		PHEV										
		Total						0,01%	0,01%			
2006	Car stock	BEV					0,01	0,55	1,12	0,53	2,23	
		PHEV										
		Total					0,01	0,55	1,12	0,53	2,23	
	New sales	BEV						0,32				0,34
		PHEV										
		Total						0,32				0,34
	Market share	BEV						0,01%				
		PHEV										
		Total						0,01%				
2007	Car stock	BEV	0,01				0,01	1	1,12	0,53	2,69	
		PHEV										
		Total	0,01				0,01	1	1,12	0,53	2,69	
	New sales	BEV	0,01					0,45				0,47
		PHEV										
		Total	0,01					0,45				0,47
	Market share	BEV	0,01%					0,02%				
		PHEV										
		Total	0,01%					0,02%				

Europe	OTROS
0,25	0,53
0,25	0,53
0,25	0,53
0,25	0,53
0,01%	
0,01%	
0,58	0,54
0,58	0,54
0,33	
0,33	
0,01%	
0,01%	
1,04	0,54
1,04	0,54
0,47	
0,47	
0,03%	
0,03%	

		País	NO	PT	ZA	SE	TH	UK	US	OTROS	Total	Europa	OTROS
2008	Car stock	BEV	0,26				0,01	1,22	2,58	0,61	5,16	1,59	0,99
		PHEV											
		Total	0,26	0	0	0	0,01	1,22	2,58	0,61	5,16	1,59	0,99
	New sales	BEV	0,24					0,22	1,47	0,09	2,46	0,54	0,46
		PHEV											
		Total	0,24					0,22	1,47	0,09	2,46	0,54	0,46
	Market share	BEV	0,20%					0,01%	0,01%			0,21%	0,02%
		PHEV											
		Total	0,20%					0,01%	0,01%			0,21%	0,02%
2009	Car stock	BEV	0,4				0,01	1,4	2,58	0,64	7,48	2,17	2,26
		PHEV											
		Total	0,4	0	0	0	0,01	1,4	2,58	0,64	7,48	2,17	2,26
	New sales	BEV	0,15					0,18		0,03	2,13	0,39	1,27
		PHEV											
		Total	0,15					0,18		0,03	2,13	0,39	1,27
	Market share	BEV	0,10%					0,01%				0,12%	0,04%
		PHEV											
		Total	0,10%					0,01%				0,12%	0,04%
2010	Car stock	BEV	0,79				0,01	1,65	3,77	0,79	13,87	3,26	5,27
		PHEV						0,02		0,02	0,39	0,02	0,02
		Total	0,79				0,01	1,67	3,77	0,81	14,26	3,28	5,29
	New sales	BEV	0,39	0,72				0,26	1,19	0,15	7,11	1,82	3,01
		PHEV						0,02		0,02	0,38	0,02	0,02
		Total	0,39	0,72				0,28	1,19	0,17	7,49	1,84	3,03
	Market share	BEV	0,30%	0,30%				0,01%	0,01%			0,64%	0,13%
		PHEV											
		Total	0,30%	0,30%				0,01%	0,01%			0,64%	0,14%

ANEXO A

		País	NO	PT	ZA	SE	TH	UK	US	OTROS	Total	
2011	Car stock	BEV	2,63			0,18	0,01	2,87	13,52	2,56	51,95	
		PHEV						0,03	7,98	0,04	9,38	
		Total	2,63			0,18	0,01	2,9	21,5	2,6	61,33	
	New sales	BEV	1,84	0,19		0,18	0,01	1,21	9,75	1,78	38,25	
		PHEV						0,01	7,98	0,02	9	
		Total	1,84	0,19		0,18	0,01	1,22	17,73	1,8	47,25	
	Market share	BEV	1,30%	0,10%		0,50%		0,10%	0,10%	0,10%	0,03%	
		PHEV							0,10%			
		Total	1,30%	0,10%		0,10%		0,10%	0,20%	0,03%		
2012	Car stock	BEV	6,81			0,45	0,02	4,57	28,17	4,85	109,72	
		PHEV	0,34			0,66		1,02	46,57	0,46	69,31	
		Total	7,15			1,11	0,02	5,59	74,74	5,31	179,03	
	New sales	BEV	4,18	0,05		0,27	0,01	1,71	14,65	2,28	57,89	
		PHEV	0,33			0,66		0,99	38,59	0,43	59,95	
		Total	4,51	0,05		0,93	0,01	2,7	53,24	2,71	117,84	
	Market share	BEV	3,00%	0,10%		0,09%		0,10%	0,10%	0,05%		
		PHEV	0,20%			0,20%		0,05%	0,30%			
		Total	3,30%	0,10%		0,30%		0,10%	0,40%	0,05%		
2013	Car stock	BEV	15,01		0	0,88	0,03	7,25	75,86	8,23	220,58	
		PHEV	0,66			1,78		2,09	95,58	1,13	160,72	
		Total	15,67	0	0	2,66	0,03	9,34	171,44	9,36	381,3	
	New sales	BEV	8,2	0,14	0,03	0,43	0,01	2,68	47,69	3,57	111,32	
		PHEV	0,32	0,04		1,12		1,07	49,01	0,66	91,48	
		Total	8,52	0,18	0,03	1,55	0,01	3,75	96,7	4,23	202,8	
	Market share	BEV	5,80%	0,10%	0,01%	0,15%		0,10%	0,30%	0,10%		
		PHEV	1,20%	0,01%		1,10%	0,01%	0,30%	0,40%	0,05%		
		Total	6,00%	0,20%	0,01%	0,50%		0,20%	0,70%	0,10%		

Europa	OTROS
11,44	20,68
0,39	0,36
11,83	21,04
8,34	15,41
0,37	0,34
8,71	15,75
2,36%	0,41%
0,01%	0,02%
1,97%	0,43%
26,31	39,29
8,6	13,23
34,91	52,52
14,92	18,68
8,2	12,91
23,12	31,59
3,94%	0,53%
1,52%	0,30%
5,42%	0,78%
54,03	60,1
33,89	29,61
87,92	89,71
27,84	21,17
25,33	16,4
53,17	37,57
7,40%	0,61%
6,16%	0,47%
13,20%	1,06%

