

Trabajo de Fin de Master

## **Màster en Enginyeria d'Automoció**

# **Evaluación del impacto de los servicios de Vehicle to Grid (V2G) en la degradación de las baterías de coches eléctricos**

### **MEMORIA**

**Autor:** Pedro Docampo Pousada  
**Directores:** Lluç Canals Casals / Maite Etxandi Santolaya  
**Convocatoria:** Primavera 2022



Escola Tècnica Superior  
d'Enginyeria Industrial de Barcelona





## Resumen

Este documento tiene como objetivo estudiar qué impacto tienen las aplicaciones de V2G (*Vehicle-to-grid*) sobre la degradación de las baterías de los coches eléctricos. Para ello, primeramente se describen los parámetros más importantes de las baterías, se desglosan sus diferentes tipos y se introduce el concepto de degradación, para posteriormente focalizarse en el V2G, en sus tipos, aplicaciones existentes y problemas que generan.

Seguidamente, se especifica el procedimiento para la creación de un modelo de degradación de baterías, mediante la toma, tratamiento y ajuste de datos, definiendo también el punto de partida del estudio. Igualmente se enumeran una serie de casos de uso supuestos para las baterías, junto con las combinaciones posibles de estos que serán sometidas a estudio. La unión de estos casos y el modelo de degradación permite crear un modelo completo que incluye valores provenientes del V2G. Tras estos procedimientos se añaden una serie de resultados obtenidos mediante dicha metodología, tanto del modelo de degradación de batería como del modelo completo.

Finalmente, se extraen conclusiones de los resultados obtenidos del modelo completo, como que la aplicación del V2G no implica una gran pérdida en la capacidad de las baterías. Por último, se expone cuál sería el presupuesto necesario para llevar a cabo este proyecto, su impacto medioambiental y la planificación seguida para la realización del trabajo.

# Índice

<b>RESUMEN</b>	<b>3</b>
<b>ÍNDICE</b>	<b>4</b>
<b>ÍNDICE DE FIGURAS</b>	<b>6</b>
<b>ÍNDICE DE TABLAS</b>	<b>8</b>
<b>1. GLOSARIO</b>	<b>9</b>
<b>2. PREFACIO</b>	<b>10</b>
<b>3. INTRODUCCIÓN</b>	<b>11</b>
3.1. Motivación.....	11
3.2. Objetivos del proyecto .....	12
3.3. Alcance del proyecto.....	12
<b>4. ESTADO DEL ARTE</b>	<b>13</b>
4.1. Parámetros básicos de las baterías.....	13
4.2. Tipos de baterías .....	14
4.2.1. Subtipos de baterías de ion litio .....	16
4.3. Degradación de las baterías .....	17
4.4. V2G.....	18
4.4.1. Tipos de V2G.....	19
4.4.2. Aplicaciones del V2G.....	19
4.4.3. Problemas actuales del V2G.....	21
4.5. Situación actual.....	23
<b>5. METODOLOGÍA</b>	<b>26</b>
5.1. Creación del modelo de degradación .....	27
5.1.1. Características de los datos.....	27
5.1.2. Tratamiento de datos .....	28
5.1.3. Ajuste de los datos.....	30
5.2. Casos de uso .....	33
5.2.1. Caso de uso de conducción.....	34
5.2.2. Casos de uso de V2G.....	34
5.2.3. Combinaciones de casos de uso .....	35
5.3. Creación del modelo de V2G.....	37
5.3.1. Modo de conducción y red aislada doméstica .....	37
5.3.2. V2G en días laborables .....	37

5.3.3. V2G en días aleatorios.....	38
<b>6. RESULTADOS</b> .....	<b>40</b>
6.1. Resultados del modelo.....	40
6.2. Resultados de los casos de uso.....	47
6.2.1. Cálculo de los casos de uso para cada modelo de VE .....	49
<b>7. PRESUPUESTO</b> .....	<b>56</b>
<b>8. PLANIFICACIÓN</b> .....	<b>58</b>
<b>9. IMPACTO MEDIOAMBIENTAL</b> .....	<b>59</b>
<b>CONCLUSIONES</b> .....	<b>60</b>
<b>BIBLIOGRAFÍA</b> .....	<b>61</b>
Referencias bibliográficas.....	61
Anexos.....	67
Anexo 1: Extracto de tabla Excel antes de la creación del modelo .....	67
Anexo 2 : Código de Python para obtención de $\alpha$ global.....	68
Anexo 3: Código de Python para obtención de $\alpha$ de cada test.....	69
Anexo 4: Código de Python para obtención de la ecuación del modelo de degradación .....	69
Anexo 5: Código de Python para la resolución de los modos de conducción .....	70
Anexo 6: Código de Python para la resolución de la red aislada doméstica .....	70
Anexo 7: Código de Python para la resolución del <i>peak shaving</i> en días laborables...	71
Anexo 8: Código de Python para la resolución del <i>peak shaving</i> en días aleatorios....	72
Anexo 9: Código de Python para la resolución de la regulación de frecuencia en días laborables .....	73
Anexo 10: Código de Python para la resolución de la regulación de frecuencia en días aleatorios .....	74

## Índice de figuras

Figura 1. Evolución de las baterías en los VE .....	14
Figura 2. Densidades de energía de distintas baterías .....	16
Figura 3. Parámetros principales de los subtipos de baterías de ion litio .....	17
Figura 4. Curva de demanda de potencia diaria.....	20
Figura 5. Esquema de componentes que participan en la carga del VE .....	22
Figura 6. Nuevas matrículas por tipo de vehículo en enero de 2022.....	24
Figura 7. Ejemplo de la pérdida de capacidad por envejecimiento en el ciclado de baterías LFP .....	26
Figura 8. Situación de capacity checks dentro de un fragmento de un ciclado .....	28
Figura 9. Ejemplo de $\alpha > 1$ .....	31
Figura 10. Ejemplo de $\alpha = 1$ .....	31
Figura 11. Ejemplo de $\alpha < 1$ .....	32
Figura 12. Ejemplo de ajuste del DOD y $\delta$ .....	33
Figura 13. Ejemplo de parámetros calculados para el V2G en días laborables .....	38
Figura 14. Ajuste de los tests para la obtención del parámetro $\alpha$ .....	40
Figura 15. Ajuste de los test con DOD del 100% .....	42
Figura 16. Ajuste de los test con DOD del 60% .....	42
Figura 17. Ajuste de los test con DOD del 20% .....	42
Figura 18. Ajuste conjunto de los tests con DOD del 100% .....	44
Figura 19. Ajuste conjunto de los tests con DOD del 60% .....	44
Figura 20. Ajuste conjunto de los tests con DOD del 20% .....	44
Figura 21. Representación de los grupos con el mismo DOD respecto del ajuste de $\alpha$ global	

.....	45
Figura 22. Ajuste de datos del parámetro $\delta$ respecto al DOD .....	47
Figura 23. Variación del consumo medio de los VE respecto a su variación de peso .....	48
Figura 24. Capacidad de batería con respecto al consumo diario de conducción en la UE .	49
Figura 25. $\Delta$ SOH del Smart EQ según los casos de uso de V2G y zonas geográficas.....	50
Figura 26. $\Delta$ SOH del Hyundai Kona según los casos de uso de V2G y zonas geográficas .	51
Figura 27. $\Delta$ SOH del Volkswagen ID.3 según los casos de uso de V2G y zonas geográficas .....	52
Figura 28. $\Delta$ SOH del Renault ZOE según los casos de uso de V2G y zonas geográficas...	52
Figura 29. $\Delta$ SOH del vehículo medio según los casos de uso de V2G y zonas geográficas	53
Figura 30. $\Delta$ SOH del Tesla Model 3 según los casos de uso de V2G y zonas geográficas .	54
Figura 31. $\Delta$ SOH del Mercedes EQS según los casos de uso de V2G y zonas geográficas	55
Figura 32. Diagrama de Gantt de la planificación del proyecto .....	58

## Índice de tablas

Tabla 1. Propiedades de diferentes tipos de baterías .....	15
Tabla 2. Pérdidas del V2G en carga y descarga .....	22
Tabla 3. Ventas de VE en Europa en el año 2020 .....	23
Tabla 4. Valores ensayados para cada factor de envejecimiento y número de pruebas realizadas con cada combinación de valores .....	27
Tabla 5. Combinaciones de casos de uso para cada modelo de VE .....	36
Tabla 6. Valores de $\alpha$ para cada test.....	43
Tabla 7. Valores del parámetro $\delta$ para cada test.....	46
Tabla 8. Capacidades y consumos de los VE a estudiar.....	48
Tabla 9. Costes relacionados con el proyecto.....	57
Tabla 10. Planificación del proyecto.....	58
Tabla 11. Impacto medioambiental según aplicación de V2G.....	59



# 1. Glosario

**V2G:** (*Vehicle-to-grid*) Vehículo a la red.

**VE:** Vehículo eléctrico.

**EOL:** (*End of life*) Final de la vida de la batería.

**UE:** Unión Europea.

**LCV:** (*Light commercial vehicle*) Vehículo comercial ligero.

**MCV:** (*Medium commercial vehicle*) Vehículo comercial de peso medio.

**HCV:** (*Heavy commercial vehicle*) Vehículo comercial pesado.

**MHBC:** (*Medium and heavy buses and coaches*) Autobuses pesados y de peso medio.

**VGI:** (*Vehicle-Grid Integration*) Integración vehículo-red.

**V1G:** Conexión unidireccional entre vehículo y red.

**V2X:** (*Vehicle-to-anything*) Conexión del vehículo a cualquier entidad.

**V2B:** (*Vehicle-to-building*) Vehículo a edificio.

**V2H:** (*Vehicle-to-home*) Vehículo a vivienda.

**V2L:** (*Vehicle-to-load*) Vehículo a carga.

**SOC:** (*State of charge*) Estado de carga de la batería.

**PEU:** (*Power electronics unit*) Unidad de la electrónica de potencia.

**EVSE:** (*Electric vehicle supply equipment*) Estación de carga de vehículo eléctrico.

**VSL:** (*Vehicle Smart Link*) Enlace inteligente del vehículo.

**SOH:** (*State of health*) Estado de salud de la batería.

**DOD:** (*Depth of discharge*) Nivel de descarga.

**LFP:** Litio ferrofosfato.

**LMO:** Óxido de manganeso de litio.

**NMC:** Óxido de cobalto, manganeso y níquel de litio.

**NCA:** Óxido de aluminio, níquel y cobalto de litio.

**FEC:** (*Full equivalent cycle*) Ciclo equivalente a un ciclo completo de carga y descarga.

**WLTC:** (*Worldwide harmonized Light duty driving Test Cycle*) Estándar mundial para medir niveles de contaminantes.

## 2. Prefacio

En este proyecto se estudia la situación actual de las baterías de los VE (vehículos eléctricos). La realidad es que todas ellas a lo largo del tiempo sufren una mayor o menor degradación, es decir, una pérdida de la capacidad de entregar energía al vehículo con respecto a su situación inicial.

A pesar de esta degradación, también hay que tener en cuenta los recientes avances en las tecnologías que rodean a las baterías. Estas tecnologías permiten obtener elementos con una gran capacidad de almacenaje de energía. Si a esto se le añade el reducido consumo de energía derivado de la conducción de los VE, hace que las baterías lleguen a su EOL (*End of Life*) sin que se haya aprovechado el máximo de capacidad de la que disponen.

Esta es una de las razones por las que surge la posibilidad de implementar aplicaciones de V2G que complementen al uso habitual del VE, comprobando si una mejora del aprovechamiento de la batería no implica una mayor degradación. Para ello se simulan unos casos de uso de la batería del VE a lo largo del tiempo, comparando simulaciones con y sin V2G, que permitan evaluar este impacto.

### 3. Introducción

Las baterías de los VE han ido evolucionando con el paso de los años. Buena parte de esa evolución está centrada en una mejora de su capacidad, que es la cantidad de energía que puede almacenar. Actualmente, la capacidad total de la que disponen la mayoría de las baterías de los VE se sitúa entre los 40 y 90 kWh [1]. Como se especifica en [2], la mayor parte de estas baterías, durante su tiempo de carga, almacenan en torno a 5 kWh. Esto permite constatar el desaprovechamiento que sufren en comparación con su capacidad total, con lo que se están destinando recursos materiales a la fabricación de grandes baterías que no son aprovechadas como se les presupondría.

Uno de estos posibles aprovechamientos puede ser el V2G, un sistema que permite transferir energía de la batería del VE a la red eléctrica, y viceversa. Con esto se consigue aportar energía a la red en los momentos en los que esta está más saturada, como en las horas centrales del día, mientras que el VE se puede cargar en las horas en las que el coste es menor, como en las horas nocturnas [3].

Sin embargo, el V2G implica un mayor uso de la batería, con lo que puede conllevar a una mayor degradación que reduzca el rendimiento de las baterías y su capacidad inicial, disminuyendo su tiempo de vida útil, lo que terminaría repercutiendo sobre las prestaciones de los VE.

#### 3.1. Motivación

La motivación para la realización de este proyecto es conocer el comportamiento de una tecnología tan pujante como es la de la movilidad eléctrica. Dentro de ella, se encuentra el estudio de la autonomía de los VE, que es la distancia que puede recorrer un VE sin recargar, con su posible afectación debido a la introducción, en este caso concreto, de un sistema como el V2G.

Y es que la autonomía es uno de las grandes inquietudes sobre las baterías y está estrechamente relacionada con la degradación que estas pueden sufrir. Esto se debe a que la degradación de la batería disminuye su capacidad con el paso del tiempo, con lo que se dispone cada vez de menos energía en la batería para mover el vehículo, de forma que la cantidad de kilómetros que se pueden realizar sin una recarga disminuye.

## 3.2. Objetivos del proyecto

El objetivo principal de este estudio es conocer cómo las aplicaciones V2G pueden afectar a la degradación de las baterías de los VE. De esta manera se podrá evaluar si este tipo de tecnologías son viables y no perjudican en demasía las prestaciones del vehículo durante su vida útil.

Junto a este existen otros objetivos parciales, como son averiguar bajo qué condiciones se desgastan las baterías en mayor medida, al igual que determinar de manera adecuada qué casos de uso de la batería permiten extraer conclusiones fiables del modelo de degradación.

## 3.3. Alcance del proyecto

El alcance territorial de este estudio es la UE (Unión Europea), siendo un territorio suficientemente grande como para obtener una gran variedad de datos, además de ser una entidad próxima al pertenecer España a ella. La extrapolación a otros territorios sería más laboriosa, ya que cada mercado de automoción tiene sus particularidades propias, como puede ser el americano o el japonés.

Por otro lado, el proyecto se basa en datos habilitados por el Instituto de Investigación de la Energía de Cataluña y el proyecto *Albatross*, también de ámbito europeo, con lo cual encaja en el alcance descrito anteriormente.

## 4. Estado del arte

Las baterías de los VE son los elementos que almacenan la energía, en este caso eléctrica, que se transmite al motor del VE para que este pueda ponerse en movimiento. Son el equivalente al depósito de combustible en los vehículos de combustión, pero con un funcionamiento más complejo que el de estos últimos. Además, añaden una suma de peso importante al VE [4][5], con lo que afectan directamente a la conducción y dinámica del propio vehículo [6].

### 4.1. Parámetros básicos de las baterías

Para las baterías de los VE, los parámetros más importantes a estudiar son:

- Capacidad: se mide en kWh o Ah e indica la cantidad de energía que puede ser almacenada (capacidad de carga) o entregada (capacidad de descarga) [7]. En caso de celdas de baterías, como puede ser una pila, la capacidad se expresa en Ah, existiendo un nuevo parámetro denominado energía de carga (o de descarga, dependiendo de qué tipo de capacidad se trate) que se expresa en kWh y surge de multiplicar la capacidad por el voltaje de la celda. En el caso de las baterías para VE la capacidad se expresa en kWh.
- SOC: es la relación entre la capacidad de la batería disponible actualmente y la capacidad máxima. Se expresa en porcentaje [8].
- DOD (*Depth of discharge*): expresa en porcentaje cuánto está de descargada la batería [8]. Se relaciona con el SOC según la Ec. 1 [9]:

$$\text{DOD} = \text{SOC inicial (\%)} - \text{SOC final (\%)} \quad \text{Ec. 1}$$

En los casos en los que el SOC inicial es distinto del 100%, también se define el SOC medio, que sería la media entre el SOC inicial y el final. Este es un factor importante al afectar de manera diferente a la batería una descarga de un 20% de DOD con un 90% o con un 50% de SOC medio.

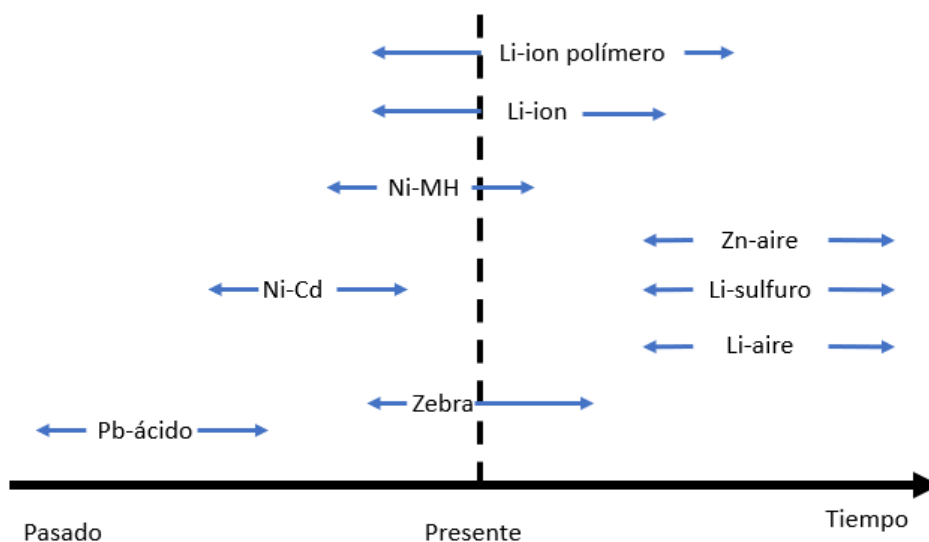
- SOH (*State-of-Health*): es la relación entre la capacidad inicial de la batería y la capacidad actual. Igual que el SOC, se indica en porcentaje. Da una medida de la degradación de la batería [10].
- Tasa de autodescarga: es el porcentaje de pérdida de capacidad de la batería sin que esta tenga ningún tipo de conexión externa entre sus electrodos, tan solo mediante reacciones químicas internas. Suele calcularse respecto a un tiempo determinado [11]

[12].

- Energía específica: indicada en Wh/kg, es la energía almacenada por unidad de kg de batería [13].
- Densidad de energía: indicada en Wh/l, es la energía almacenada por litro de batería [13].
- Potencia específica: indicada en W/kg, es la potencia que puede entregar o demandar una batería por unidad de kg de batería [13].
- *C-rate*: es la relación entre la corriente de carga o descarga que circula por la batería y su capacidad [12].

## 4.2. Tipos de baterías

En los VE se han utilizado históricamente diversos tipos de baterías, dependiendo de las especificaciones y de la tecnología existente en cada momento. Esta evolución de las baterías se observa en la *Figura 1*, entre las que destaca el uso de las baterías de ion litio, las más extendidas en la actualidad por sus mayores ventajas [14].



*Figura 1. Evolución de las baterías en los VE. [15]*

En la *Tabla 1* se especifican varias propiedades principales de los tipos de baterías más habituales. Se excluyen de dicha tabla los tipos que se están investigando para un futuro, ya que muchos de los valores de dichas propiedades son todavía teóricos.

<i>Tipo de batería</i>	<i>Temperatura trabajo (°C)</i>	<i>Densidad energía (Wh/l)</i>	<i>Voltaje nominal (V)</i>	<i>Tasa autodescarga</i>	<i>Eficiencia</i>	<i>Nº de ciclos</i>
<i>Pb-ácido</i>	Entre -30 y 40	80-90	2	20% al mes	60%	400
<i>Ni-Cd</i>	Entre -40 y 70	80-180	1,2	30% al mes	75%	800
<i>Ni-MH</i>	Entre -20 y 45	170-420	1,25-1,35	5-20% tras primer día	70%	750-1200
<i>Zebra</i>	Entre 270 y 350	160-170	2,58	Negligible	80%	Mínimo 1000
<i>Li-ion</i>	Entre -20 y 50	250-670	3,6	2% al mes	>90%	2000-10000

*Tabla 1. Propiedades de diferentes tipos de baterías. [14]-[28]*

La mayoría de ellas o se han ido descartando o su uso es muy limitado en favor de las baterías de ion litio. Las de plomo-ácido se descartaron por su baja densidad de energía y eficiencia. Las de níquel-cadmio eran tóxicas, con lo que dieron paso a las de níquel-metalhidruro, pero su gran desventaja es la alta tasa de autodescarga que pueden sufrir. En el caso de las Zebra, son poco utilizadas por la necesidad de mantener una alta temperatura de trabajo.

Ante esta situación, se comprueba que las baterías de ion litio son las que presentan menos desventajas actualmente. Destacan por varios aspectos, como su larga vida, gran eficiencia, baja tasa de autodescarga y alta densidad de energía, esto último ilustrado en la *Figura 2*. Esta alta densidad de energía permite fabricar baterías de menor tamaño y, junto con una alta energía específica, se obtiene también un peso menor.

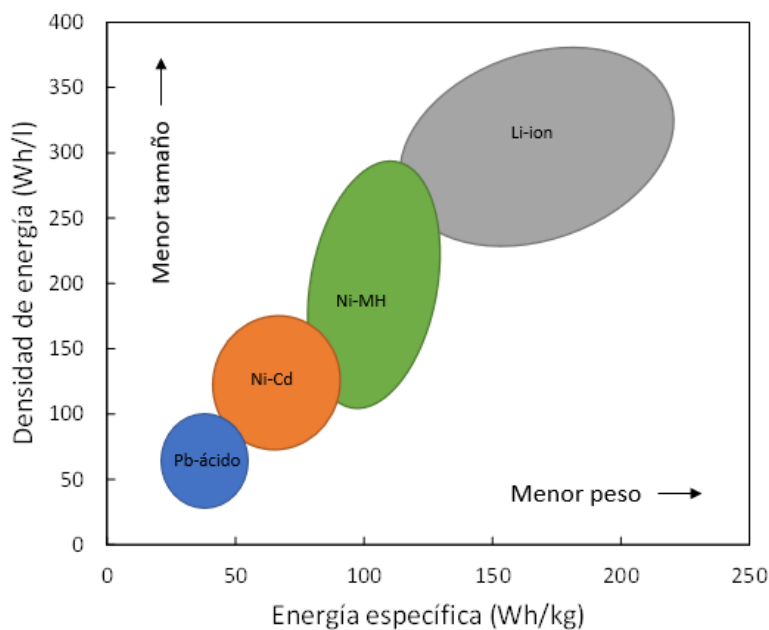


Figura 2. Densidades de energía de distintas baterías. [24]

#### 4.2.1. Subtipos de baterías de ion litio

Dentro de las baterías de ion litio existen diversos tipos atendiendo a los componentes de los que están formadas. En el caso de las baterías de los VE, las principales químicas son LFP (litio ferrofosfato,  $\text{LiFePO}_4$ ), LMO (óxido de manganeso de litio;  $\text{LiMn}_2\text{O}_4$ ), NMC (óxido de cobalto, manganeso y níquel de litio;  $\text{LiNiMnCoO}_2$ ) y NCA (óxido de aluminio, níquel y cobalto de litio;  $\text{LiNiCoAlO}_2$ ) [29].

Como se explica en [29], actualmente, el subtipo más común en VE es el NMC, ya que es el que cuenta con la mayor densidad de energía, mientras en el resto de parámetros tiene valores aceptables, como se observa en la Figura 3. Aun así, poco a poco la química LFP va ganando terreno gracias a una mayor durabilidad y seguridad, junto a un menor precio e impacto ambiental que puedan compensar su falta de densidad de energía [29][30]. En este estudio se tomarán datos de baterías del subtipo NMC.



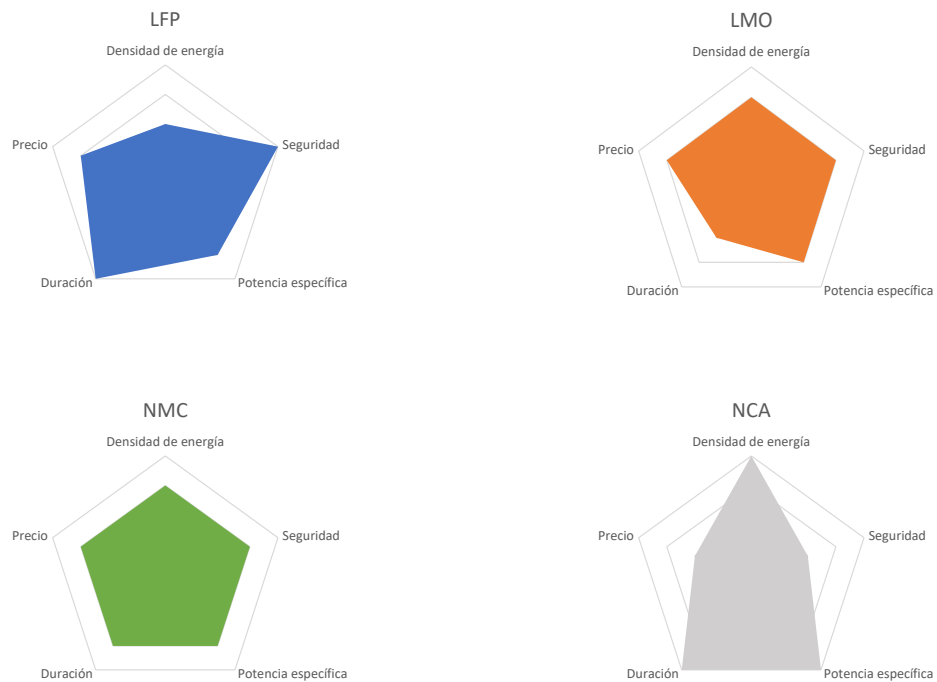


Figura 3. Parámetros principales de los subtipos de baterías de ion litio. [29]

### 4.3. Degradación de las baterías

El problema clave de las baterías de ion litio es la progresiva degradación de su capacidad inicial, todo ello teniendo en cuenta que son las baterías que tienen un ciclo de vida mayor. Debido a esta degradación, las baterías de los VE son habitualmente retiradas cuando alcanzan un SOH del 80%, es decir, cuando se pierde el 20% de la capacidad, ya que a partir de entonces dejan de cumplir con las propiedades iniciales y no son aptas para su uso, considerándose ese el final de su vida útil. Aun así, este valor está en entredicho, ya que actualmente las baterías tienen una capacidad mayor que antaño [1], de manera que los clientes pueden tolerar un SOH menor.

La degradación de la batería se puede atribuir a dos factores claramente diferenciados. Estos son *cycling aging*, que se refiere a la pérdida de capacidad de la batería por cada ciclo de carga y descarga a que es sometida, y *calendar aging*, que es la degradación inherente al paso del tiempo. De entre estos dos, el factor más dominante es el *calendar aging*, siempre que el periodo de tiempo no sea mayor de 2 años, ya que en ese caso, deja de tener tanta influencia [31], algo que también sucede ante temperaturas menores a 10 °C. El dominio de este factor es debido a que la mayoría de los vehículos se encuentran parados más de un 90% del tiempo [32], con lo que las baterías no se encuentran en funcionamiento y no existe

ningún *cycling aging*.

Cada uno de estos dos tipos de degradación son influidos por distintos parámetros. En el caso del *cycling aging*, los valores más importantes a medir son su DOD, el SOC medio en ese ciclo y la temperatura media de las celdas. Para calcular la degradación en este caso, se toma cada ciclo de manera independiente, siendo la pérdida total de capacidad para un cierto número de ciclos la suma individual de las pérdidas de cada ciclo. Por su parte, en el *calendar aging* se tienen en cuenta el tiempo desde la adquisición de la batería y el SOC y temperatura de las celdas medios durante dicho periodo de tiempo [33].

Ambos factores de degradación tienen dos implicaciones hacia el usuario. La primera de ellas es la más evidente, una reducción en la capacidad de la batería, que implica una menor autonomía del VE. La segunda es un aumento de la resistencia interna de la batería debido a reacciones químicas en las celdas. Esto tiene como consecuencia una reducción en la potencia que puede suministrar o almacenar [34][35].

#### 4.4. V2G

El concepto de V2G surge a finales de la década de los 90 [3]. En aquellos momentos era un simple prototipo de investigación, no podía tener una salida al mercado, debido a que las baterías de la época apenas tenían capacidad y, consecuentemente, los VE gozarían de poca autonomía. Esto hacía que los VE no contasen con aceptación entre los clientes, fabricándose pocos modelos y estando concentrados en Estados Unidos.

Ante esta situación, no fue hasta 2007, con unas mejores baterías en el mercado, cuando surgió el primer VE con tecnología V2G, un prototipo de Scion xB adaptado por la Universidad de Delaware [36], funcionando así como un generador de electricidad.

Otra de las razones por la que surgió esta idea es por el aspecto económico que rodea al cliente. Como ya se ha comentado anteriormente en el apartado 3, el cliente recargaría las baterías cuando el coste es más bajo y devolvería esta energía cuando el coste es mayor, por lo que se generaría un beneficio. Según un estudio de 2004 [37], este beneficio podría ser de hasta 100\$ al año, y aunque algunas de las suposiciones eran irreales, como una información perfecta sobre el precio de la energía, se podía concluir que era un concepto beneficioso.

Sin embargo, a partir del año 2007, el objetivo cambió, centrándose más en un beneficio enfocado hacia la red eléctrica. Esto se debe a la ya comentada mejora de las baterías y su aumento de capacidad, junto con un mayor número de baterías disponibles, de manera que pudiese existir un mayor trasvase de energía hacia la red.

Este nuevo objetivo puede conllevar en un futuro la existencia de una *Smart-grid*, en la que

varios VE se puedan comunicar entre sí, además de con la propia red, para optimizar sus cargas y descargas [38].

#### 4.4.1. Tipos de V2G

El propio V2G está incluido dentro de un conjunto que engloba más conceptos que relacionan los VE y la red, denominado VGI (*Vehicle-Grid Integration*) [39]. Estos conceptos serían tres:

- V1G (conexión unidireccional entre vehículo y red): flujo de energía unidireccional desde la red hacia el vehículo. Mediante este método se varía la entrega de potencia durante un tiempo de carga en función de diversos factores como el precio de la energía instantáneo o un simple temporizador que indique la potencia a suministrar dependiendo de la hora [40]. Esto permite evitar congestiones en la red, realizándose cargas controladas de manera inteligente en contraposición a las cargas habituales de los VE.

Estas cargas controladas permiten que, por ejemplo, si un usuario que carga su VE decide no utilizarlo hasta la mañana siguiente, la propia red detecta que no es una carga urgente. Esto hace que la carga se posponga hasta que la red se encuentre poco saturada, que con toda probabilidad sería por la noche [41].

- V2X (*Vehicle-to-anything*): engloba otros conceptos como el V2H (*Vehicle-to-home*), V2B (*Vehicle-to-building*) o el V2L (*Vehicle-to-load*). Aunque captan la energía de la red, en estos casos para descargar las baterías no lo harían nuevamente sobre ella. Se aprovecha la energía de la batería para cargar pequeños aparatos electrónicos (V2L) [42] o para dar energía a un edificio, sea residencial o de oficinas (V2B) [43] o a una vivienda unifamiliar (V2H) [44]. En el caso del V2L la descarga de la batería sería pequeña, al dar energía a aparatos de poca potencia. Por otro lado, en el V2B y V2H, el VE serviría de apoyo de emergencia en caso de fallo eléctrico, o simplemente como fuente de autoconsumo.
- V2G: es el caso más general que se ha comentado con anterioridad en el apartado 4.4, en la que tanto la carga como la descarga del VE se realiza a través de la red.

#### 4.4.2. Aplicaciones del V2G

Esta tecnología permite su uso en varias aplicaciones, que se enumeran a continuación [41]:

- Ahorro de potencia pico (*peak shaving*): Para evitar un coste extra al sobrepasar la potencia pico, la tecnología V2G puede funcionar en las horas de mayor demanda. Esto hace que, al contratar una determinada potencia, con el V2G esta pueda ser incluso menor de lo necesario, al ser la batería la que aporta la potencia adicional

requerida, de manera que los costes pueden ser menores. También ayuda a disminuir el estrés en el sistema, con lo que igualmente bajan las pérdidas por transmisión y las inversiones en intentar reducir este tipo de pérdidas [15].

En la *Figura 4* se observa la curva de demanda de potencia diaria en la red eléctrica. En la carga original de la red, en las primeras horas del día hay una baja demanda de potencia, mientras que en las horas centrales se situaría el pico de demanda. Mediante el *peak shaving*, en las primeras horas del día existe un aumento de la demanda de potencia, que es invertida en la carga de las baterías de los VE. Por otro lado, en las horas centrales se reduce el pico de demanda, ya que durante ese intervalo de tiempo se generaría una potencia extra mediante la descarga de las baterías a la red.

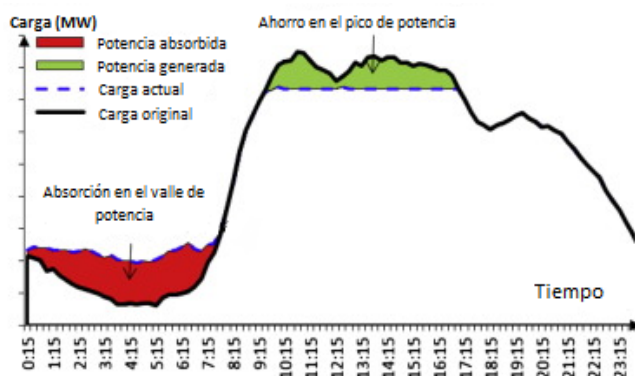


Figura 4. Curva de demanda de potencia diaria. [45]

- *Energy arbitrage*: como se ha mencionado en el apartado 4.4, el V2G permite comprar la energía cuando es más barata, es decir, cargar las baterías en las horas de menos demanda, y venderla cuando es más cara, que es devolver dicha energía a la red en las horas de mayor demanda. Así se puede conseguir un determinado beneficio por parte del cliente.
- Regulación de frecuencia: para mantener la estabilidad de la red, existen generadores a nivel europeo que se activan para mantener la red constante a la frecuencia de 50Hz y para asegurar que se puede entregar la energía necesaria en ese instante. Dichos generadores funcionan con combustible fósil.
- Redes aisladas: este caso incluiría también el V2H, ya que, mediante esta tecnología y el uso de energías renovables, como la solar, se puede conseguir una vivienda que no dependa de la red eléctrica, siendo totalmente autosuficiente.
- Almacenaje de energía renovable: las energías renovables, generalmente la solar y

eólica, pueden obtener su pico de potencia antes del pico de máxima demanda del sistema. Esto sucede debido a la propia naturaleza de este tipo de energías, que dependen de las condiciones climáticas y no pueden adaptarse a la demanda energética, con lo que una parte de esta energía podría desperdiciarse. Sin embargo, mediante el V2G, las baterías de los VE pueden funcionar como almacenes de dicha energía. Estas pueden absorber el exceso de energía que no es demandada en cierto instante de tiempo, de manera que cuando hubiese una mayor demanda, podrían devolverla a la red nuevamente [15].

#### 4.4.3. Problemas actuales del V2G

Teniendo en cuenta que es una tecnología que permite conectar un vehículo con la red, y esta a su vez con varios vehículos de manera simultánea, plantea un problema de ciberseguridad.

Al conectarse los cargadores a la nube, cualquier hacker podría acceder a ellos si no están correctamente protegidos. Esto podría llegar a ocasionar grandes pérdidas de energía o incluso apagones eléctricos de grandes ciudades [41].

En la etapa inicial de desarrollo e implantación de la tecnología es necesaria una potente inversión, tanto para su infraestructura como para su software integrado. Esto hace que el V2G sea más caro como generador de energía que grandes centrales térmicas ya amortizadas [15].

Cabe destacar también la carencia de protocolos de carga bidireccionales de V2G, es decir, que sean capaces de permitir la comunicación entre el VE y su estación de carga, y viceversa. Actualmente tan solo existe uno de estos protocolos estandarizados, CHAdeMO, originado en Japón y aplicado en el Nissan Leaf [46].

Otro problema que existe sería el de la eficiencia total de los cargadores. Y es que aun siendo una tecnología eficiente (entre 70-80% de eficiencia) [47], dichas pérdidas se reflejan en un mayor coste para el usuario. Estas se pueden ver reflejadas en la *Tabla 2*, donde se establecen las pérdidas por cada componente que circula la electricidad, desde el transformador hasta la batería del VE, y que dependen de varios factores como la temperatura, la corriente y el SoC (*State of Charge*) [48].

Componente	Corriente alterna (A)	Porcentaje de pérdidas (%)	
		Carga	Descarga
Batería VE	10	0,64	0,64
	40	1,69	1,91
PEU VE	10	6,28	16,67
	40	5,77	19,23
EVSE	10	0,1	1,42
	≈40	0,29	1,39
Diferencial	10	0	2,8
	≈40	1,3	0,6
Transformador	10	10,2	14,6
	≈40	3,33	6,65
Total	10	17,22	36,13
	40	12,38	29,78

Tabla 2. Pérdidas del V2G en carga y descarga. [47]

En función del componente por el que circule la energía, las pérdidas varían en mayor o menor medida. Estas se acumulan mayoritariamente en la PEU, unidad electrónica de potencia que convierte la corriente alterna en continua, y en el transformador eléctrico, mientras que en componentes como la batería, la EVSE (estación de carga) o el diferencial, son prácticamente nulas. Estas pérdidas también aumentan si se trata de un ciclo de descarga en lugar de un ciclo de carga. En la *Figura 5* se muestra un esquema de los componentes que participan en la carga del VE, donde también se especifican el ordenador, los medidores de AC y DC y el VSL (*Vehicle Smart Link*), que controla la comunicación entre la EVSE y el sistema de comunicación del VE.