		País	NO	PT	ZA	SE	TH	UK	US	OTROS	Total	Europa	OTROS
2014	Car stock	BEV	33,1		0,05	2,12	0,04	14,06	139,28	15,23	409,09	101,93	88,4
		PHEV	2,34			5,21	0,06	10,02	150,94	3,5	294,56	66,09	51,62
		Total	35,44	0	0,05	7,33	0,1	24,08	290,22	18,73	703,65	168,02	140,02
	New sales	BEV	18,09	0,19	0,01	1,24	0,01	6,81	63,42	7,18	188,86	48,09	28,45
		PHEV	1,68	0,01		3,43	0,06	7,93	55,36	2,37	133,83	32,2	22,02
		Total	19,77	0,2	0,01	4,67	0,07	14,74	118,78	9,55	322,69	80,29	50,47
	Market share	BEV	12,50%	0,10%		0,38%		0,30%	0,40%	0,20%		15,08%	0,91%
		PHEV	1,20%	0,01%		1,10%	0,01%	0,30%	0,40%	0,05%		6,21%	0,58%
		Total	22,40%	0,40%	0,10%	2,40%	0,03%	1,10%	0,70%	0,30%		38,50%	1,90%
2015	Car stocks	BEV	58,88		0,17	5,08	0,05	20,95	210,33	27,4	726,91	169,7	120,68
		PHEV	10,28		0,13	10,83	0,32	27,55	193,77	9,77	512,54	155,59	76,61
		Total	69,16	0	0,3	15,91	0,37	48,5	404,1	37,17	1239,45	325,29	197,29
	New sales	BEV	25,78	0,64	0,12	2,96	0,01	10,1	71,04	11,51	321	71,61	31,63
		PHEV	7,95		0,12	5,63	0,26	19,24	42,83	6,28	219,73	91,28	24,97
		Total	33,73	0,64	0,24	8,59	0,27	29,34	113,87	17,79	540,73	162,89	56,6
	Market share	BEV	17,10%	0,40%	0,03%	0,82%		0,40%	0,40%	0,20%		20,82%	1,39%
		PHEV	13,40%	0,33%	0,08%	2,70%		1,00%	0,40%	0,20%		24,63%	0,92%
		Total	22,40%	0,40%	0,10%	2,40%	0,03%	1,10%	0,70%	0,30%		38,50%	2,10%
2016	Car stock	BEV	83,1		0,27	8,03	0,06	31,46	297,06	38,98	1185,6	244,43	160,91
		PHEV	30,95		0,4	21,29	0,32	54,96	266,65	22,65	796,44	257,38	106,86
		Total	114,05	0	0,67	29,32	0,38	86,42	563,71	61,63	1982,04	501,81	267,77
	New sales	BEV	24,22	0,79	0,1	2,95		10,51	86,73	12,15	459,91	75,51	40,67
		PHEV	20,67	0,69	0,28	10,46		27,4	72,89	12,87	284,31	102,21	30,22
		Total	44,89	1,48	0,38	13,41	0	37,91	159,62	25,02	744,22	177,72	70,89
	Market share	BEV	15,70%	0,40%	0,03%	0,75%		0,40%	0,50%	0,20%		19,85%	1,99%
		PHEV	13,40%	0,33%	0,08%	2,70%		1,00%	0,40%	0,20%		24,63%	0,92%

ANEXO A

		País	NO	PT	ZA	SE	TH	UK	US	OTROS	Total	Europa	OTROS
		Total	29,00%	0,70%	0,10%	3,40%		1,40%	1,00%	0,40%		44,20%	2,96%
2017	Car stock	BEV	116,13	1,78	0,33	12,39	0,08	45,01	401,55	57,14	1928,36	349,82	225,79
		PHEV	60,18		0,53	37,28	0,32	88,66	360,51	46,29	1180,69	365,62	177,97
		Total	176,31	1,78	0,86	49,67	0,4	133,67	762,06	103,43	3109,05	715,44	403,76
	New sales	BEV	33,03	1,78	0,07	4,36	0,03	13,55	104,49	18,37	750,49	112,9	65,11
		PHEV	29,23		0,13	15,99		33,7	93,86	23,65	398,21	122,21	71,16
		Total	62,26	1,78	0,2	20,35	0,03	47,25	198,35	42,02	1148,7	235,11	136,27
	Market share	BEV	20,80%	0,80%	0,02%	1,34%		0,50%	0,60%	0,30%		27,94%	3,65%
		PHEV	18,40%		0,04%	4,90%		1,20%	0,60%	0,40%		28,60%	1,81%
		Total	39,20%	0,80%	0,10%	6,30%		1,70%	1,20%	0,70%		56,60%	5,60%
2018	Car stock	BEV	162,27	9,1	0,4	19,54	0,19	60,75	640,37	111,07	3274,34	518,2	460,84
		PHEV	86,73	7,92	0,61	59,09	8,84	123,28	483	102,42	1837,57	515,26	296,9
		Total	249	17,02	1,01	78,63	9,03	184,03	1123,37	213,49	5111,91	1033,46	757,74
	New sales	BEV	46,14	4,43	0,07	7,15	0,11	15,74	238,82	34,38	1343,4	165,79	122,92
		PHEV	26,55	3,91	0,08	21,81	8,52	34,62	122,49	43,92	636,74	142,45	106,59
		Total	72,69	8,34	0,15	28,96	8,63	50,36	361,31	78,3	1980,14	308,24	229,51
	Market share	BEV	31,20%	1,90%	0,00%	1,70%	0,00%	0,60%	1,50%	0,50%		44,10%	6,40%
		PHEV	17,90%	1,70%	0,00%	5,30%	0,90%	1,30%	0,80%	0,50%		32,70%	4,30%
		Total	49,10%	3,70%	0,00%	7,00%	0,90%	1,90%	2,30%	1,00%		76,90%	10,60%
2019	Car stock	BEV	222,62	15,98	0,56	30,34	0,89	99,26	882,28	178,67	4790,87	793,67	533,75
		PHEV	106,02	13,72	0,68	66,61	18,48	159,91	567,74	140,28	2376,95	650,6	390,7
		Total	328,64	29,7	1,24	96,95	19,37	259,17	1450,02	318,95	7167,82	1444,27	924,45
	New sales	BEV	60,35	6,88	0,16	15,8	0,69	38,51	241,91	67,52	1533,42	291,52	165,81
		PHEV	19,3	5,8	0,07	24,91	9,63	36,63	84,73	40,34	568,26	162,04	95,38
		Total	79,65	12,68	0,23	40,71	10,32	75,14	326,64	107,86	2101,68	453,56	261,19
		BEV	42,40%	3,10%	0,00%	4,40%	0,10%	1,50%	1,50%	1,00%		70,70%	8,60%