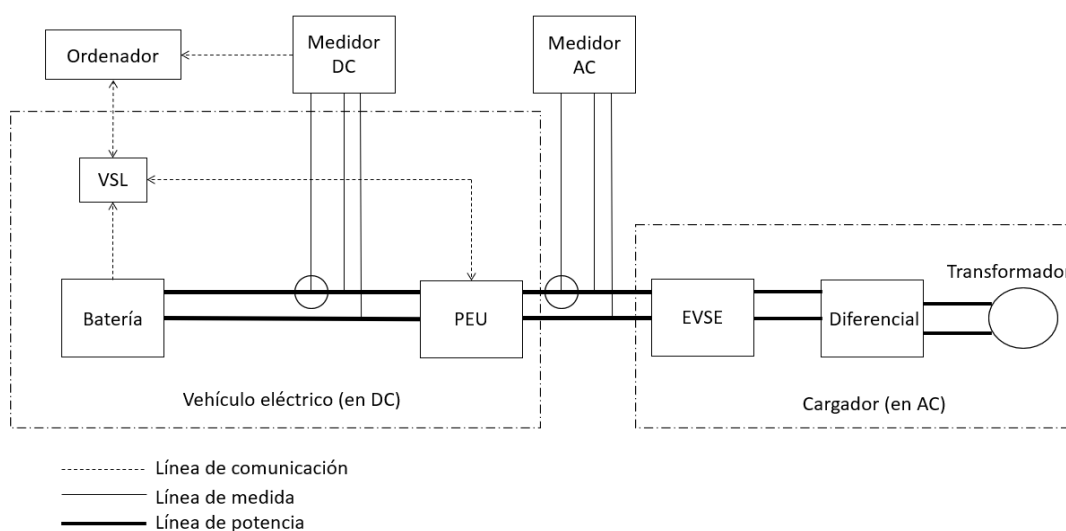


Figura 5. Esquema de componentes que participan en la carga del VE. [48]

Por último, otro problema podría ser la degradación de las baterías ya mencionado en el apartado 4.3, ya que esto reduciría la autonomía del VE. Esto afectaría al V2G en dos maneras: la primera de ellas, que vista la degradación, el cliente podría declinar participar en sistemas V2G; y la segunda, las empresas propietarias del V2G se verían obligadas a pagar una cantidad mayor a los clientes para compensar dicha degradación [48].

#### 4.5. Situación actual

Los VE se encuentran en una época en la que sus ventas van aumentando progresivamente cada año [49]. Dentro de los distintos tipos de VE, los que serán objeto de estudio en este trabajo serán los turismos, ya que son la categoría en la que la electrificación está más extendida. Esto se pone de manifiesto en la *Tabla 3*, donde todos los modelos incluidos entre las mayores ventas de VE son turismos.

	<i>Modelo de VE</i>	<i>Ventas en 2020</i>
1	Renault Zoe	99432
2	Tesla Model 3	85979
3	Volkswagen ID.3	54495
4	Hyundai Kona EV	47796
5	Volkswagen e-Golf	33650
6	Peugeot e-208	31287
7	Nissan Leaf	31177
8	Kia Niro EV	31019
9	Audi e-Tron	27713
10	BMW i3	23113

*Tabla 3. Ventas de VE en Europa en el año 2020. [50]*

Además, los turismos son los vehículos más vendidos actualmente, como se observa en la *Figura 6*, con prácticamente el 85% de nuevas matriculaciones, superando claramente a los LCV (vehículos comerciales ligeros), MCV (vehículos comerciales medianos), HCV (vehículos comerciales pesados) y MHBC (autobuses medianos y pesados).

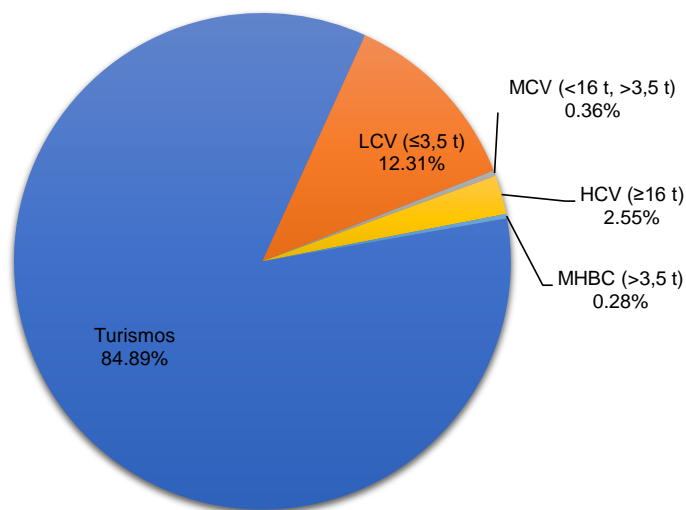


Figura 6. Nuevas matrículas por tipo de vehículo en enero de 2022. [51][52]

A pesar de que los vehículos híbridos también cuentan con baterías, estas tienen menor capacidad que las de los VE [53], por eso se mantienen al margen de este estudio. Además, teniendo en cuenta que se espera una revolución en el sector, llevándola hacia una total electrificación [54], se vuelve más necesaria la investigación centrada en los VE.

En cuanto a la situación actual atendiendo a la degradación de las baterías ante el uso del V2G, se han publicado varios estudios [55][56] que indican que la degradación adicional sufrida debido al V2G es mínima en comparación con la degradación debida a una conducción habitual.

En estos estudios se modelan los dos factores de degradación de las baterías mediante ecuaciones empíricas, para posteriormente simular un caso de uso diario de la batería, con diversas acciones como carga, conducción o descarga a la red, son distribuidas a lo largo del día. En el caso de simular la descarga hacia la red, esta debe ser una aplicación de V2G concreta, como el *peak shaving* o la regulación de frecuencia, ya que la degradación puede variar en función de la aplicación escogida.

Tal y como se ilustra en [55], ante una situación extrema en la que se aplicase el V2G para, o bien *peak shaving* o bien regulación de frecuencia, cada día durante 10 años entre las 19:00 y las 21:00, la batería tendría una pérdida de capacidad de 3,62% y 5,6%, respectivamente, mientras que esta pérdida durante el mismo periodo debida a una conducción habitual y carga de la batería no controlada, ronda el 30%. En cambio, si se toma una situación más realista en la que los VE solo proveen las anteriores aplicaciones del V2G de manera ocasional, unas



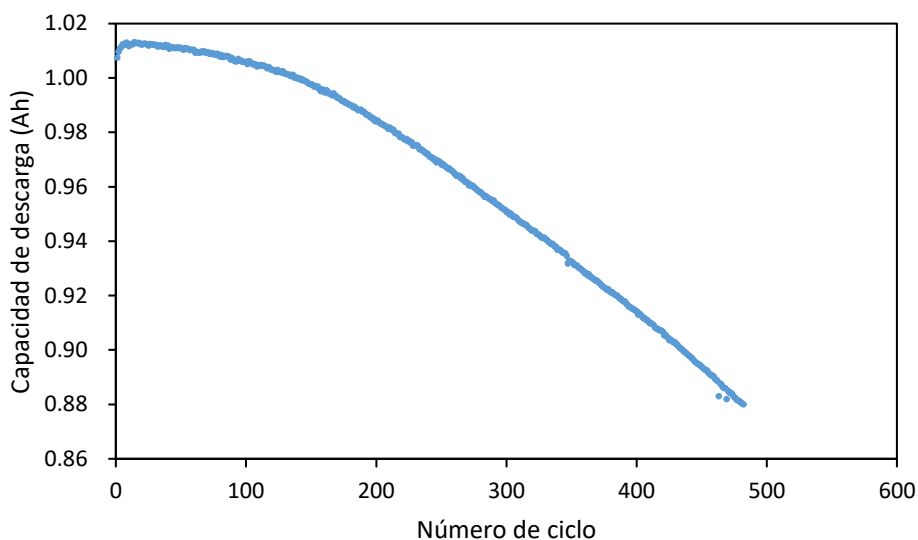
20 veces al año, las pérdidas de capacidad serían insignificantes, de 0,38% y 0,21%, respectivamente.

Por otro lado, en el estudio de [56], se observa una mayor degradación de las baterías para un mismo ciclo de conducción cuando se utilizan servicios de V2G, reduciéndose su tiempo de vida desde 11,8 años hasta 8,7. Esto es debido a la cantidad de energía que fluyó por el sistema, que pasa de 44,8 MWh a lo largo de la vida útil de la batería sin servicios de V2G hasta 72,8 MWh con V2G.

## 5. Metodología

La respuesta que se busca obtener con este trabajo es cuál es la pérdida de capacidad de las baterías de los VE debido a la aplicación del V2G en unos casos de uso determinados. A diferencia de lo especificado en el apartado 4.5, en este proyecto se analizará la degradación de las baterías en función de su tamaño y de varias zonas geográficas, que se describen en la sección 5.2. Las baterías en concreto, como se ha comentado en el apartado 4.2.1, son baterías de ion litio de tipo NMC ya que esta es la química más extendida en los VE actualmente.

Para poder determinar dicha degradación, el paso inicial es adquirir datos de tests de ciclado de baterías. Estos tests consisten en ciclos continuos de carga y descarga a las baterías, bajo unas condiciones determinadas (temperatura ambiente, *C-rate* de carga y descarga, DOD) que finalizan cuando se llega al final de la vida útil de la batería, normalmente el 80% SOH. En ellos se puede observar la evolución de parámetros básicos conforme van pasando los ciclos, tales como el voltaje, la corriente que circula por la batería o la capacidad de carga y descarga, siendo esta última la más importante en el marco de este estudio. Un ejemplo de ello es la *Figura 7*, donde se comprueba la pérdida de capacidad con el paso de los ciclos en un test de baterías LFP cargadas a 4C hasta el 80% SOC y a 1C hasta el 100% de SOC y descargadas totalmente a 4C, a una temperatura de 30 °C.



*Figura 7. Ejemplo de la pérdida de capacidad por envejecimiento en el ciclado de baterías LFP. [57]*

Las pruebas tratadas han sido realizadas por los Sandia National Laboratories, publicadas en [58], junto a pruebas de otros subtipos de baterías. Cabe destacar que los datos detallados

de estos ensayos raramente son publicados para un acceso libre.

Tras el tratamiento de datos, se creará a partir de ellos un modelo matemático de degradación de la batería, que permita predecir, en función del DOD en este caso, cuánta capacidad va a perder la batería.

A este modelo de degradación se le introducirán unos casos de uso de V2G, que especificarán durante cuánto tiempo se descarga la batería y cuánta energía se descarga. A partir de ello se podrá llegar al objetivo final de este proyecto y conocer la degradación total de la batería.

## 5.1. Creación del modelo de degradación

Para crear el modelo se realiza un ajuste de los datos de los tests de ciclado. Para ello, primeramente hay que conocer las características de los datos, comprobando que existe una variedad de parámetros que permita obtener un modelo fiable, al igual que realizar un tratamiento de datos para diferenciar ensayos válidos y no válidos.

### 5.1.1. Características de los datos

Existen 30 tests con datos accesibles del estudio de los Sandia National Laboratories, en los que se evalúa la influencia de factores de envejecimiento como el DOD, la temperatura de operación y el *C-rate* de descarga, mientras se mantienen constantes otros factores como el *C-rate* de carga, a 0,5C, y el SOC medio, al 50%. En la *Tabla 4* se especifican los valores ensayados para cada uno de los factores de envejecimiento variables y el número de pruebas en las que se realizó el test bajo dicha condición.

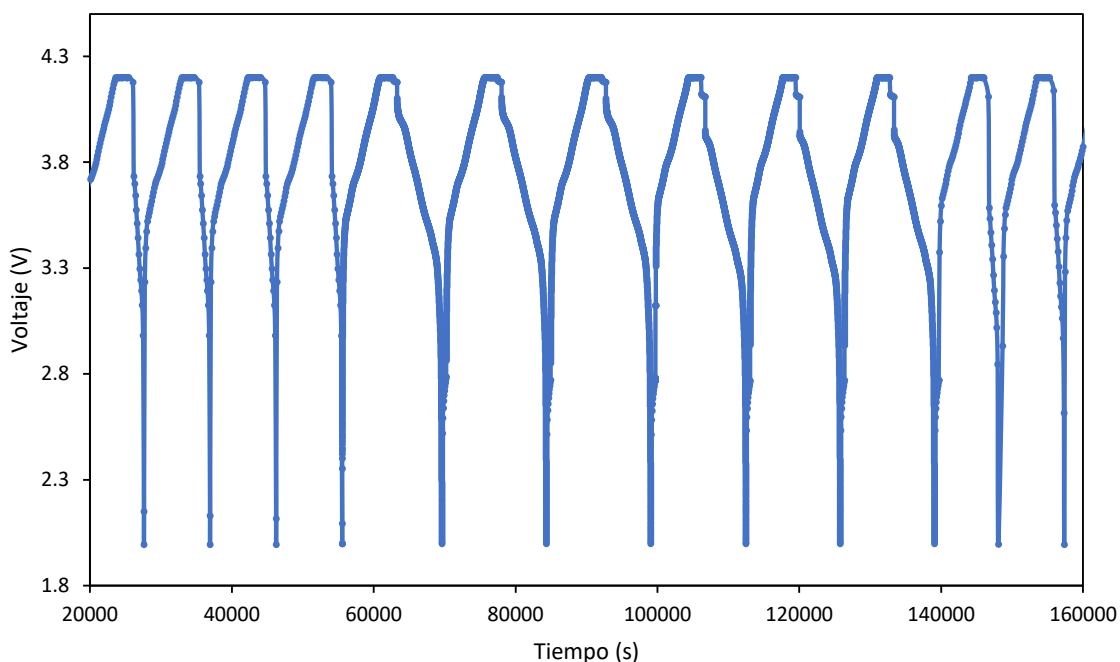
Cabe destacar que en algunos de los tests se repiten las mismas condiciones, de manera que se puedan evaluar las diferencias en la degradación entre cada uno de ellos y relacionarlas con otros aspectos como la construcción de las distintas celdas de las baterías. Por ejemplo, existen 2 tests a una temperatura de 35°C, 100% de DOD y 2C de descarga.

DOD y temperatura	C-rate			
	0,5 C	1C	2C	3C
100% y 15°C	0	2	2	0
100% y 25°C	2	4	2	4
100% y 35°C	0	4	2	0
60% y 25°C	3	0	0	1
20% y 25°C	2	0	0	2

*Tabla 4. Valores ensayados para cada factor de envejecimiento y número de pruebas realizadas con cada combinación de valores. (Elaboración propia)*

Las baterías ensayadas son celdas comerciales de tipo 18650, que cuentan con 3 Ah de capacidad inicial. Estas son ensayadas hasta alcanzar, aproximadamente, un 80% de SOH. Para comprobar la reducción de capacidad se realizan diversos *capacity checks* a lo largo de todo el test, después de cientos de ciclos bajo las condiciones específicas del ensayo. Estos *capacity checks* consisten de 3 ciclos de carga y descarga desde 0% al 100% de SOC a 0,5C tanto en carga como en descarga.

La situación de los *capacity checks* queda reflejada en la *Figura 8*. Corresponde a un test en el que se descarga a 3C y se carga a 0,5C, con lo que el proceso de descarga desciende más rápidamente en los ciclos normales. En cambio, en los *capacity checks*, este proceso de descarga, al realizarse como el de carga, a 0,5C, se completa más lentamente. Existen en este caso 6 *capacity checks*, ya que entre el tercero y el cuarto hay realmente meses de espera, con lo que se quiere comprobar la caída de capacidad en ese intervalo de tiempo antes de volver a ciclar.



*Figura 8. Situación de capacity checks dentro de un fragmento de un ciclado. (Elaboración propia a partir de [58])*

### 5.1.2. Tratamiento de datos

En primer lugar, una vez obtenidos los documentos Excel con todos los datos de cada uno de los tests, se han seleccionado los parámetros más útiles de cada ensayo. Para el caso de este estudio, estos han sido el número de ciclo, la capacidad de descarga en Ah y la energía de descarga en Wh, calculada al multiplicar la capacidad de descarga y el voltaje medio de la

celda en el ciclo correspondiente. Además, también se ha calculado la diferencia del SOH entre el ciclo 1 del test y el resto de ellos, calculada según se indica en la *Ec. 2* para un ciclo  $n$  en función de las capacidades de los ciclos:

$$\Delta\text{SOH} = (C_n - C_1)/C_1 \quad \text{Ec. 2}$$

Una vez realizado este paso, se ha observado que en los casos en los que el DOD es distinto al 100%, la energía y la capacidad de descarga se mantenían prácticamente constante a lo largo de todos los ciclos. Esto ocurre porque, al no ser ciclos completos del 0% al 100% del SOC, lo que se pretende es introducir una cantidad de energía determinada en la batería en cada uno de los ciclos, así que estos parámetros dejan de ser un indicador de la degradación de la celda.

Para ajustar esta situación, lo que se ha hecho en este proyecto es tener en cuenta tan solo los *capacity checks*, donde se mide de manera real cuánto ha variado el SOH. Así, en las hojas de Excel comentadas anteriormente se han filtrado los datos de manera que solo aparezcan reflejados los *capacity checks*.

Además, al filtrar los *capacity checks* también se ha realizado una corrección, de forma que, si el SOH en uno de ellos es mayor que en la comprobación anterior, es eliminado de la lista, añadiendo a la siguiente comprobación la energía de descarga acumulada entre *capacity checks* de la comprobación eliminada.

Tras el primer filtrado de datos, se han procedido a unir los datos de todos los tests en un mismo documento de Excel (ver Anexo 1). En este nuevo documento se han añadido dos nuevas columnas. En la primera se indica el FEC, es decir, el número de ciclo equivalente a un ciclo completo de carga y descarga. El cálculo de los FEC para el *capacity check n* se especifica en la *Ec. 3*, en la que el voltaje medio se toma como 3,4 V.

$$\text{FEC}_n = E_{\text{entre checks}} / (V_{\text{medio}} * C_0) + \text{FEC}_{n-1} \quad \text{Ec. 3}$$

En la segunda columna se identifica de manera unívoca a qué test pertenece una fila de datos. Esta nomenclatura describe claramente las condiciones bajo las que se realizó el test. En primer lugar, se incluyen las siglas SNL, de los Sandia National Laboratories, el número 18650, que identifica el tipo de celda testado, y las siglas NMC, que indica el tipo de química de la batería. Posteriormente, se especifica la temperatura a la que se ha realizado el test, el SOC de inicio y final de descarga, los *C-rate* de carga y descarga y una letra que indica qué posición ocupa dentro de los tests realizados en las mismas condiciones. Por ejemplo, el SNL\_18650\_NMC\_25C\_0-100\_0.5-1C\_d, indica que es un test realizado a 25°C, ciclado

entre SOC del 0% y el 100%, con un *C-rate* de carga de 0,5C y *C-rate* de descarga de 1C, y la letra d indica que es el cuarto test dentro del conjunto de pruebas bajo estas condiciones.

El FEC en los casos del DOD 100% es el mismo que el número de ciclo, ya que en este tipo de test se realizan directamente ciclos completos del 0% al 100% de SOC. Sin embargo, esto es algo que no ocurre en los casos de DOD 20% y 60%, y permite realizar una comparación directa entre la capacidad remanente de la batería y en qué ciclo se da dicha capacidad, independientemente del DOD al que sea sometido la batería.

### 5.1.3. Ajuste de los datos

Este ajuste se ha seguido según la metodología especificada en [59]. Después de haber obtenido el documento con todos los datos filtrados de manera correcta, el siguiente paso consiste en obtener el modelo de degradación que relacione los FEC y el  $\Delta$ SOH en función del DOD de la batería. Se podría crear un modelo que tuviese en cuenta más factores de envejecimiento, como los que se han explicado en el apartado 4.3, pero tan solo teniendo en cuenta el DOD se obtiene un modelo suficientemente fiable y simple del que se pueden extraer conclusiones. Este modelo de degradación sigue la *Ec. 4*.

$$\Delta\text{SOH} = f(\text{DOD}) * \text{FEC}^\alpha \quad \text{Ec. 4}$$

Para comenzar, se requiere conocer el valor del parámetro  $\alpha$ . Dicho parámetro indica cómo evoluciona el SOH en función de los FEC [59]. En caso de que  $\alpha=1$ , la relación es lineal descendente; si  $\alpha>1$  indica que la degradación aumenta cuanto mayor son los FEC; y si  $0<\alpha<1$  significa que la degradación va disminuyendo conforme aumentan los FEC, de manera que la mayor disminución del SOH ocurre en los primeros ciclos.

Para hallar  $\alpha$ , se grafican todos los datos en función de los FEC y el  $\Delta$ SOH. Todos ellos se ajustan mediante una curva de regresión que los relaciona en mayor o menor exactitud. Esta curva puede seguir cualquier tipo de función, desde lineal hasta logarítmica o exponencial. En el caso de este estudio se ha establecido que sea una función exponencial del tipo  $a*x^b$ , ya que es una función habitual en la mayoría de modelos semiempíricos, como el realizado en [59]. El ajuste de la curva se ha realizado mediante un código de Python (ver Anexo 2). Varios ejemplos donde se grafican diversos valores de  $\alpha$  se muestran a continuación, con un  $\alpha$  superior a 1 en la *Figura 9*,  $\alpha=1$  en la *Figura 10* y  $\alpha<1$  en *Figura 11*.

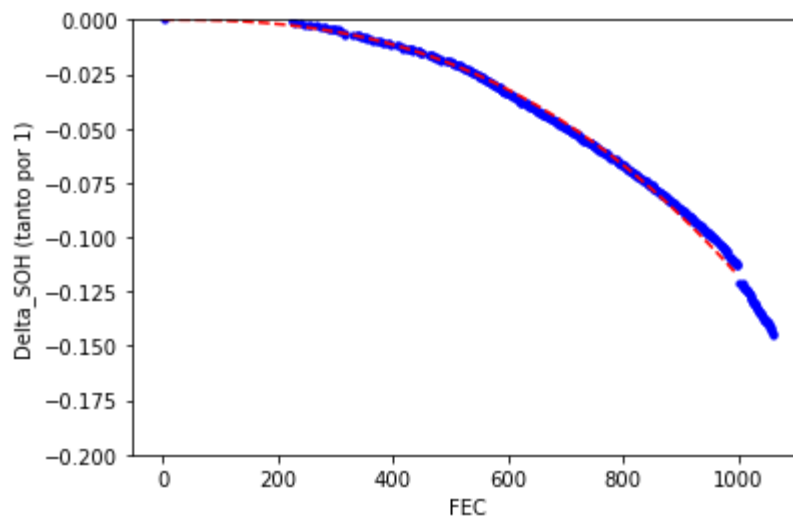


Figura 9. Ejemplo de  $\alpha > 1$ . (Elaboración propia)

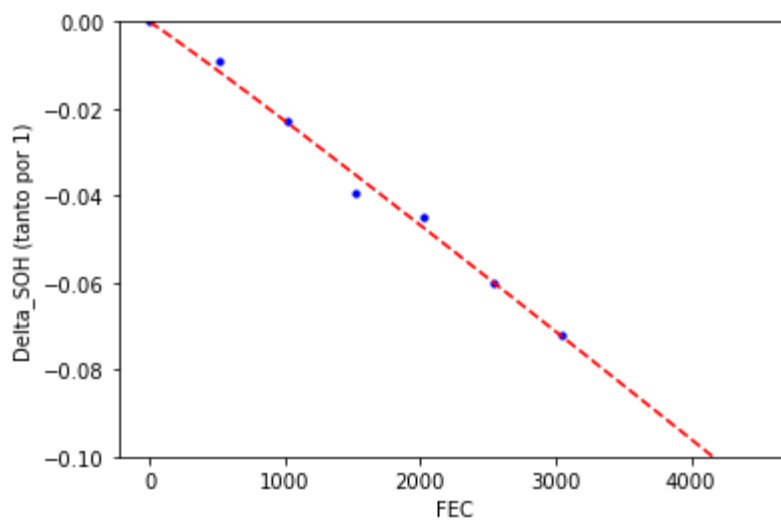


Figura 10. Ejemplo de  $\alpha = 1$ . (Elaboración propia)

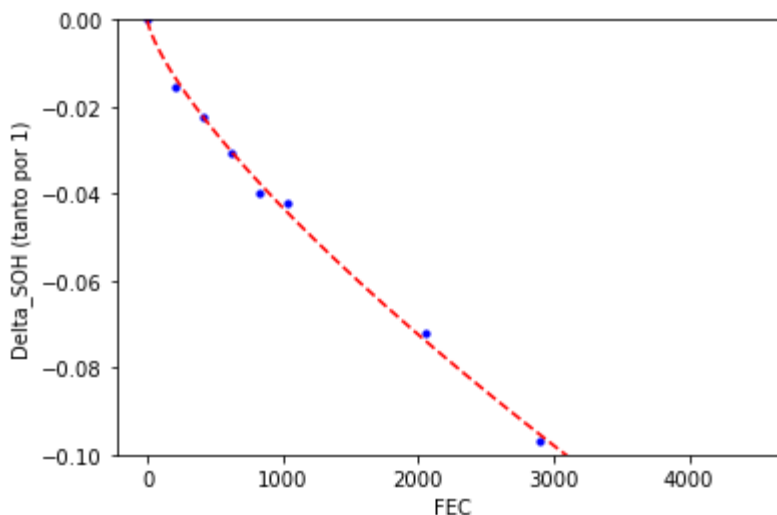


Figura 11. Ejemplo de  $\alpha < 1$ . (Elaboración propia)

El código de Python se ayuda de varias bibliotecas propias, como son Pandas o Matplotlib. La primera de ellas permite leer archivos de Excel en lenguaje de Python, mientras que la segunda permite realizar gráficas. A estas se añade la función *curve\_fit*, dentro del módulo *scipy.optimize*, que es la que permite el ajuste propiamente dicho. Esta función de optimización utiliza un algoritmo de mínimos cuadrados, que permite encontrar la mayor aproximación a los datos introducidos mediante una función objetivo.

Así, una vez leído el archivo de Excel en cuestión por parte de Python, se introduce la función objetivo exponencial del tipo  $a \cdot x^b$ , que es la que tomará *curve\_fit* para ajustar los datos, teniendo en cuenta qué datos se graficarían en los ejes X e Y, en este caso, los FEC y  $\Delta SOH$ , respectivamente. La gráfica final incluye los datos deseados representados mediante puntos junto a la curva de ajuste de dichos datos. El parámetro  $\alpha$  se guarda en una variable denominada *alfa*, que es el segundo elemento de un vector denominado *popt*, que devuelve la función *curve\_fit*.

Posteriormente, se realiza un nuevo filtrado de datos, en el que se calcula el parámetro  $\alpha$  de cada test de manera individual, comprobando que no haya ninguno que cuente con un valor anómalo, en cuyo caso se descartaría. Para el cálculo de  $\alpha$  de cada test se sigue el mismo código de Python (ver Anexo 3) que para el caso general, con la adición de una nueva estructura de datos, *df\_test*, que indica de qué test se están obteniendo los datos. Finalmente se vuelve a recalcular el valor de  $\alpha$  de todos los tests que no hayan sido descartados, confirmando su valor definitivo.

Tras el cálculo de  $\alpha$ , se obtiene el valor del parámetro  $\delta$  para cada test, que permite estudiar la degradación independientemente de los FEC, mediante la Ec. 5.:



$$\delta = \Delta \text{SOH} / \text{FEC}^\alpha$$

Ec. 5

Con la obtención de  $\delta$ , se grafican los datos según este parámetro y el DOD. Con el propósito de que la tendencia se observe más claramente, tan solo se introduce el último *capacity check* de cada uno de los tests, de forma que quede reflejada la degradación total en cada prueba.

Así, se realiza un nuevo ajuste de los datos mediante Python (ver Anexo 4). El código del programa, aunque escrito de manera diferente, realiza el mismo proceso que en la obtención de  $\alpha$ .

En esta ocasión se sustituye la función objetivo de ajuste exponencial por una función lineal del tipo  $a \cdot x + b$ , como se realiza en [60], siendo  $x$  el valor del DOD del test correspondiente, además de graficar en los ejes X e Y el DOD y el parámetro  $\delta$ , respectivamente. Un ejemplo de este ajuste se muestra en la *Figura 12*.

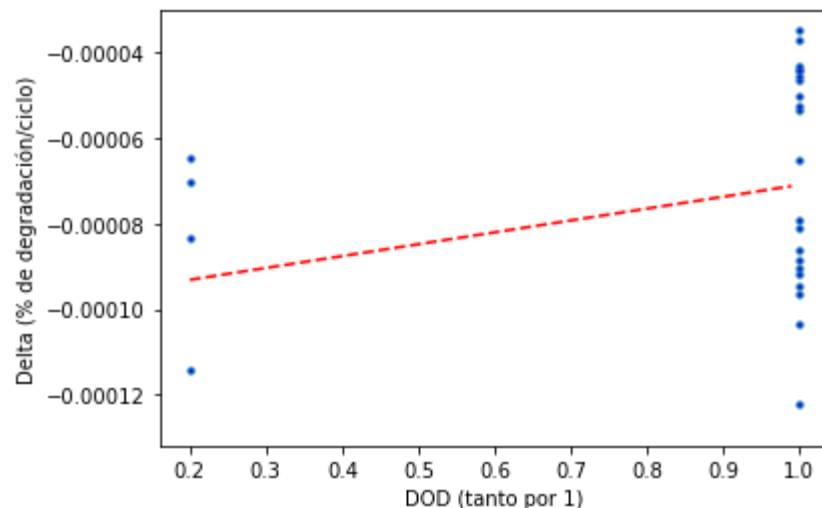


Figura 12. Ejemplo de ajuste del DOD y  $\delta$ . (Elaboración propia)

Se especifica que en pantalla, mediante la función *print*, quede reflejada la ecuación de la recta de tipo  $y = a \cdot x + b$ . A partir de los valores de  $a$  y  $b$ , que son constantes, queda definido el modelo de degradación, ya que al introducir un DOD concreto, se puede conocer el valor de  $\delta$  en cuestión y, a partir de ello y conociendo unos FEC determinados, averiguar el SOH final.

## 5.2. Casos de uso

Los casos de uso consisten en una serie de hipótesis que explican cómo va a ser usada la batería del VE, lo que unido al modelo definido anteriormente permite estimar cuánto se va a degradar la batería.

Como el uso principal de un VE está asociado a la conducción, los casos de uso que se centran en esta aplicación son los que concentran una mayor importancia, ya que, en función de la capacidad remanente en la batería tras la conducción, se podrán aplicar en mayor o menor medida los servicios de V2G estimados posteriormente. Al introducir estos últimos en el modelo, de forma más o menos agresiva, se puede concluir cuánto afectan a la vida de las baterías.

### 5.2.1. Caso de uso de conducción

Primeramente, ya que en el modelo de degradación el factor de envejecimiento a tener en cuenta es el DOD de la batería, es necesario calcular cuál es la descarga de la batería durante la conducción. Para ello, uno de los casos de uso consiste en tomar los datos medios de conducción en la UE y los consumos de los VE actuales.

Estos datos se exponen en [61], mediante la distancia recorrida en el año 2019 por cada coche en la UE y en una serie de países. Con dichos datos se puede calcular la distancia media diaria que realiza un usuario de VE. En este trabajo se van a tomar como referencia los datos de la UE, España, y de los dos países con mayor y menor distancia recorrida en 2019, Austria e Italia, respectivamente.

De [62] se extraen los datos de consumo medio de cada VE en kWh/km. Este consumo medio está calculado según el procedimiento WLTC (*Worldwide harmonized Light duty driving Test Cycle*), el estándar que permite ensayar los turismos para medir sus emisiones de contaminantes o su consumo.

Existen diversos factores que pueden hacer que los VE se desvíen del consumo medio estimado. De todos ellos, el que se va a tener en cuenta en este estudio es la masa del vehículo, de manera que, a mayor masa, mayor consumo.

Con el recorrido diario que realiza un VE y su consumo por km, se obtiene cuánto consume una batería al día solo debido a la conducción. Este consumo entre la capacidad total de la batería da como resultado el DOD diario destinado a la conducción.

### 5.2.2. Casos de uso de V2G

Para las aplicaciones del V2G se estudian tres de las más importantes mencionadas en el apartado 4.4.2, como son el *peak shaving*, la regulación de frecuencia y las redes aisladas, en este caso concretamente las redes aisladas domésticas. Cada una de ellas se realizaría durante un periodo de tiempo concreto, una cantidad de veces al año y con un DOD o energía determinados:

- *Peak shaving*: se suponen dos casos de uso. Para el primero de ellos, según [55], se realizaría como mucho 20 veces al año, de manera aleatoria y en situaciones de emergencia. El segundo caso de uso consistiría en aplicar este *peak shaving* los 5 días laborables de la semana. De esta manera se podría reducir la potencia contratada de electricidad, de manera que, en el momento en el que esta potencia se supera, se compense este exceso de potencia con la batería del VE.

Esta entrega de energía no se realizaría con la batería totalmente cargada, ya que se supone que el *peak shaving* se realizaría en el lugar de trabajo, después de un tramo de conducción, que sería la mitad del supuesto en el apartado 5.2.1. El DOD estimado sería del 20%.

- Regulación de frecuencia: al igual que con el *peak shaving*, se especifican dos casos. En uno se estima una regulación de 30 veces al año en días aleatorios [55] que permitiría solucionar problemas de congestión en la red eléctrica. Un segundo caso sería el de una regulación durante los 5 días laborables semanales, mediante el cual se participa en el mercado de balanceo de frecuencia diario.

En esta aplicación, el VE tampoco tendría la batería totalmente cargada, y se realizaría en el lugar de trabajo, con un cargador de 7 kW de potencia durante 30 minutos, siendo esta una aplicación corta para servir al mercado de regulación primaria o secundaria.

- Red aislada doméstica: en [63] se especifica el consumo medio al día por vivienda en la UE y en diversos países dentro de ella. En este proyecto se van a tomar como referencia los valores de la propia UE (10,21 kWh), de Italia (7,21 kWh), de España (10,73 kWh) y de Austria (12,75 kWh), continuando con las zonas geográficas seleccionadas en el apartado 5.2.1.

Dentro de esta aplicación se pueden especificar dos casos de uso diferentes. El primero de ellos sería el de aportar toda la energía demandada por la vivienda mediante la batería del VE. El otro caso sería el de aportar la mitad de la energía demandada, ya que la vivienda puede obtener la otra mitad de la potencia a través de una fuente diferente, como pueden ser paneles fotovoltaicos. Esta aplicación del V2G se realizaría diariamente con la energía remanente en la batería después del ciclo de conducción diario al lugar de trabajo.

### 5.2.3. Combinaciones de casos de uso

La combinatoria a realizar de los distintos casos de uso sería la especificada en la *Tabla 5*

para un modelo de VE. En los casos en los que se aplique V2G, al estar influidos por la conducción, el DOD total sería la suma del proveniente de la conducción y el del V2G. Es posible realizar esta suposición ya que, además, después de aplicar el V2G, el VE se cargará durante la noche, teniendo nuevamente la batería cargada totalmente por la mañana.

Debido a que en la actualidad hay una gran cantidad de modelos de VE que llevan instalados baterías de diversas capacidades, el estudio de estas combinaciones se extiende a varios modelos de VE. Entre estos se encuentran los 4 VE más vendidos en 2020 junto con los dos que cuentan con la capacidad mayor y menor en el mercado, el Mercedes EQS 450+ y el Smart EQ forfour, respectivamente. Además, también se añade un séptimo modelo que simula la capacidad media de los VE, situada en estos momentos sobre los 60,4 kWh [1].

	<i>Conducción según país</i>	<i>Aplicación de V2G</i>
1	Media UE	<i>Peak shaving</i> 5 días/semana
2	Media UE	<i>Peak shaving</i> 20 veces/año
3	Media UE	Red aislada, total energía de la vivienda
4	Media UE	Red aislada, mitad energía de la vivienda
5	Media UE	Regulación 5 días/semana
6	Media UE	Regulación 30 veces/año
7	Austria	<i>Peak shaving</i> 5 días/semana
8	Austria	<i>Peak shaving</i> 20 veces/año
9	Austria	Red aislada, total energía de la vivienda
10	Austria	Red aislada, mitad energía de la vivienda
11	Austria	Regulación 5 días/semana
12	Austria	Regulación 30 veces/año
13	Italia	<i>Peak shaving</i> 5 días/semana
14	Italia	<i>Peak shaving</i> 20 veces/año
15	Italia	Red aislada, total energía de la vivienda
16	Italia	Red aislada, mitad energía de la vivienda
17	Italia	Regulación 5 días/semana
18	Italia	Regulación 30 veces/año
19	España	<i>Peak shaving</i> 5 días/semana
20	España	<i>Peak shaving</i> 20 veces/año
21	España	Red aislada, total energía de la vivienda
22	España	Red aislada, mitad energía de la vivienda
23	España	Regulación 5 días/semana
24	España	Regulación 30 veces/año
25	Media UE	No aplica, solo modo de conducción
26	Austria	No aplica, solo modo de conducción
27	Italia	No aplica, solo modo de conducción
28	España	No aplica, solo modo de conducción

Tabla 5. Combinaciones de casos de uso para cada modelo de VE. (Elaboración propia)

## 5.3. Creación del modelo de V2G

Al tener ya los casos de uso correctamente definidos, el siguiente paso consiste en introducirlos en el modelo de degradación. Entre las 6 aplicaciones de V2G para cada modo de conducción y el propio modo de conducción sin V2G, existen 3 diferentes resoluciones, todas ellas mediante Python (ver de Anexo 5 a Anexo 10). A todos los casos de uso se les supone una aplicación durante 10 años.

### 5.3.1. Modo de conducción y red aislada doméstica

En esta resolución se conoce el consumo diario debido a la conducción, que es fijo a lo largo de los 10 años. Tal como se ha descrito en el apartado 5.2.1, a partir de los km diarios realizados y el consumo por km en kWh, se obtiene dicho consumo diario, que dividido entre la capacidad de la batería del VE, da como resultado el DOD causado por la conducción. Sin embargo, este DOD varía al haber una capacidad de batería diferente tras cada FEC. A partir de este DOD se puede conocer  $\delta$ , y con este parámetro y los FEC, se extrae el  $\Delta$ SOH acumulado tras cada FEC, siguiendo la ecuación de la recta tipo  $y = a \cdot x + b$  especificada en 5.1.3.