	Market share	País	NO	PT	ZA	SE	TH	UK	US	OTROS	Total
		PHEV	13,60%	2,60%	0,00%	7,00%	1,60%	1,40%	0,50%	0,50%	
		Total	55,90%	5,70%	0,10%	11,40%	1,70%	2,80%	2,10%	1,50%	

Europa	OTROS
33,10%	5,10%
103,60%	13,60%

Anexo B – Figuras adicionales del modelo de calendar aging

El Anexo B presenta los resultados obtenidos en el proceso de modelado del calendar aging a diferentes temperaturas. Así, las siguientes figuras muestran los datos base de los que se disponían en el reporte referenciado en el apartado correspondiente.

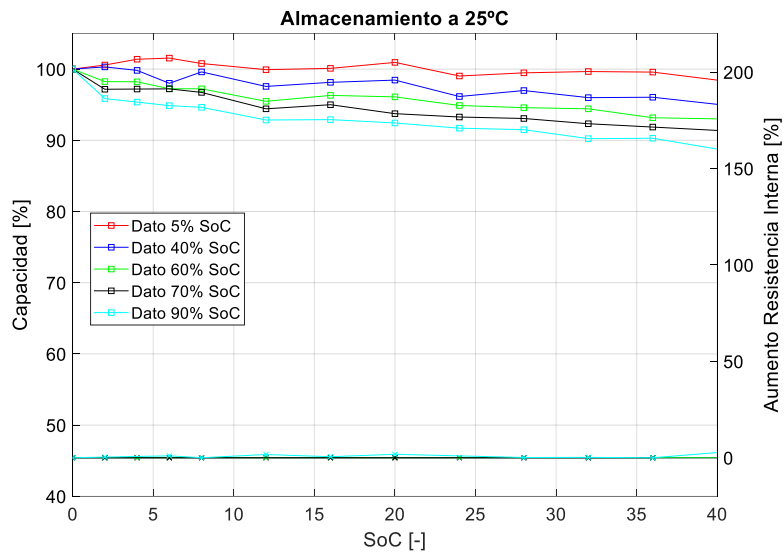


Figura B 1: Evolución de la degradación a lo largo del tiempo de almacenamiento, a una temperatura de 45 °C y en función del SoC.

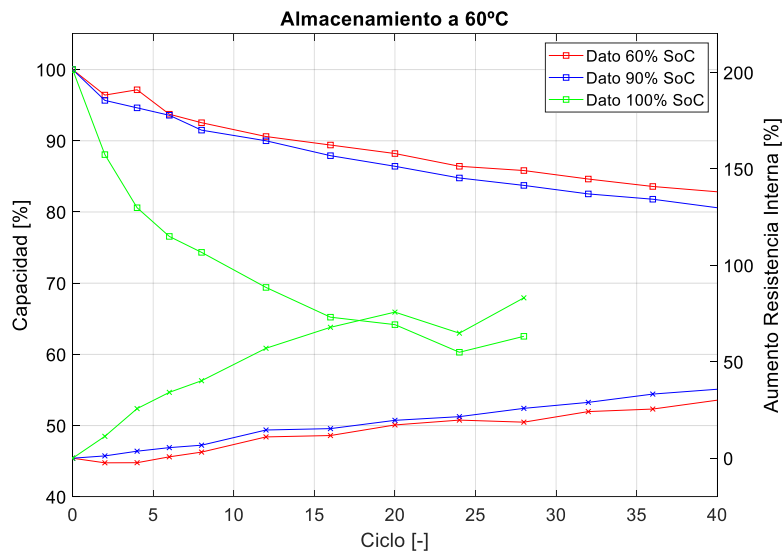


Figura B 2: Evolución de la degradación a lo largo del tiempo de almacenamiento, a una temperatura de 60 °C y en función del SoC.

A continuación, se muestran las figuras obtenidas correspondientes a las temperaturas de 25°C y 60°C para el desarrollo del Modelo siguiendo el Modelo 1

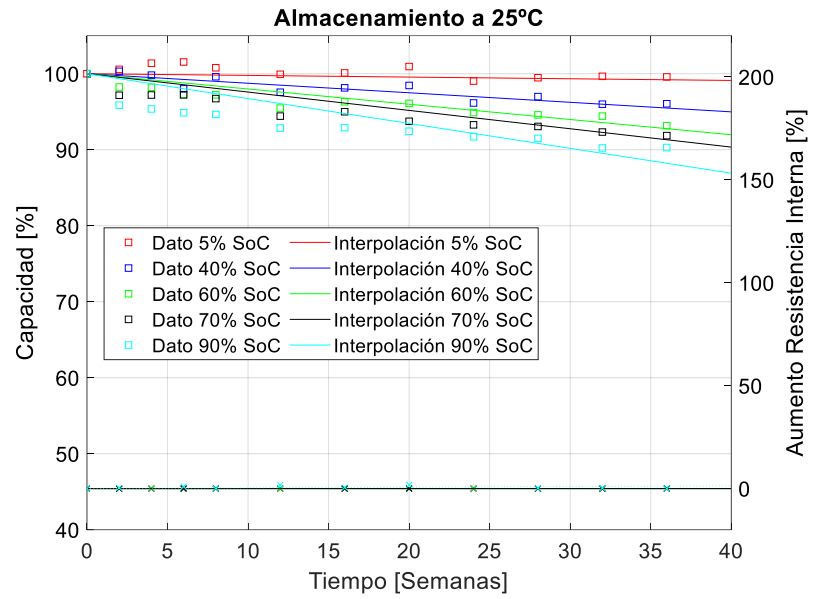


Figura B 3: Degradación por almacenamiento a 25°C siguiendo el ajuste determinado por Modelo 1.