Para la red aislada se resuelve de la misma manera, con la diferencia de que se incluye el consumo diario debido al V2G en función de la zona geográfica a calcular, variando entre el valor del consumo total de la vivienda o la mitad del mismo. Además, se añade una restricción de terminar el programa en caso de existir un DOD mayor que la unidad.

### 5.3.2. V2G en días laborables

Esta resolución afecta al *peak shaving* y a la regulación de frecuencia que se realizará durante 5 días a la semana.

La necesidad de este código viene dada porque el DOD no es constante a lo largo del tiempo, con lo que  $\Delta$ SOH diario, la reducción del SOH día a día, es variable y, además, no lineal, como se observaba en la *Figura 7*.

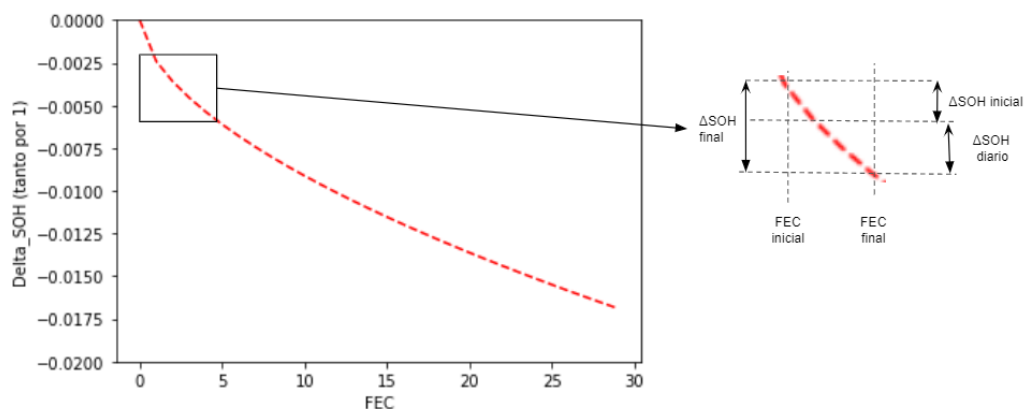
Los datos de partida en estos casos son los DOD de la batería, tanto en los días laborables, que sería la suma del DOD de conducción de la zona geográfica correspondiente y el DOD debido al V2G, como en los días festivos, donde solo se tiene en cuenta el DOD de conducción.

A partir de estos datos, se calcula la degradación diaria de la batería, su  $\Delta$ SOH, mediante la diferencia entre la degradación inicial y final de ese día en función también de si ese día es laborable o festivo. Esto es posible ya que se puede conocer cuál es el FEC inicial y final del

día al saber de antemano cuál es el DOD en ese período, siendo FEC la suma de los DOD correspondientes. Posteriormente se puede extraer el  $\delta$  siguiendo la ecuación de la recta  $y=a*x+b$ , tras lo que se obtiene el  $\Delta\text{SOH}$  final del día mediante la Ec. 5. Finalmente, tanto el FEC como el  $\Delta\text{SOH}$  final de un día pasan a ser el FEC y  $\Delta\text{SOH}$  iniciales del día siguiente.

Para saber cuándo iniciar el cálculo una vez pasen los días festivos, se ha creado una variable denominada *contador\_semanal*, que además permite saber si el día calculado pertenece al grupo de días laborables (del 1 al 5) o al de festivos (6 y 7).

En la *Figura 13* se ilustran los  $\Delta\text{SOH}$  iniciales y finales y los FEC iniciales y finales de un día. En estos casos de uso en concreto, el  $\Delta\text{SOH}$  total consistiría en la suma de todos los  $\Delta\text{SOH}$  diarios.



*Figura 13. Ejemplo de parámetros calculados para el V2G en días laborables. (Elaboración propia)*

### 5.3.3. V2G en días aleatorios

Para estos casos de uso, que se tratan del *peak shaving* de 20 veces al año y la regulación de frecuencia de 30 veces al año, la única variación con respecto al método anterior es la introducción de unos días aleatorios a lo largo del año en los que se aplicará el V2G. Estos números aleatorios están incluidos en una variable denominada *días\_fr* y que tiene un rango entre 1 y 365, el número de días anuales.

Para ello se importa el módulo *random* de la librería de Python, que permite crear números aleatorios. En función de si el día en cuestión se realiza V2G o no, el DOD será solo el de conducción correspondiente o el de la suma de V2G y conducción.

Para conocer cuándo han pasado los 365 días del año se divide el día en el que se calculan

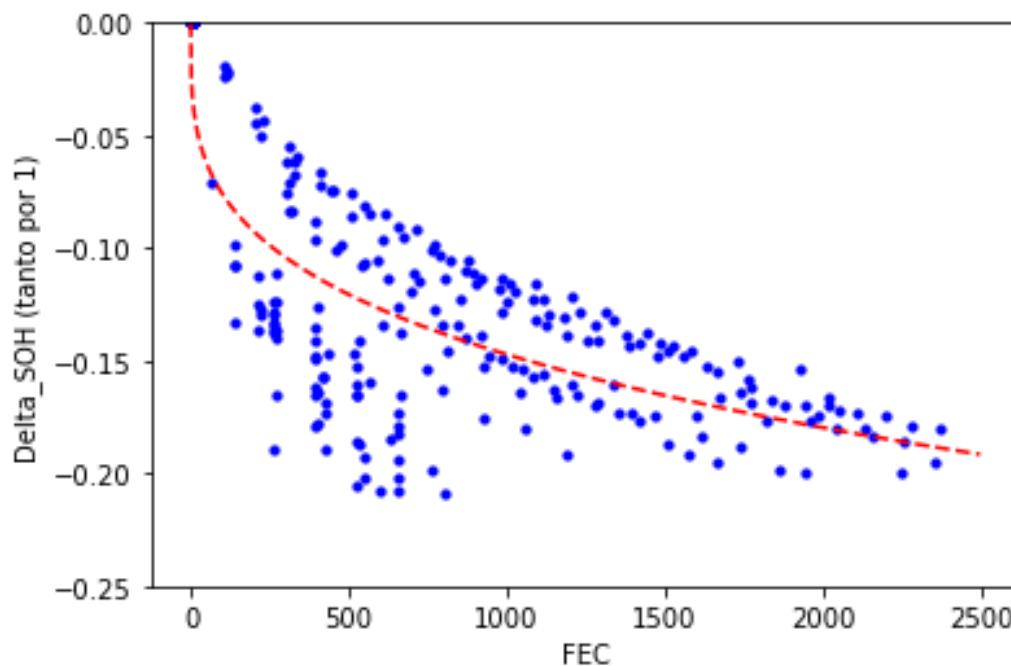
los parámetros entre 365, y si su resto es 0, esto indica que ha pasado un año, sumando uno a un contador anual creado, denominado *contador\_anual*. Cuando esto sucede, se vuelve a inicializar la variable de los números aleatorios, de manera que cada año se obtienen distintos días en los que se aplica V2G.

## 6. Resultados

A partir de la metodología especificada en el apartado 5, se han obtenido una serie de resultados que se muestran a continuación. Estos se dividen en los resultados obtenidos del modelo de degradación, sus ecuaciones y sus parámetros, y los resultados de los casos de uso, en los que, una vez conocido la ecuación del modelo, se le introducen todos los casos relativos a la conducción y al V2G.

### 6.1. Resultados del modelo

Con el documento de Excel ya creado, se calcula el parámetro  $\alpha$  para el conjunto de tests, como se especificó en el apartado 5.1.2. El resultado de este ajuste se observa en la *Figura 14*.



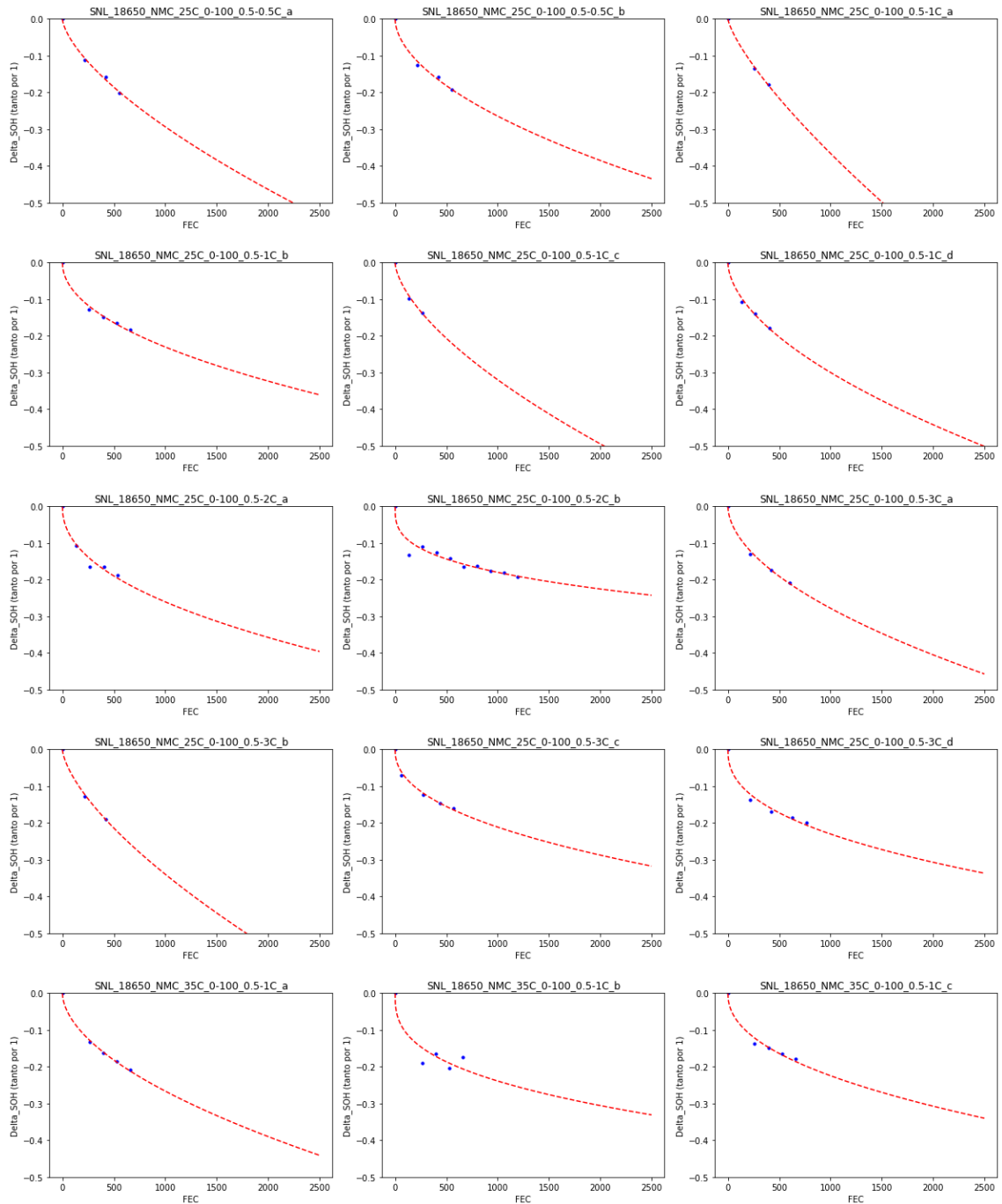
*Figura 14. Ajuste de los tests para la obtención del parámetro  $\alpha$ . (Elaboración propia)*

En cuanto al valor de  $\alpha$ , este es de 0,2877, que indica que la degradación va disminuyendo conforme aumentan los FEC. Esto concuerda con lo ilustrado en la *Figura 14*, ya que el  $\Delta$ SOH es acusado en los primeros FEC. De hecho, parece que existe una asíntota entorno a un 80% del SOH a partir de los 2500 FEC.

Para descartar tests en caso de que se desvíen en demasía del  $\alpha$  obtenido, se realiza un estudio de los  $\alpha$  de cada test de manera individual. Estos se muestran entre la *Figura 15* y la



Figura 17, agrupados según el DOD. En ellas no se han incluido los valores de los 4 tests realizados a 15 °C, ya que como tan solo se realizan dos *capacity checks* en cada uno de ellos, el resultado de ajustar esos dos puntos sería una recta.



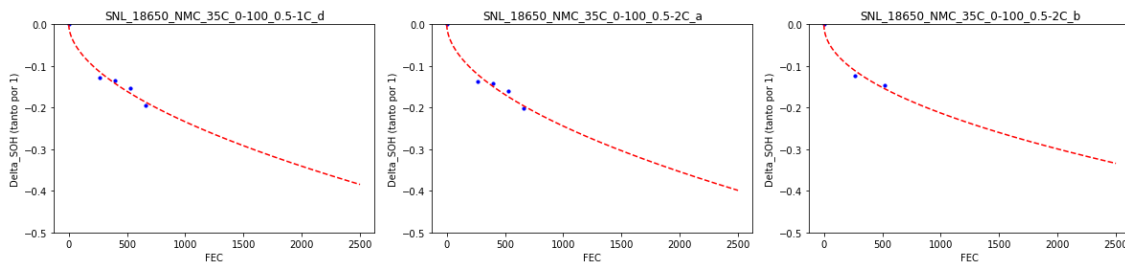


Figura 15. Ajuste de los test con DOD del 100%. (Elaboración propia)

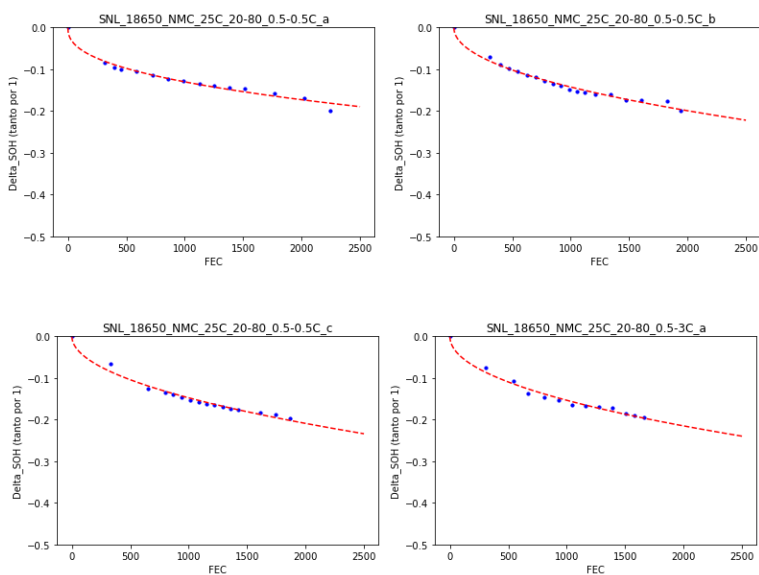


Figura 16. Ajuste de los test con DOD del 60%. (Elaboración propia)

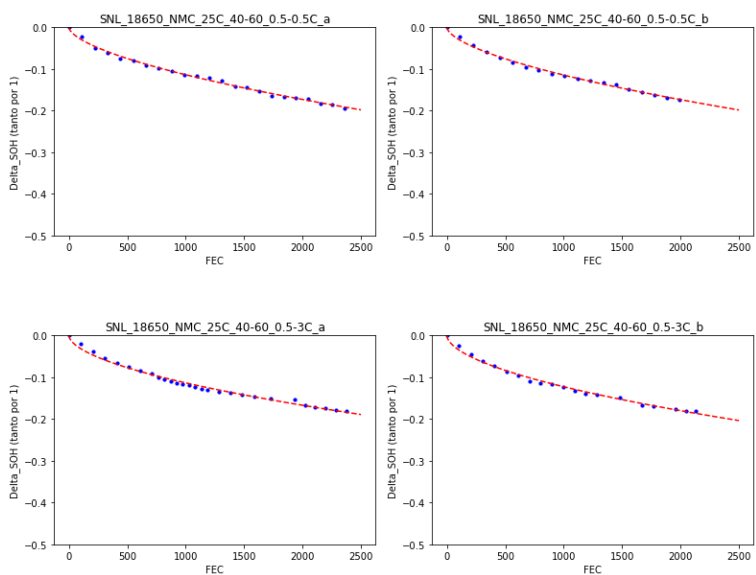


Figura 17. Ajuste de los test con DOD del 20%. (Elaboración propia)

Junto a estas gráficas, se han tabulado los valores de  $\alpha$  de cada test en la *Tabla 6* de mayor a menor.

<i>Test_ID</i>	$\alpha$
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-1C_a	0,7593
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-3C_b	0,6660
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-0.5C_a	0,6602
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-1C_c	0,6295
SNL_18650_NMC_25C_40-60_0.5-0.5C_a	0,6053
SNL_18650_NMC_25C_40-60_0.5-0.5C_b	0,6007
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-1C_d	0,5615
SNL_18650_NMC_25C_40-60_0.5-3C_a	0,5577
SNL_18650_NMC_25C_40-60_0.5-3C_b	0,5530
SNL_18650_NMC_35C_0-100_0.5-1C_a	0,5499
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-3C_a	0,5431
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-0.5C_b	0,5421
SNL_18650_NMC_35C_0-100_0.5-1C_d	0,5420
SNL_18650_NMC_35C_0-100_0.5-2C_a	0,5344
SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_c	0,5020
SNL_18650_NMC_35C_0-100_0.5-2C_b	0,4906
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-1C_b	0,4901
SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-3C_a	0,4864
SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_b	0,4834
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-2C_a	0,4567
SNL_18650_NMC_35C_0-100_0.5-1C_c	0,4531
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-3C_c	0,4441
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-3C_d	0,4155
SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_a	0,4103
SNL_18650_NMC_35C_0-100_0.5-1C_b	0,3558
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-2C_a	0,3253

*Tabla 6. Valores de  $\alpha$  para cada test. (Elaboración propia)*

Ante estos valores, se decide que no se elimina ningún test de la *Tabla 6*, ya que oscilan entre un máximo de 0,7593 y un mínimo de 0,3253, resultados que se pueden considerar aceptables. Sin embargo, como el  $\alpha$  total es menor que el valor mínimo de un test individual, se decide agrupar los ensayos según el DOD, ajustándolos de manera conjunta. Estos valores se grafican entre la *Figura 18* y la *Figura 20*.