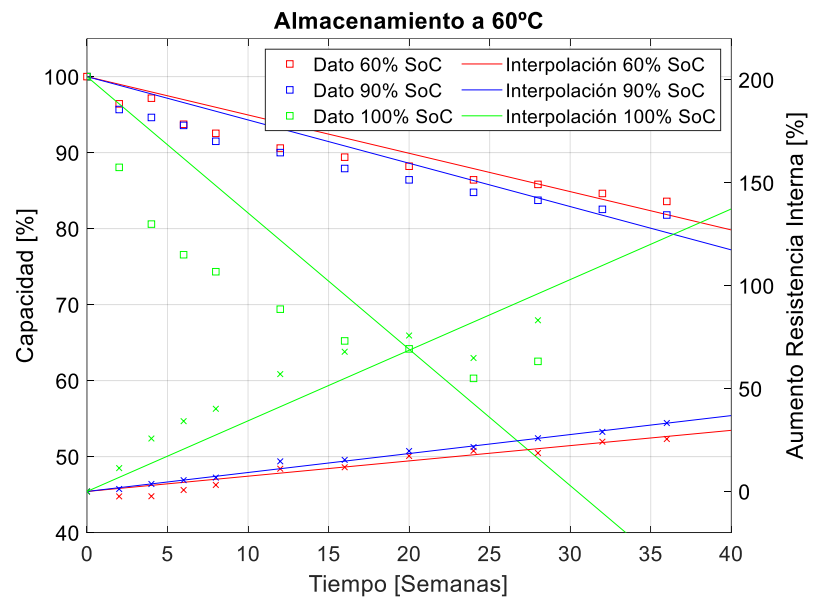


Figura B 4: Degradación por almacenamiento a 60 °C siguiendo el ajuste determinado por Modelo 1.

A continuación, se muestran las figuras obtenidas correspondientes a las temperaturas de 25°C y 60°C para el desarrollo del Modelo siguiendo el Modelo 2

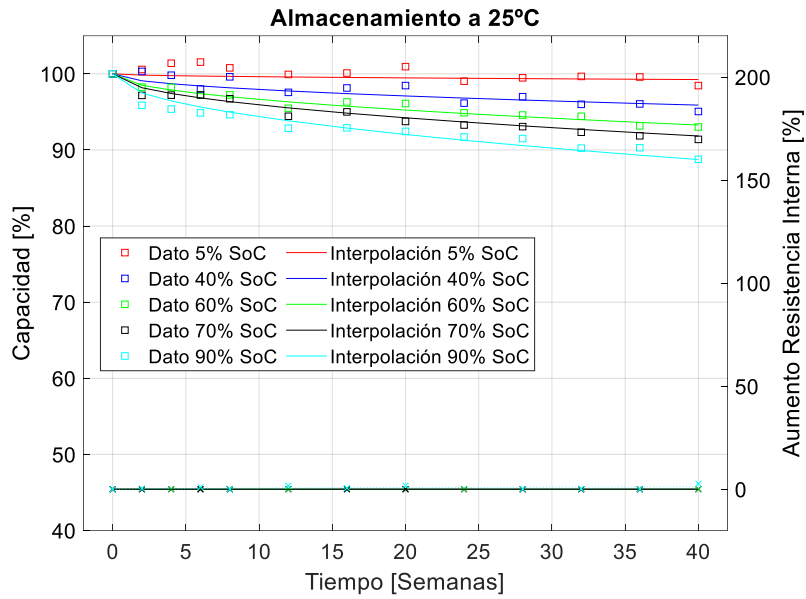


Figura B 5: Degradación por almacenamiento a 25 °C siguiendo el ajuste determinado por Modelo 2.

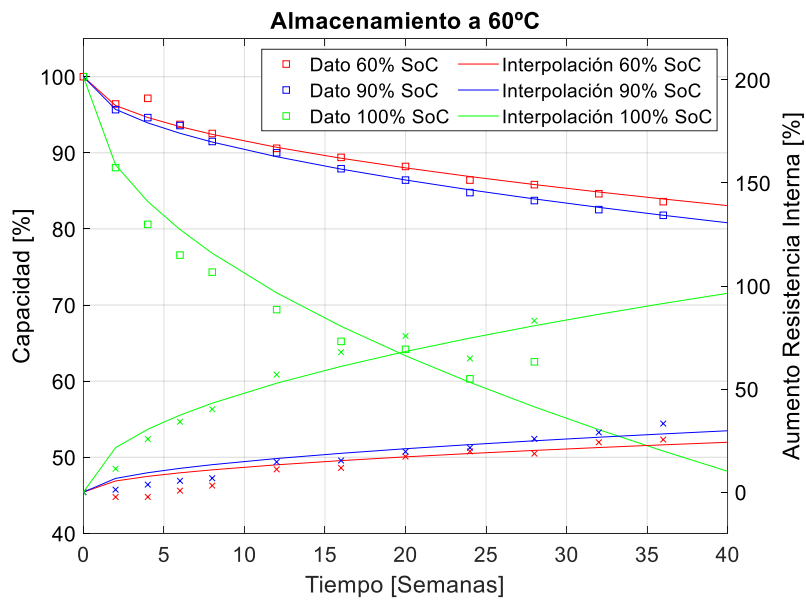


Figura B 6: Degradación por almacenamiento a 60 °C siguiendo el ajuste determinado por Modelo 2.