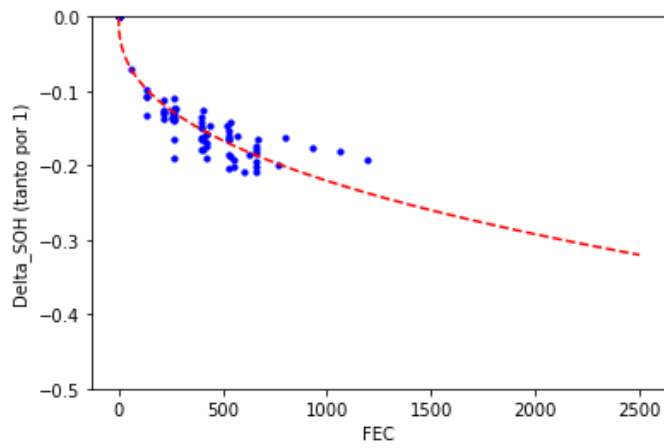


Figura 18. Ajuste conjunto de los tests con DOD del 100%. (Elaboración propia)

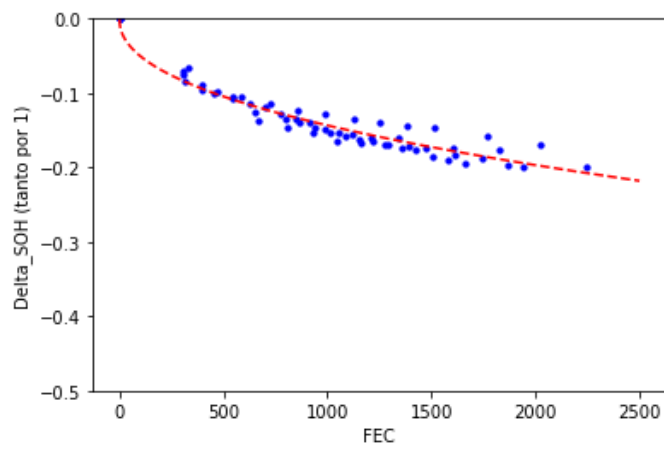


Figura 19. Ajuste conjunto de los tests con DOD del 60%. (Elaboración propia)

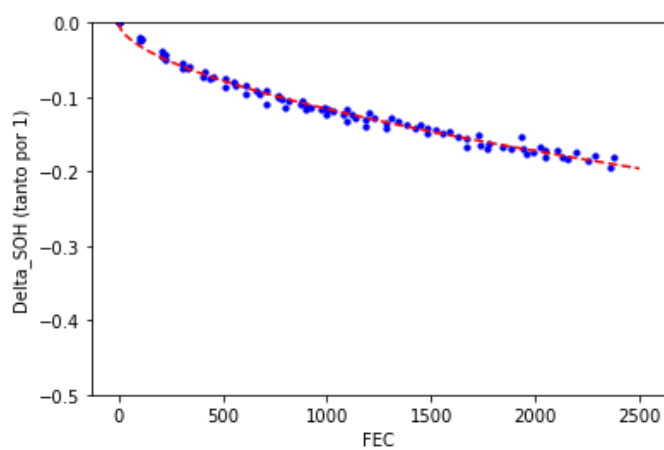
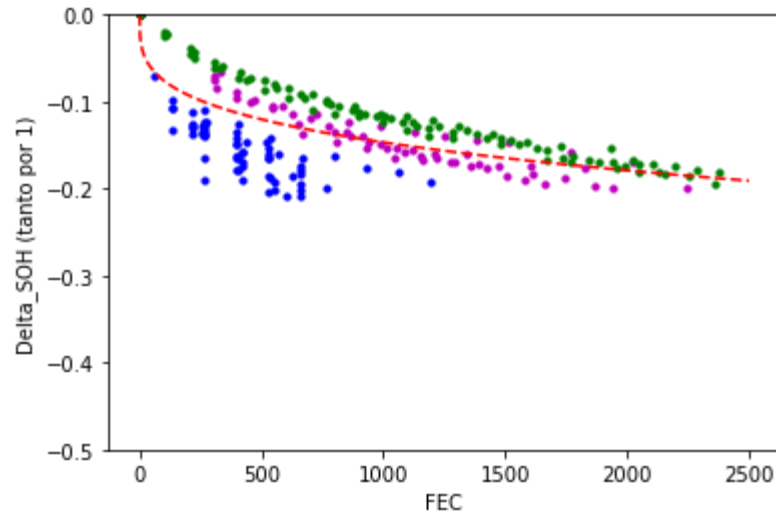


Figura 20. Ajuste conjunto de los tests con DOD del 20%. (Elaboración propia)

Los valores obtenidos son, para el conjunto del DOD del 100% un  $\alpha$  de 0,4064, para el del 60% un  $\alpha$  de 0,4562 y para el del 20% un  $\alpha$  de 0,5725. Estos 3 conjuntos se grafican en distintos colores (azul para el conjunto del DOD del 100%, magenta para el conjunto del DOD del 60% y verde para el conjunto del DOD del 20%) junto con el ajuste del  $\alpha$  total especificado anteriormente, en la *Figura 21*.



*Figura 21. Representación de los grupos con el mismo DOD respecto del ajuste de  $\alpha$  global.  
(Elaboración propia)*

Esta diferencia de resultados, entre el valor global de  $\alpha$  y el de cada conjunto por separado, viene dada por la caída de capacidad con DOD altos en los primeros ciclos y el alto número de ciclos que permiten los DOD bajos, de manera que el  $\alpha$  global deforma la gráfica en su comienzo, al intentar aproximarse a la caída brusca de capacidad, y en el final al intentar aproximarse a la horizontal. Es por ello que el valor de  $\alpha$  que se tomará será el de la media de los 3 conjuntos de distinto DOD, que es un parámetro más realista y que resulta en 0,4784.

Al conocer el valor de  $\alpha$ , se puede calcular el parámetro  $\delta$  para cada test sustituyendo en la *Ec. 5*. Los valores de  $\delta$  quedan reflejados en la *Tabla 7*, y tan solo se incluye el último *capacity check* de cada test, tal y como se explicó en el apartado 5.1.3.

<i>Test_ID</i>	$\delta$
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-3C_b	-0,01049345
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-1C_a	-0,0102375
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-1C_d	-0,010111
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-0.5C_a	-0,00986488
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-3C_a	-0,00974118
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-0.5C_b	-0,00939715
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-1C_c	-0,00938112
SNL_18650_NMC_35C_0-100_0.5-1C_a	-0,00933376
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-2C_a	-0,00927262
SNL_18650_NMC_35C_0-100_0.5-2C_a	-0,00907822
SNL_18650_NMC_35C_0-100_0.5-1C_d	-0,00867782
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-3C_d	-0,00829487
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-1C_b	-0,00820878
SNL_18650_NMC_35C_0-100_0.5-1C_c	-0,00802544
SNL_18650_NMC_35C_0-100_0.5-1C_b	-0,00775965
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-3C_c	-0,0076806
SNL_18650_NMC_35C_0-100_0.5-2C_b	-0,00736041
SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-2C_b	-0,00646045
SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-3C_a	-0,0056062
SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_c	-0,00539726
SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_b	-0,00533321
SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_a	-0,00496257
SNL_18650_NMC_25C_40-60_0.5-0.5C_a	-0,00476
SNL_18650_NMC_25C_40-60_0.5-3C_b	-0,00461248
SNL_18650_NMC_25C_40-60_0.5-0.5C_b	-0,00460668
SNL_18650_NMC_25C_40-60_0.5-3C_a	-0,00437575

*Tabla 7. Valores del parámetro  $\delta$  para cada test. (Elaboración propia).*

A partir de estos valores se concluye que, a menor DOD, menor  $\delta$ . Esto se puede explicar debido a lo establecido por la Ec. 5. Y es que, a igualdad de  $\Delta$ SOH, como las baterías con un menor DOD soportan una mayor cantidad de FEC, el  $\delta$  obtenido puede ser menor, que implica una menor degradación por cada ciclo de carga y descarga.

Por último, al conocer  $\delta$ , se puede ajustar la gráfica donde se sitúan este parámetro respecto al DOD, tal y como aparece en la *Figura 22*.

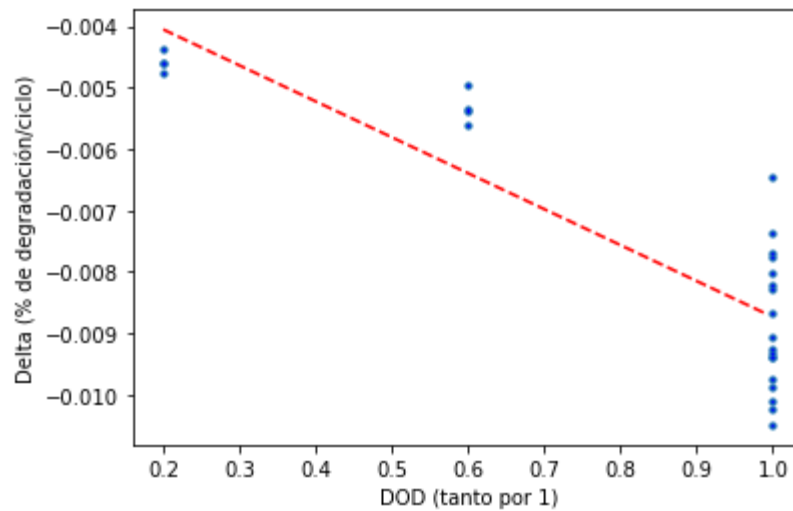


Figura 22. Ajuste de datos del parámetro  $\delta$  respecto al DOD. (Elaboración propia)

El resultado es el esperado, ya que la degradación es mayor conforme aumenta el DOD. La ecuación de la recta que sale de este ajuste se especifica en la Ec. 6:

$$\delta = -0,00585 * \text{DOD} - 0,00288 \quad \text{Ec. 6}$$

Despejando el valor de  $\delta$  mediante la igualación de las Ec. 5 y Ec. 6, se obtiene la Ec. 7, que será el modelo de degradación que se empleará en el siguiente apartado:

$$\Delta\text{SOH} = \text{FEC}^{\alpha} (-0,00585 * \text{DOD} - 0,00288) \quad \text{Ec. 7}$$

## 6.2. Resultados de los casos de uso

Para poder conocer cuál es el DOD debido a la conducción, es necesario conocer el consumo medio de cada VE por km recorrido. Esto se puede estimar a partir de los datos de [62]. Según el procedimiento WLTC, el estándar que permite ensayar los turismos para medir sus emisiones de contaminantes o su consumo, el consumo medio de un VE se sitúa en 0,1678 kWh/km.

Este consumo varía en función de diversos factores, entre ellos la masa del vehículo. Tomando la masa media en vacío de un VE como 1518,97 kg [62], se estudia cuánto se desvían de este valor los vehículos a estudiar, con su correspondiente afectación al consumo, según la Figura 23. Los puntos destacados en la recta son los especificados posteriormente en la Tabla 8.

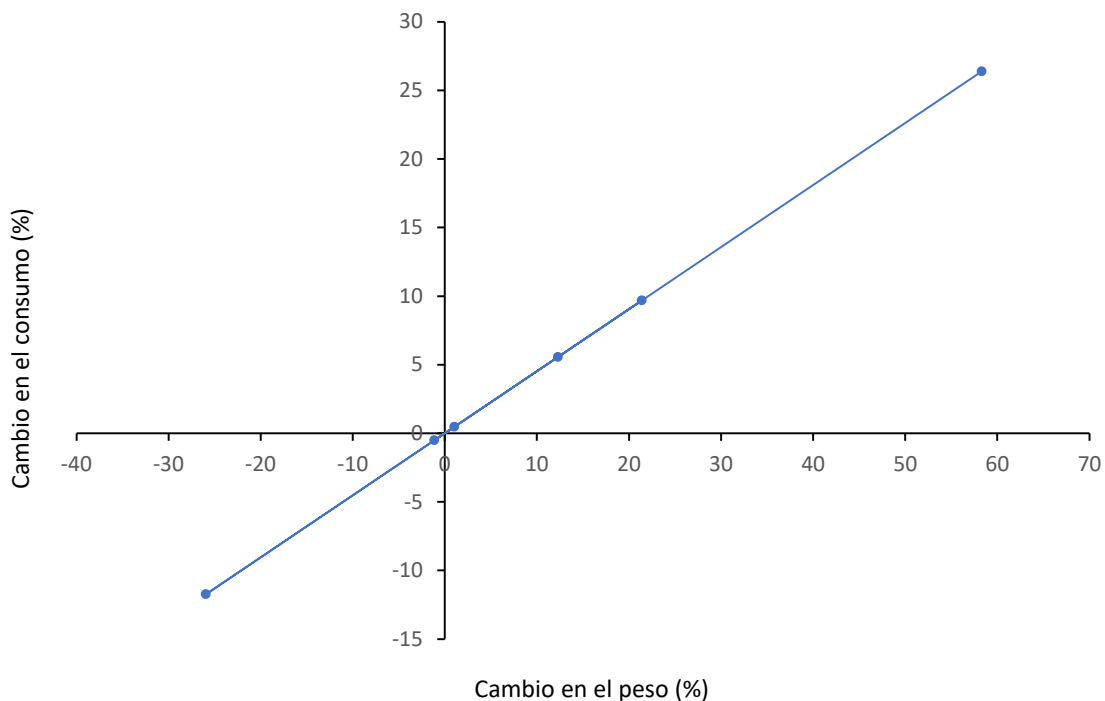


Figura 23. Variación del consumo medio de los VE respecto a su variación de peso. (Elaboración propia a partir de [62])

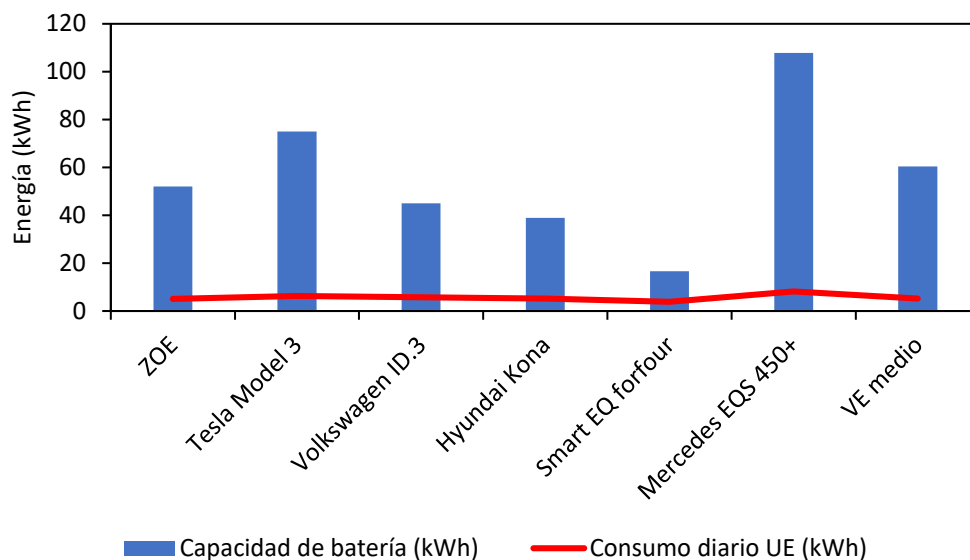
En la *Tabla 8*, se muestran la capacidad de batería de cada modelo de VE, su peso, su variación respecto al consumo medio y su consumo medio estimado.

Modelo de VE	Capacidad de batería (kWh)	Peso (kg)	Variación respecto al consumo medio	Consumo medio (kWh/km)
Renault Zoe (versión ZE50 R135)	52	1502 kg	-0,51%	0,1669
Tesla Model 3 (versión Performance)	75	1844 kg	9,68%	0,1840
Volkswagen ID.3 (versión Pure)	45	1706 kg	5,57%	0,1771
Hyundai Kona	39	1535 kg	4,78%	0,1686
Smart EQ forfour	16,7	1125 kg	-11,74%	0,1481
Mercedes EQS 450+	107,8	2405 kg	26,39%	0,2121
VE medio	60,4	1518,97 kg	0%	0,1678

Tabla 8. Capacidades y consumos de los VE a estudiar. (Elaboración propia a partir de [1] y [62])



Por otro lado, en la *Figura 24* se ilustra la comparación entre la capacidad de baterías y el consumo diario de conducción en la UE. De esta manera queda reflejado que la batería se utiliza por debajo de su capacidad.



*Figura 24. Capacidad de batería con respecto al consumo diario de conducción en la UE. (Elaboración propia)*

En cuanto a los modos de conducción, como se ha especificado en el apartado 5.2.1, se toman como datos de referencia los expuestos en [61]. Ahí se observa que en la UE se han recorrido de media por cada coche 13000 km en el año 2019, unos 31 km al día. En las otras 3 zonas geográficas a analizar, el recorrido medio por coche en España es de 29 km diarios, en Austria de 37,5 km y en Italia de 23,2 km.

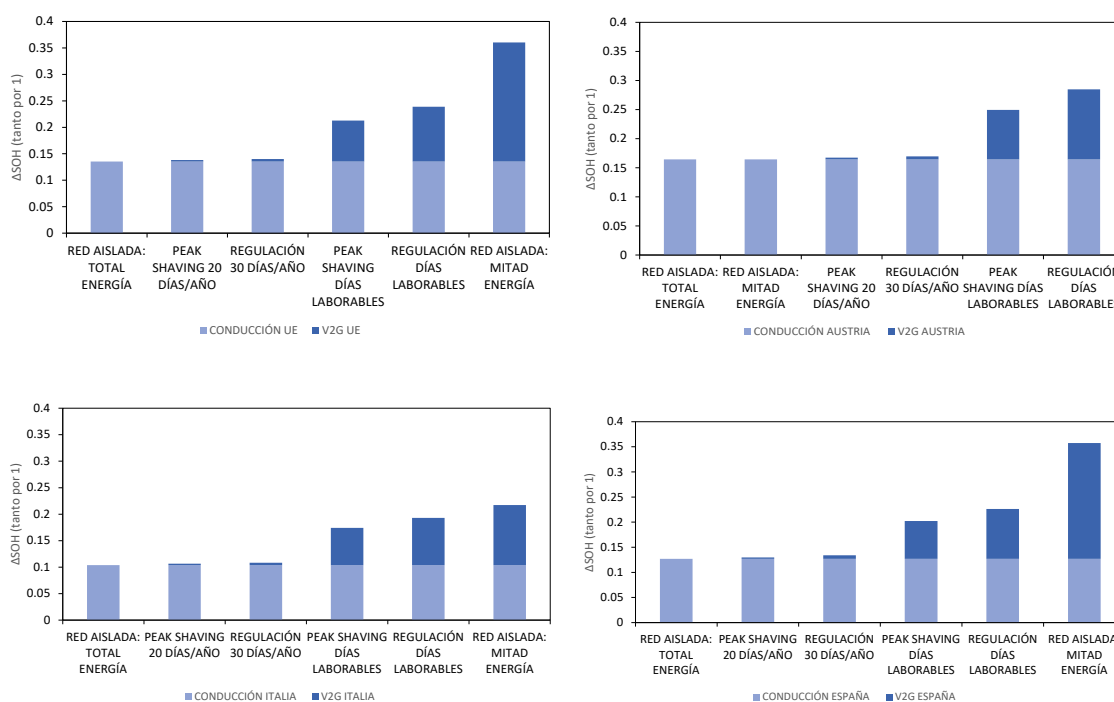
### 6.2.1. Cálculo de los casos de uso para cada modelo de VE

A partir de los valores del modelo obtenidos en la sección 6.1 y conociendo los datos de partida de los VE a estudiar presentes en la *Tabla 8*, se ilustra cuál es el SOH final para cada VE en función del caso de uso supuesto. Entre la *Figura 25* y la *Figura 31* se muestran los resultados graficados para cada VE y zona geográfica. Según el VE, se encuentran ordenados de menor a mayor capacidad de batería inicial, y dentro de estos, para cada zona geográfica, se ordenan de menor a mayor según el  $\Delta$ SOH de las aplicaciones de V2G.

En la presentación de resultados, estos se especifican por cada modelo, y dentro de ellos, se atiende a los aspectos más destacables de cada uno. En cuanto al análisis del  $\Delta$ SOH, este se discute de manera general con la suma del modo de conducción y de la aplicación del V2G, no de cada uno de ellos por separado.