A continuación, se muestran las figuras obtenidas correspondientes a las temperaturas de 25°C y 60°C para el desarrollo del Modelo siguiendo el Modelo 3

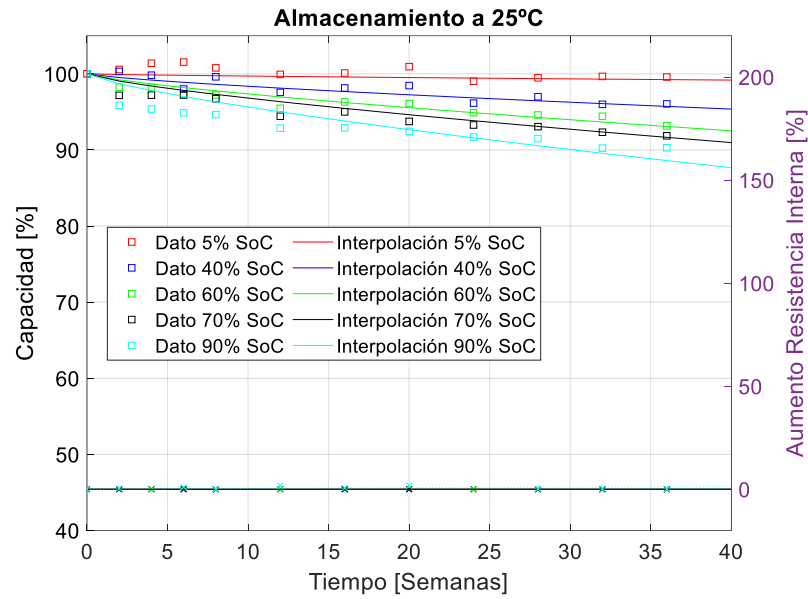


Figura B 7: Degradación por almacenamiento a 25 °C siguiendo el ajuste determinado por Modelo 3.

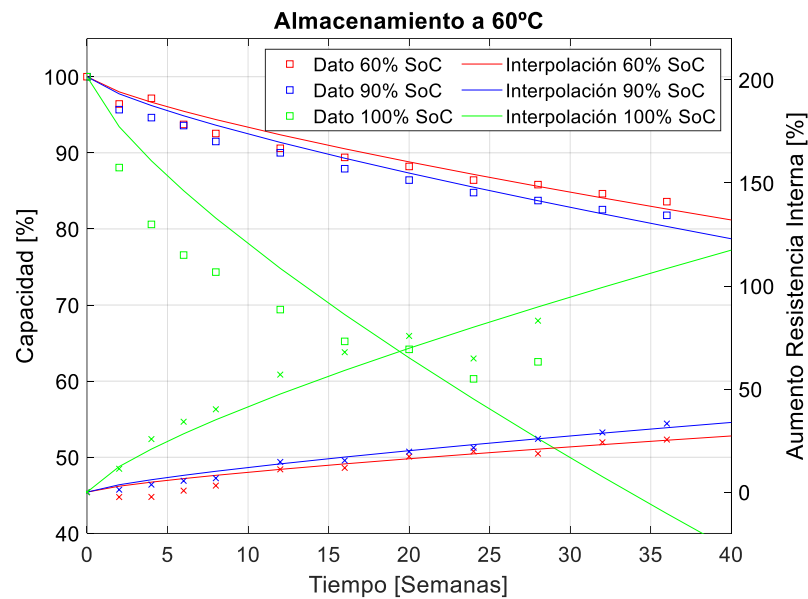


Figura B 8: Degradación por almacenamiento a 60 °C siguiendo el ajuste determinado por Modelo 3.

A continuación, se muestran las figuras obtenidas correspondientes a las temperaturas de 25°C y 60°C para el desarrollo del Modelo siguiendo el Modelo 4

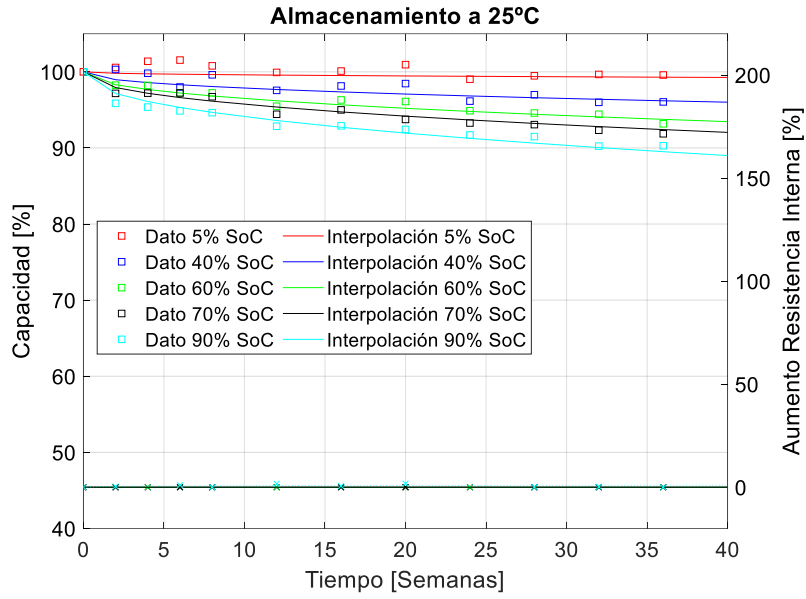


Figura B 9. Degradación por almacenamiento a 25 °C siguiendo el ajuste determinado por Modelo 4.