Primeramente, cabe señalar que en todos los modelos estudiados, tanto la aplicación de V2G como el *peak shaving* o la regulación de frecuencia de manera esporádica a lo largo del año cuentan con una afectación negligible tras 10 años de servicio, siendo esta regulación siempre la aplicación que menos degrada, seguida del *peak shaving* esporádico.

En el caso del Smart, en la *Figura 25*, no se puede entregar el total de la energía diaria de una vivienda en ninguna de las zonas, ya que en algún momento a lo largo del tiempo estudiado, la capacidad de su batería será inferior a la suma de los consumos de la red aislada y la conducción, resultando en un DOD mayor que 1. Así, su aplicación más desfavorable sería la de entregar la mitad de la energía diaria de una vivienda, donde su  $\Delta SOH$  por separado es similar o mayor que el dedicado a la conducción. Incluso en Austria no podría aplicarse, al suceder lo mismo que en el caso de entregar el total de energía. El resto de casos se considerarían favorables, con  $\Delta SOH$  inferior al 0,3. En cuanto a zonas geográficas, destaca Italia, donde todas las aplicaciones cuentan con  $\Delta SOH$  inferior al 0,25 tras 10 años de servicio.



*Figura 25.  $\Delta SOH$  del Smart EQ según los casos de uso de V2G y zonas geográficas. (Elaboración propia)*

El Hyundai Kona, en la *Figura 26*, cuenta como aplicación más desfavorable la entrega del total de energía de la red aislada doméstica, destacando que la degradación producida por esta aplicación es más del doble de la que produce la conducción en solitario. Aunque su peor  $\Delta SOH$  se encuentra en Austria y ronda el 0,28, este es un valor todavía aceptable. El resto de

las aplicaciones se sitúan con un  $\Delta\text{SOH}$  alrededor del 0,20. Atendiendo a zonas geográficas, la más favorable es nuevamente Italia, con  $\Delta\text{SOH}$  que no superan el 0,15, mientras que la más desfavorable es Austria.

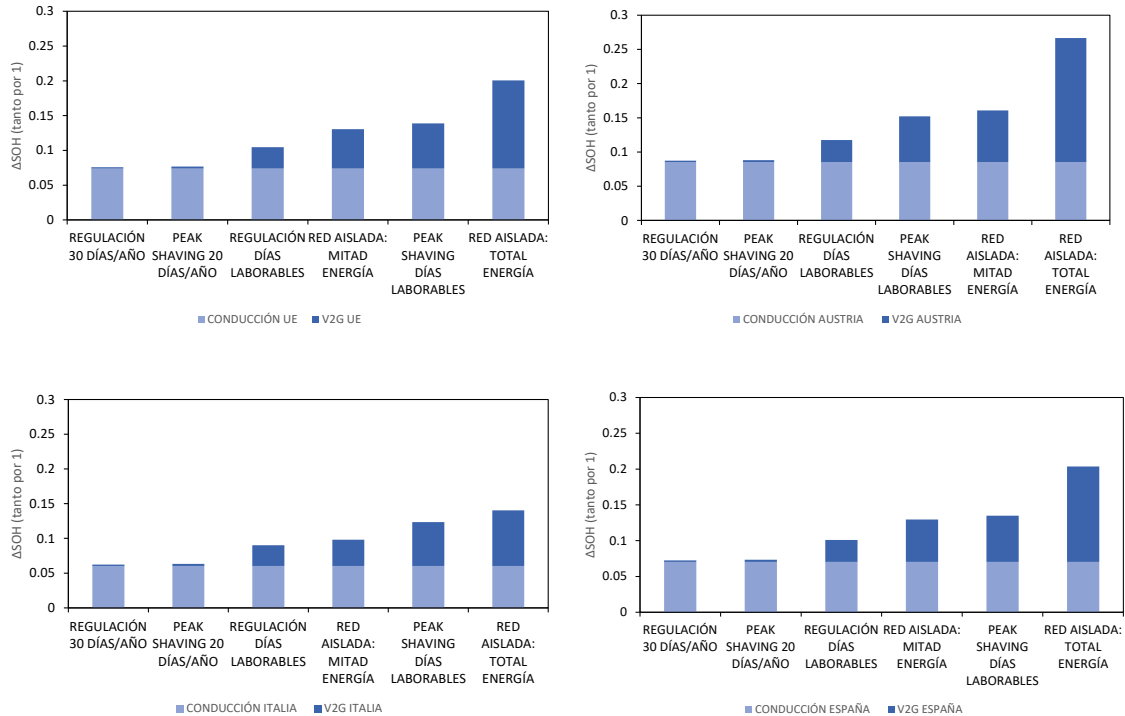
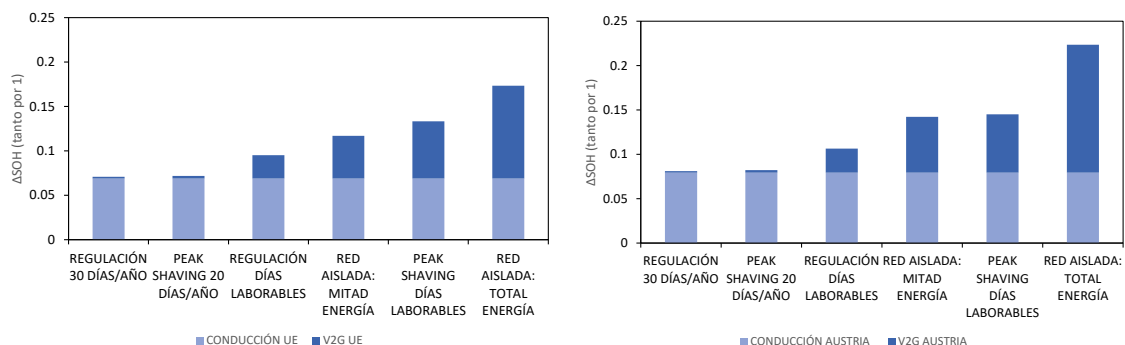


Figura 26.  $\Delta\text{SOH}$  del Hyundai Kona según los casos de uso de V2G y zonas geográficas. (Elaboración propia)

En el Volkswagen ID.3 de la Figura 27, ocurre algo similar al anterior modelo, pero con un  $\Delta\text{SOH}$  menor al contar con una capacidad de batería mayor. Así, se reduce a un 0,22 el  $\Delta\text{SOH}$  de la red aislada doméstica aportando el total de la energía en Austria. Otra diferencia con respecto al Kona es que la segunda aplicación más desfavorable es siempre el *peak shaving* en días laborables, mientras que en el modelo anterior esto no se cumplía en Austria, donde esta era la entrega de la mitad de energía en la red aislada doméstica.



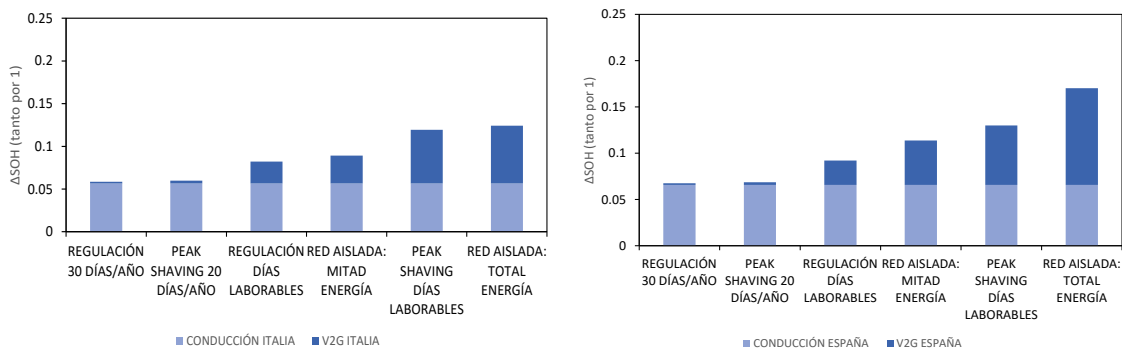


Figura 27. ΔSOH del Volkswagen ID.3 según los casos de uso de V2G y zonas geográficas. (Elaboración propia)

Para el Renault ZOE de la Figura 28, la tendencia se mantiene en cuanto a las aplicaciones más desfavorables, destacando que en todas ellas el ΔSOH es siempre menor a 0,20. Es remarcable que, en este modelo, en una zona como Italia este ΔSOH en las aplicaciones que más degradación producen se sitúan en valores cercanos a 0,10.

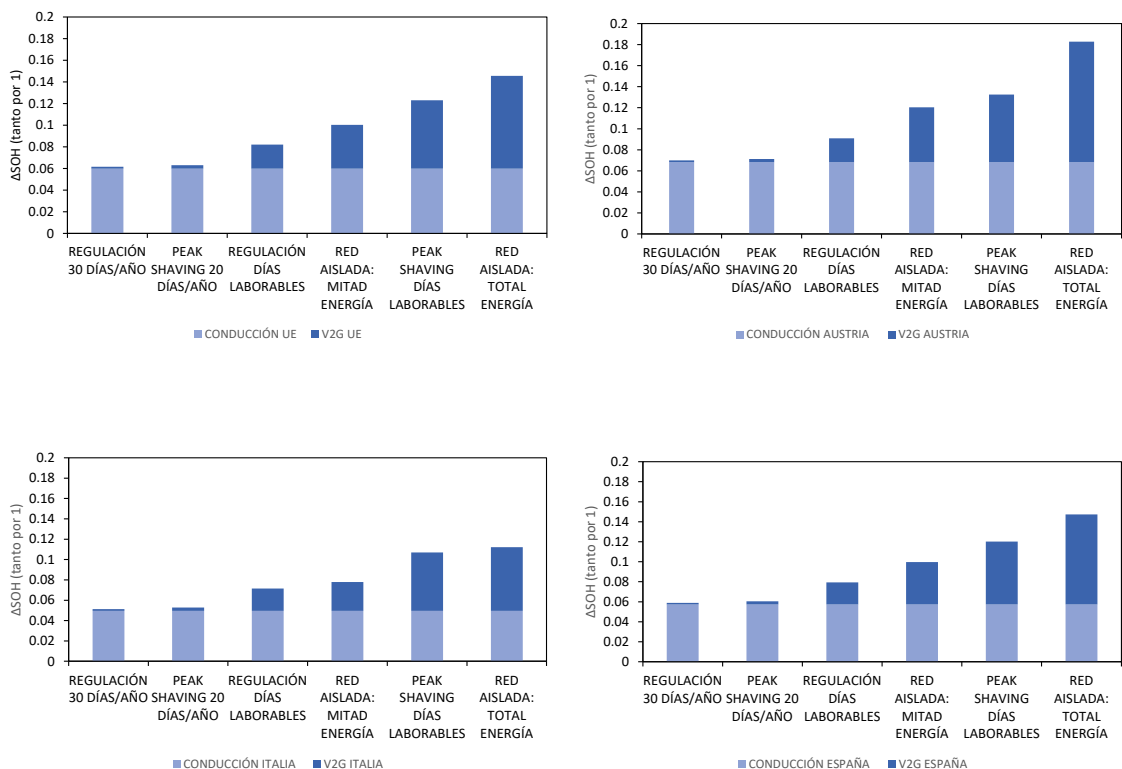
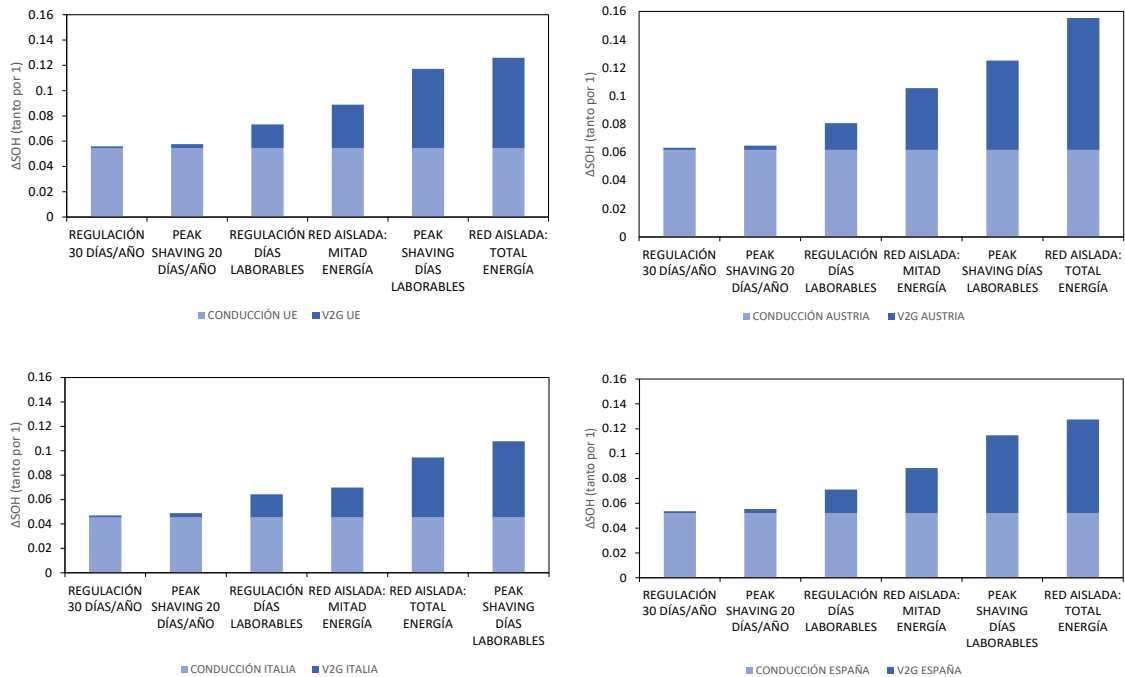


Figura 28. ΔSOH del Renault ZOE según los casos de uso de V2G y zonas geográficas. (Elaboración propia)

Con el estudio del vehículo medio de la *Figura 29*, comienza a observarse un cambio de tendencia, ya que en Italia el *peak shaving* en días laborables es el V2G que más degrada, con un valor similar al del ZOE, alrededor del 0,1 de  $\Delta$ SOH. Sin embargo, la reducción del  $\Delta$ SOH en la aplicación más desfavorable se mantiene, con un 0,15 para la red aislada doméstica entregando el total de la energía en Austria.



*Figura 29.  $\Delta$ SOH del vehículo medio según los casos de uso de V2G y zonas geográficas. (Elaboración propia)*

En el Tesla Model 3, en la *Figura 31*, el  $\Delta$ SOH más desfavorable deja de ser el del total de la energía de la red aislada, algo que solo se mantiene en Austria, que además devuelve el  $\Delta$ SOH máximo en un 0,13. Así, en el resto de las zonas el V2G más desfavorable pasa a ser el *peak shaving* en días laborables. Esto viene dado por la definición de las aplicaciones, ya que al definir el *peak shaving* como un DOD, a partir de una cierta capacidad, es más desfavorable una descarga con un DOD que con un consumo de kWh. En cuanto a los valores del *peak shaving*, estos no difieren mucho del modelo anterior en esta aplicación.

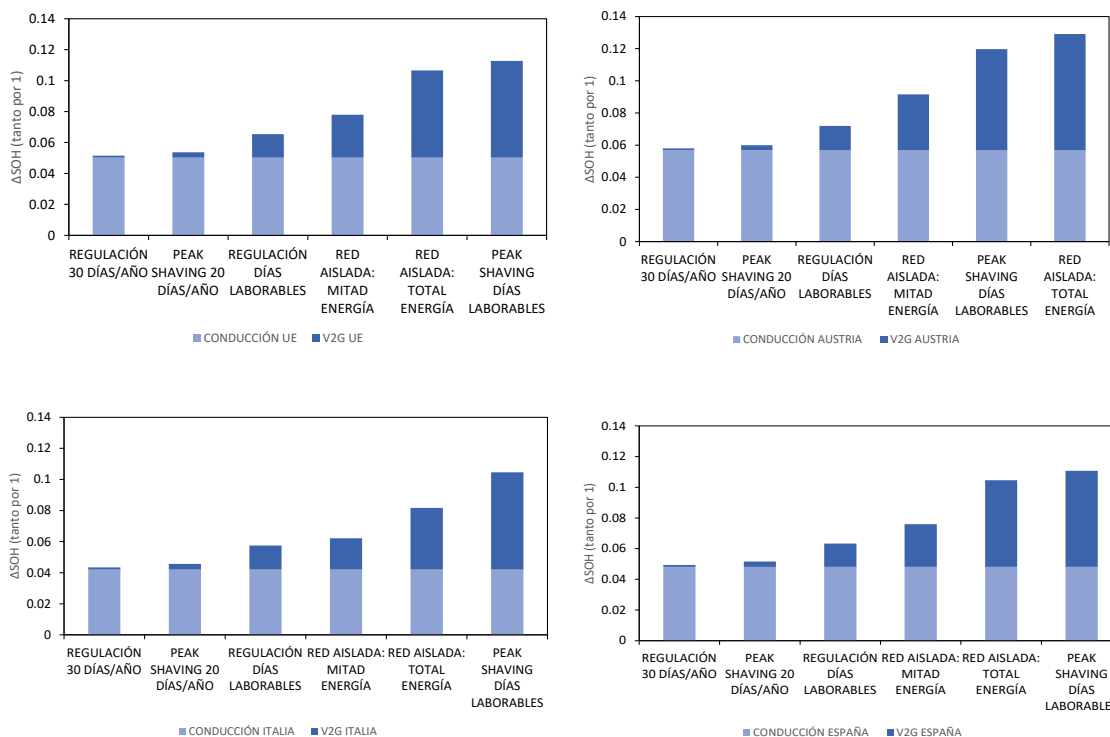
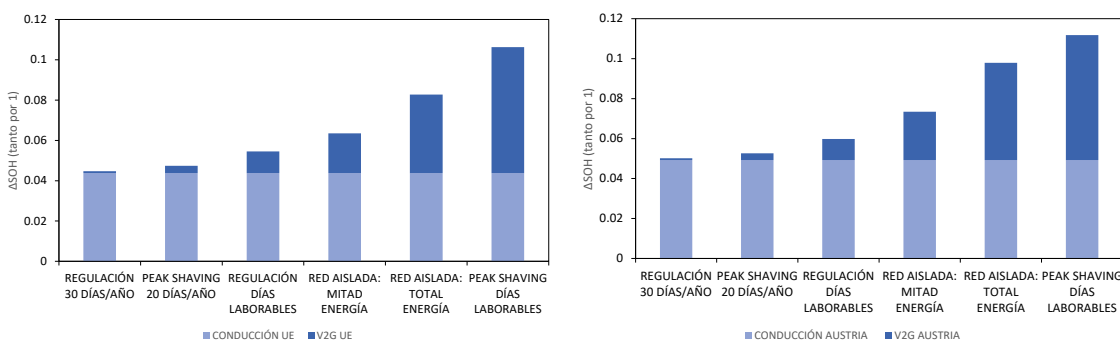


Figura 30. ΔSOH del Tesla Model 3 según los casos de uso de V2G y zonas geográficas. (Elaboración propia)

Por último, en el Mercedes EQS de la Figura 31, el *peak shaving* en días laborables se confirma como el V2G que más degradación causa. En todas las zonas geográficas toma un valor similar, cercano al 0,10 de ΔSOH. Al ser el VE con más capacidad de batería estudiado, las diferencias entre las aplicaciones son escasas, de un 6% entre la que más degrada y la que menos.