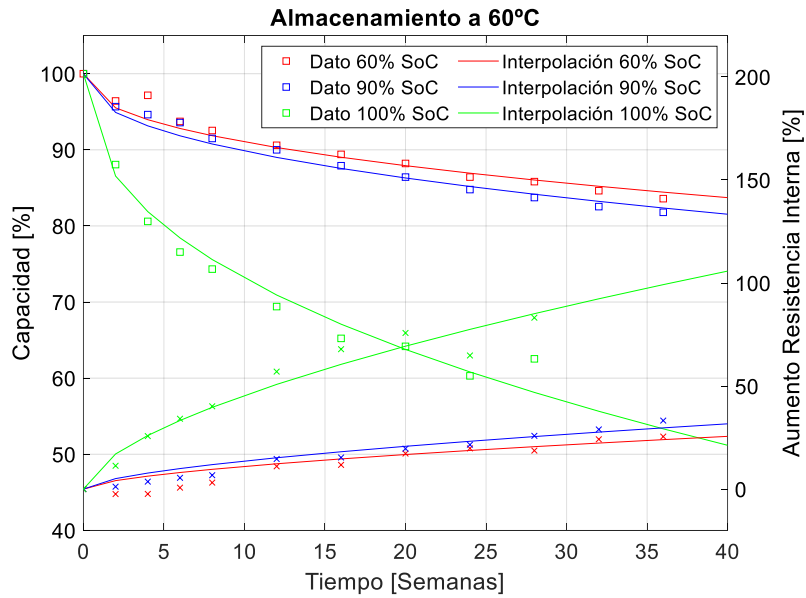


Figura B 10. Degradación por almacenamiento a 60 °C siguiendo el ajuste determinado por Modelo 4.

Anexo C – Figuras adicionales del modelo de cycle aging

El Anexo C presenta los resultados obtenidos en el proceso de modelado del calendar aging a diferentes temperaturas. Así, las siguientes figuras muestran los datos base de los que se disponían de los que se disponían en el reporte referenciado en el apartado correspondiente.

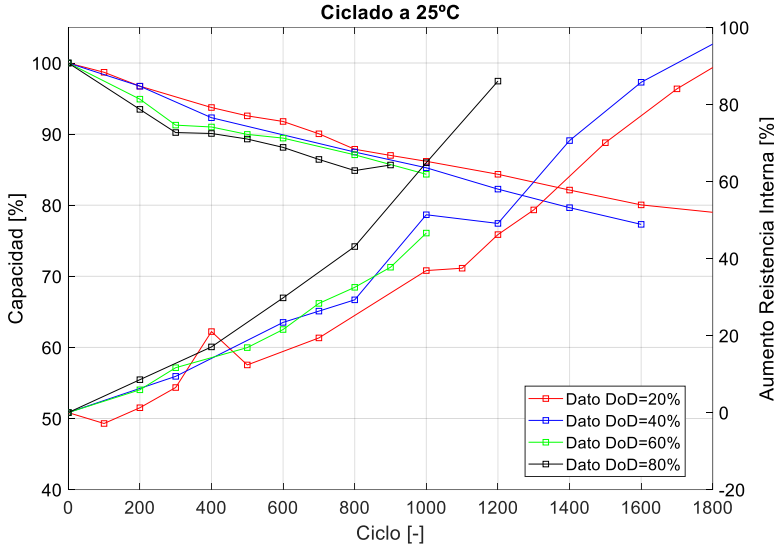


Figura C 1. Evolución de la degradación en función del número de ciclos y del DoD, a una temperatura de 25 °C y una corriente de carga 0,42C.

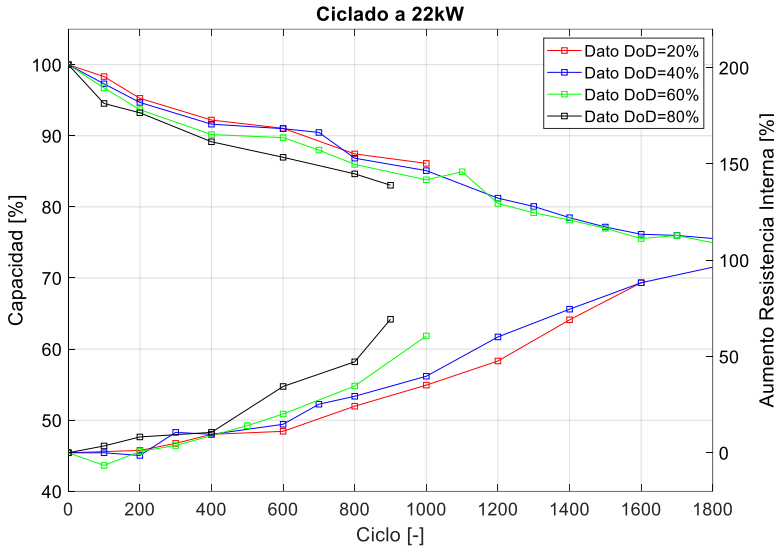


Figura C 2. Evolución de la degradación en función del número de ciclos y del DoD, a una temperatura de 25 °C y una corriente de carga correspondiente a 22 kW.

ANEXO C

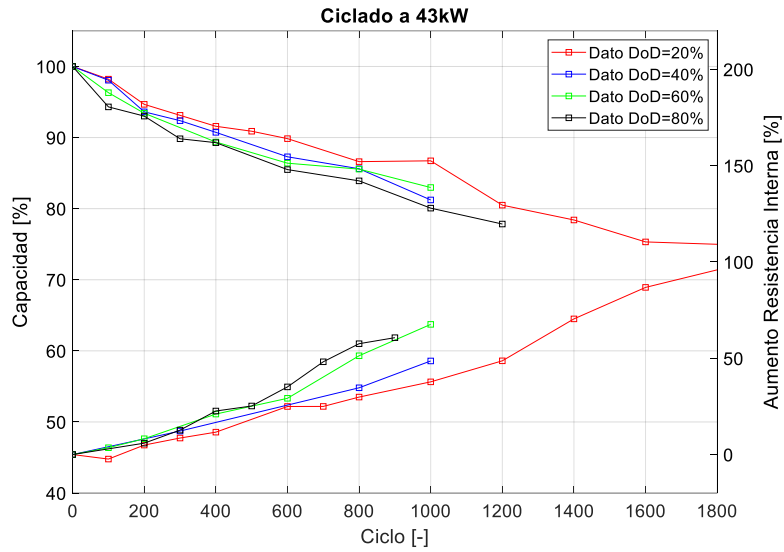


Figura C 3. Evolución de la degradación en función del número de ciclos y del DoD, a una temperatura de 25 °C y una corriente de carga 0,42C.

A continuación, se muestran las figuras obtenidas tras el desarrollo del modelo.

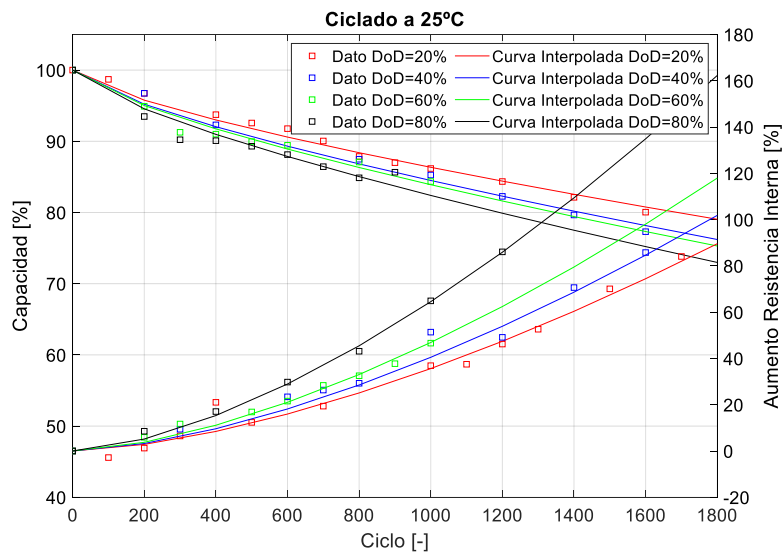


Figura C 4. Evolución de la degradación y su modelización a lo largo del número de ciclos y en función del DoD, a una temperatura de 25°C y potencia de recarga de 43 kW.

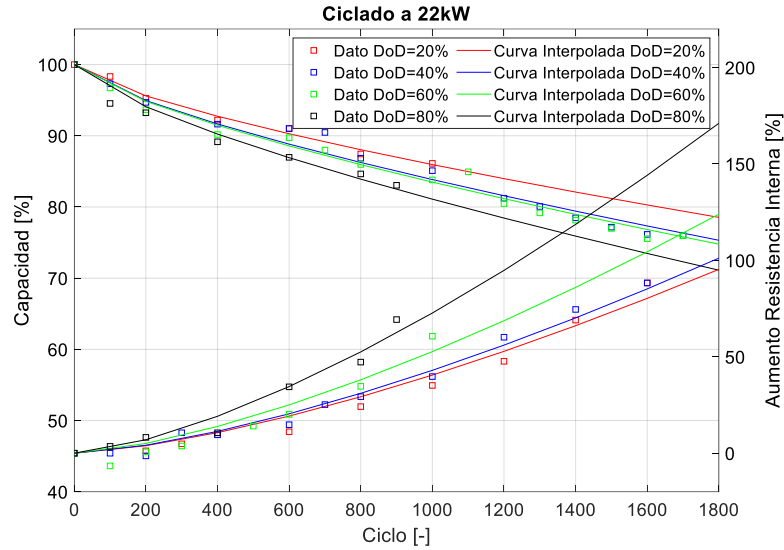


Figura C 5. Evolución de la degradación y su modelización a lo largo del número de ciclos y en función del DoD, a una temperatura de 25°C y potencia de recarga de 22 kW.

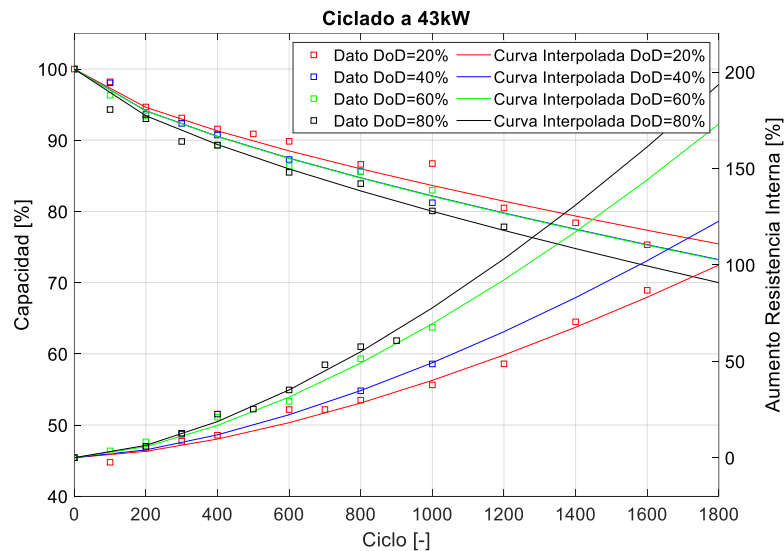


Figura C 6. Evolución de la degradación y su modelización a lo largo del número de ciclos y en función del DoD, a una temperatura de 25°C y potencia de recarga de 43 kW.

Las siguientes figuras muestran los ajustes obtenidos en el resto de los casos estudiados en el apartado correspondiente a la obtención del *Cycle-Life vs DoD*.

ANEXO C

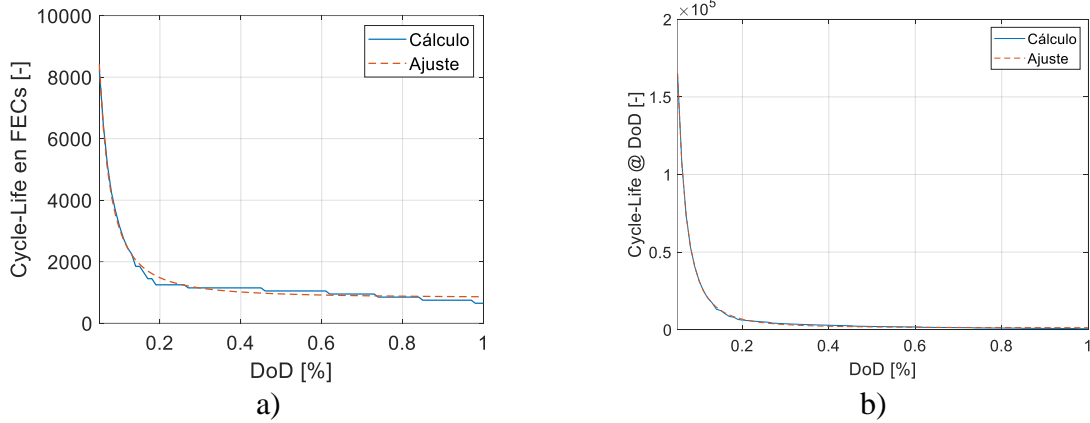


Figura C 7. Cycle-Life, en función del DoD a 45°C C=0.5C, a) expresado en FECs y b) expresado en número de ciclos @ DoD.

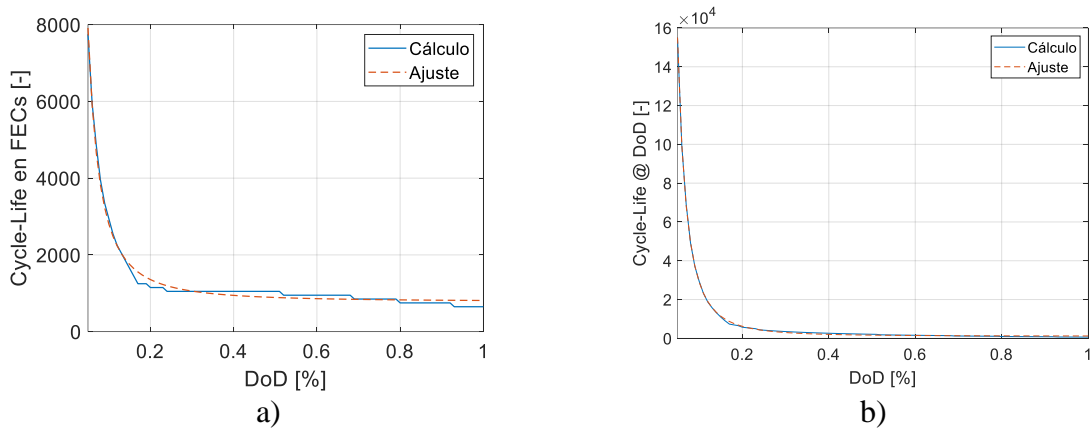


Figura C 8. Cycle-Life, en función del DoD a 45°C C=0.6C, a) expresado en FECs y b) expresado en número de ciclos @ DoD.

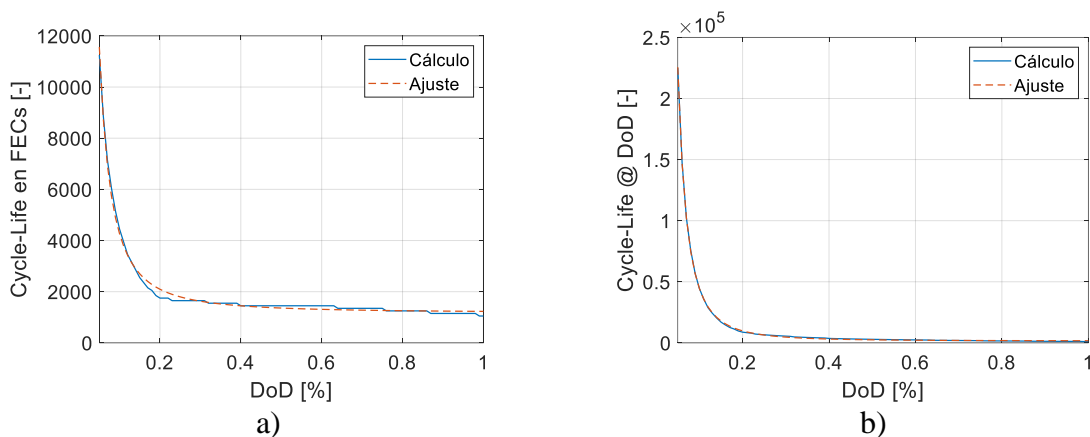


Figura C 9. Cycle-Life, en función del DoD a 25°C C=0.4C, a) expresado en FECs y b) expresado en número de ciclos @ DoD.

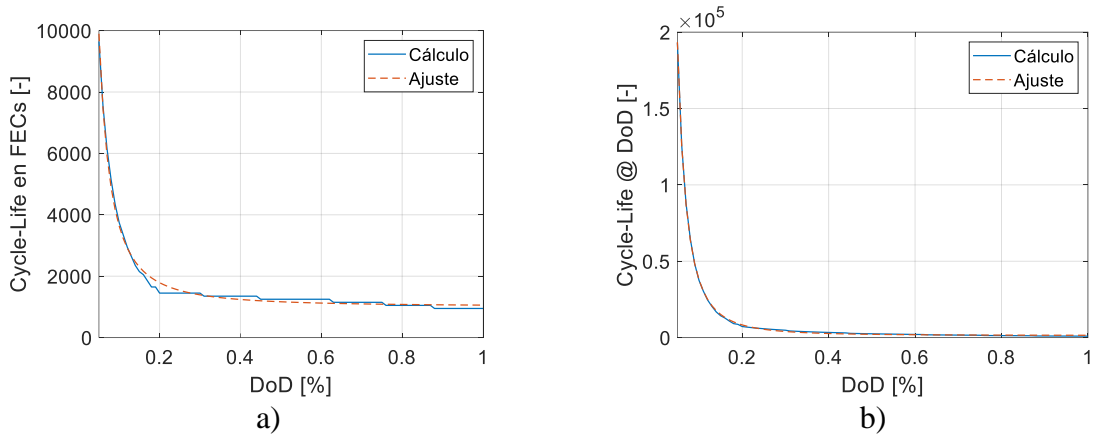


Figura C 10. Cycle-Life, en función del DoD a 35°C C=0.4C, a) expresado en FECs y b) expresado en número de ciclos @ DoD.

Cada etapa tiene su final, pero en la vida, cada final es un nuevo comienzo.