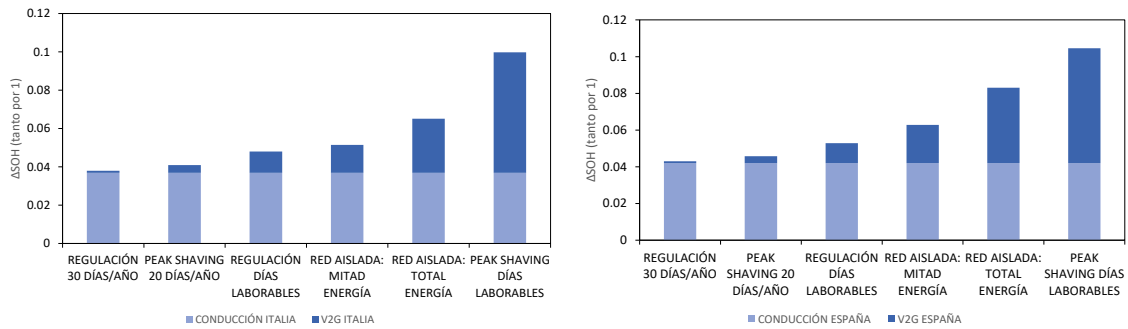


Figura 31.  $\Delta$ SOH del Mercedes EQS según los casos de uso de V2G y zonas geográficas. (Elaboración propia)

Los resultados obtenidos en este proyecto difieren ligeramente con los existentes en la literatura. La regulación de frecuencia y el *peak shaving* ocasional causan un 0,11% y un 0,32% de pérdida de capacidad media, respectivamente, según lo obtenido en el proyecto, en comparación con el 0,38% y 0,21% descrito en la literatura [55]. En cuanto a estos casos de V2G aplicados de manera semanal, se ha obtenido de media en el proyecto una pérdida de capacidad del 6,2% debido al *peak shaving* y 1,9% por la regulación de frecuencia, mientras que en la literatura se ha obtenido 3,62% y 5,6%, respectivamente.

Esta diferencia en los datos puede ser debida a la definición de las aplicaciones del V2G en cada uno de los casos a estudiar, ya que en este estudio se especifica un DOD del 20% para el *peak shaving* y un consumo de 3,5kWh en la regulación de frecuencia, mientras que en la literatura se toma un mayor rango de valores en lugar de unos valores fijos, además de tener en cuenta más parámetros para la creación del modelo de degradación, no solo el DOD como en este estudio. Además, en este proyecto no se tiene en cuenta la diferencia de demanda energética en función de la hora del día. De la misma manera, en la literatura no se tienen en cuenta ni la zona geográfica ni el tamaño de batería de los VE, algo que sí ocurre en este estudio. Esto hace que difieran más los resultados de estas aplicaciones a nivel semanal, pero no tanto a nivel ocasional.

## 7. Presupuesto

La duración total se establece en 300 horas, distribuidas a lo largo de 4 meses con 4 horas al día de dedicación excluyendo domingos y festivos. El salario medio de un ingeniero de entre 25 y 29 años en 2020 se sitúa en los 30000 €/año [64]. Este salario se calcularía para 1800 horas de trabajo anuales, resultando en 16,67 €/hora. Incluyendo un 35% de impuestos y seguridad social, se obtienen 22,5 €/hora.

Por otra parte, en 2022 el salario anual de un director de la investigación en la UPC es de 39472,32 €, mientras que el de una colaboradora es de 30241,98 € [65]. Esto implicaría, para 1800 horas anuales y aplicando el 35 % de impuestos y de seguridad social, en 29,6 €/hora y 22,68 €/hora, respectivamente.

En cuanto al equipo utilizado, tan solo se ha necesitado un ordenador portátil Lenovo IdeaPad S145. Teniendo en cuenta que su precio de compra ha sido de 400€ y se espera que tenga una vida útil de 4 años, su coste asociado al tiempo de duración del proyecto es de 33,33 €.

Los programas utilizados han sido Anaconda para programar el código Python y el paquete de Office. El primero de ellos es gratuito, mientras que el segundo tiene una licencia anual de 69€, con lo que su coste asociado es de 23€.

Por último, se incluyen los costes de internet, que son de 30 €/mes para un total de 120 €, mientras que los costes de la electricidad derivados del uso del ordenador son despreciables al consumir esta poca energía.

En la *Tabla 9* se especifica el desglose del presupuesto requerido para la realización de este proyecto:



	<i>Tiempo</i>	<i>Coste unitario</i>	<i>Subtotal</i>
<i>Dedicación personal</i>	300 horas	22,5 €/hora	6750 €
<i>Consulta con el tutor</i>	4 horas	29,6 €/hora	118,4 €
<i>Consulta con la co-tutora</i>	5 horas	22,68 €/hora	113,4 €
<i>Revisión del tutor</i>	20 horas	29,6 €/hora	592 €
<i>Revisión de la co-tutora</i>	20 horas	22,68 €/hora	453,6 €
<i>Ordenador portátil</i>	4 meses	100 €/año	33,33 €
<i>Licencia de Office</i>	4 meses	69 €/año	23 €
<i>Conexión a internet</i>	4 meses	30 €/mes	120 €
<b>Coste total</b>		<b>8203,73 €</b>	
<i>Margen de beneficio (20%)</i>		1640,75 €	
<b>Total antes de impuestos</b>		<b>9844,48€</b>	
<i>IVA (21%)</i>		2067,34€	
<b>Total</b>		<b>11911,82€</b>	

Tabla 9. Costes relacionados con el proyecto. (Elaboración propia).

## 8. Planificación

Para la realización del proyecto se ha seguido una planificación a lo largo de 4 meses. Esta planificación se refleja en la *Tabla 10*, donde se incluyen fecha de inicio y de final. Cada una de las tareas especificadas incluye la recopilación de información necesaria y la redacción de su correspondiente capítulo en la memoria del proyecto.

Tarea	Fecha inicio	Fecha final
Planificación	8/02/2022	10/02/2022
Introducción	11/02/2022	23/02/2022
Tratamiento de datos	24/02/2022	29/03/2022
Metodología	30/03/2022	26/04/2022
Resultados	27/04/2022	21/05/2022
Presupuesto	22/05/2022	24/05/2022
Impacto ambiental	25/05/2022	26/05/2022
Conclusiones	27/05/2022	31/05/2022

Tabla 10. Planificación del proyecto. (Elaboración propia)

Para una mejor visualización, en la *Figura 32* se incluye un diagrama de Gantt en función de los días que han pasado desde el inicio del proyecto:

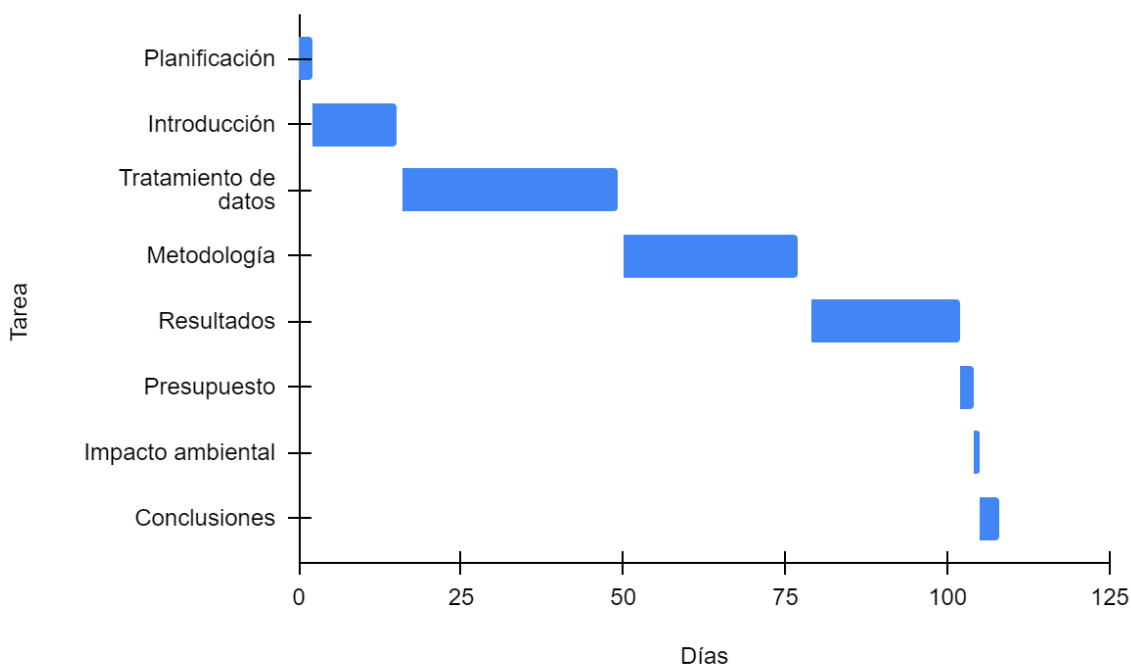


Figura 32. Diagrama de Gantt de la planificación del proyecto. (Elaboración propia)

## 9. Impacto medioambiental

El impacto medioambiental varía en función de los casos de uso que se decidan aplicar, al igual que de la zona geográfica y el VE que descargue la energía. En este apartado se centrará el consumo a nivel español y se tomará como referencia el VE medio.

Como se ha comentado en el apartado 4.4.3, las pérdidas debidas a la descarga de energía eléctrica a la red se suponen en un 30%. Estas pérdidas se incluyen en el *peak shaving* y la regulación de frecuencia. En cambio, para las aplicaciones de red aislada doméstica, no se incluye impacto medioambiental alguno, ya que la fuente de energía para la recarga del VE es renovable, de manera que la contaminación de CO<sub>2</sub> por cada kWh se considera nula.

Conociendo el consumo total anual debido a la aplicación de V2G correspondiente, es necesario multiplicarlo por las pérdidas debidas a la descarga a la red. Esto es debido a que es esta energía en forma de pérdidas lo que no será posible aprovechar como energía útil a partir de la red eléctrica. La energía de pérdidas, a su vez, se multiplica por el mix de la red eléctrica española en el año 2022, donde se consumen 259 g de CO<sub>2</sub> por cada kWh. Así, en la *Tabla 11* se muestran los distintos impactos de las aplicaciones de V2G a lo largo de un año.

<i>Aplicación V2G</i>	<i>Consumo total anual (kWh)</i>	<i>Pérdidas anuales (kWh)</i>	<i>Consumo CO<sub>2</sub> anual (kg)</i>
<i>Peak shaving días laborables</i>	2588,38	776,51	201,11
<i>Peak shaving días ocasionales</i>	245,37	73,61	19,06
<i>Regulación de potencia días laborables</i>	910	273	70,71
<i>Regulación de potencia días ocasionales</i>	364	109,2	28,28

*Tabla 11. Impacto medioambiental según aplicación de V2G. (Elaboración propia)*

## Conclusiones

Tras el análisis de los resultados, se puede concluir que la afectación al SOH de la batería del *peak shaving* o la regulación de frecuencia de manera esporádica es despreciable tras los 10 años preestablecidos.

Se observa una tendencia en la que, cuanto mayor es la capacidad de la batería, el *peak shaving* en días laborables es la aplicación que causa más degradación, mientras que cuanto menor es la capacidad, la aplicación más desfavorable es la red aislada doméstica entregando el total de la energía. Esto se explica por la definición de cada una de las aplicaciones, ya que, en la red aislada, el valor de entrada es un consumo, con lo que puede suceder que en algunos casos, si la batería tiene poca capacidad como la del Smart, el DOD sea mayor a 1 en algún momento. En cambio, en el *peak shaving* el valor de entrada es el DOD, de manera que a los VE con grandes baterías les afecta más que el consumo de la red aislada, que representaría un pequeño porcentaje de la capacidad de sus baterías.

Tomando el valor límite de 80% de SOH como el EOL de la batería, a partir de la capacidad del Renault (52 kWh) se puede aplicar cualquier tipo de V2G de los estudiados con la seguridad de contar, tras 10 años, con la capacidad de batería deseado. Sin embargo, si se rebaja ese valor límite del EOL hasta un 70% SOH, el Hyundai Kona (39 kWh) marcaría el límite para aplicar cualquier tipo de V2G. Incluso algunos tipos de V2G se podrían aplicar a un VE de tan pequeña capacidad como el Smart EQ (16,7 kWh) y aun así mantenerse por debajo del límite del 70% de SOH.

Atendiendo a zonas geográficas, la más desfavorable es Austria, con mayores consumos diarios que provocan menores SOH, mientras que la más favorable siempre es Italia, con unos consumos menores que provocan mayores SOH. En una situación intermedia se encuentran tanto la UE como España.

Ante estos resultados se puede concluir que, de manera general, la aplicación del V2G no implica una pérdida significativa del SOH de las baterías de los VE, lo cual permite un mejor aprovechamiento de la batería sin correr el riesgo de una rápida degradación, confirmando la viabilidad del V2G a largo plazo.

El aumento de la capacidad de las baterías en el futuro permitirá un mayor uso del V2G, con mayor tiempo de aplicación, DOD y consumo, pudiendo aumentarse el tiempo de vida útil de las baterías e incluso una reducción en el SOH que determine el EOL de la batería.

# Bibliografía

## Referencias bibliográficas

- [1] EV DATABASE. *Energy consumption of full electric vehicles cheatsheet* (n.d.). [<https://ev-database.org/cheatsheet/energy-consumption-electric-car>, 19 de abril de 2022]
- [2] Casals, L. C., Rodríguez, M., Corchero, C., & Carrillo, R. E. (2019). Evaluation of the end-of-life of electric vehicle batteries according to the state-of-health. *World Electric Vehicle Journal*, 10(4).
- [3] Noel, L., Zarazua de Rubens, G., Kester, J., & Sovacool, B. K. (2019). History, Definition, and Status of V2G. In *Vehicle-to-Grid* (pp. 1–31). Springer International Publishing.
- [4] EV DATABASE. *Peugeot e-208 price and specifications* (n.d.). [<https://ev-database.org/car/1583/Peugeot-e-208>, 9 de marzo de 2022]
- [5] AUTOEVOLUTION. *PEUGEOT 208 5 doors specs & photos - 2019, 2020, 2021, 2022* (n.d) [[https://www.autoevolution.com/cars/peugeot-208-5-doors-2019.html#aeng\\_peugeot-208-5-doors-2019-12l-puretech-100-8at-100-hp](https://www.autoevolution.com/cars/peugeot-208-5-doors-2019.html#aeng_peugeot-208-5-doors-2019-12l-puretech-100-8at-100-hp), 9 de marzo de 2022]
- [6] Terras, J. M., Sousa, D. M., Roque, A., Neves, A., AC-Energia, D., Superior Técnico, I., Lisbon CIEEE, T., Lisbon, T., & Av Rovisco Pais, I. (2011). Simulation of a commercial electric vehicle: dynamic aspects and performance. In *Proceedings of the 2011 14th European Conference on Power Electronics and Applications*.
- [7] NREL. *Batteries 101 Series: How to Talk About Batteries and Power-To-Energy Ratios | State, Local, and Tribal Governments* (n.d.). [<https://www.nrel.gov/state-local-tribal/blog/posts/batteries-101-series-how-to-talk-about-batteries-and-power-to-energy-ratios.html>, 18 de febrero de 2022]
- [8] Sundén, B. (2019). Thermal management of batteries. *Hydrogen, Batteries and Fuel Cells*, 93–110.
- [9] Fang S., Wang H. (2021). Optimization-Based Energy Management for Multi-energy Maritime Grids. In *Springer Series on Naval Architecture, Marine Engineering, Shipbuilding and Shipping* 11.
- [10] Epic Power. (n.d.). State of Charge, Health and Power in batteries. Definition

- [11] THE US SOLAR INSTITUTE. *Battery self-discharge* (n.d.). [<https://www.myussi.com/glossary/battery-self-discharge/>, 18 de febrero de 2022]
- [12] Pelletier, S., Jabali, O., Laporte, G., & Veneroni, M. (2017). Battery degradation and behaviour for electric vehicles: Review and numerical analyses of several models. *Transportation Research Part B: Methodological*, 103, 158–187.
- [13] *Energy Density and Specific Energy of Battery*. (n.d) [<https://sinovoltaics.com/learning-center/storage/energy-density-and-specific-energy-of-battery/>, 18 de febrero de 2022]
- [14] Andwari, A.M.; Pesiridis, A.; Rajoo, S.; Martinez-Botas, R.; Esfahanian, V. A review of Battery Electric Vehicle technology and readiness levels. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 2017, 78, 414–430.
- [15] Sree Lakshmi, G., Divya, G., & Sravani, G. (n.d.). *V2G Transfer of Energy to Various Applications*.
- [16] May, G. J., Davidson, A., & Monahov, B. (2018). Lead batteries for utility energy storage: A review. In *Journal of Energy Storage* (Vol. 15, pp. 145–157). Elsevier Ltd.
- [17] Institute of Electrical and Electronics Engineers., IEEE Power Electronics Society., & Denki Gakkai (1888). (2010). *IPEC-Sapporo 2010: the 2010 International Power Electronics Conference - ECCE Asia : June 21-21, 2010: Sapporo Convention Center, Japan*. [IEEE].
- [18] Bernard, P. (2009). SECONDARY BATTERIES – NICKEL SYSTEMS | Nickel–Cadmium: Sealed. *Encyclopedia of Electrochemical Power Sources*, 459–481.
- [19] Esd, A. / . (n.d.). *A Review of Battery Life-Cycle Analysis: State of Knowledge and Critical Needs Energy Systems Division*.
- [20] Beaudin, M., Zareipour, H., Schellenberglobe, A., & Rosehart, W. (2010). Energy storage for mitigating the variability of renewable electricity sources: An updated review. *Energy for Sustainable Development*, 14(4), 302–314.
- [21] Revankar, S. T. (2019). Chemical Energy Storage. *Storage and Hybridization of Nuclear Energy: Techno-Economic Integration of Renewable and Nuclear Energy*, 177–227.
- [22] Hariprakash, B., Shukla, A. K., & Venugoplan, S. (2009). SECONDARY BATTERIES – NICKEL SYSTEMS | Nickel–Metal Hydride: Overview. *Encyclopedia of Electrochemical Power Sources*, 494–501.
- [23] BLOOMBERGNEF *Battery Pack Prices Fall to an Average of \$132/kWh, But Rising*

*Commodity Prices Start to Bite* (n.d.). [<https://about.bnef.com/blog/battery-pack-prices-fall-to-an-average-of-132-kwh-but-rising-commodity-prices-start-to-bite/>, 19 de febrero de 2022]

- [24] CLEAN ENERGY INSTITUTE. *Lithium-Ion Battery*. (n.d.) [<https://www.cei.washington.edu/education/science-of-solar/battery-technology/>, 19 de febrero de 2022]
- [25] Qadrdan, M., Jenkins, N., & Wu, J. (2018). Smart Grid and Energy Storage. *McEvoy's Handbook of Photovoltaics: Fundamentals and Applications*, 915–928.
- [26] Meridian International Research (2005). 2007: Peak Oil The Electric Vehicle Imperative. Market Analysis Technology Assessment, 104-112.
- [27] Shamim, N., Thomsen, E. C., Viswanathan, V. v., Reed, D. M., Sprenkle, V. L., & Li, G. (2021). Evaluating zebra battery module under the peak-shaving duty cycles. *Materials*, 14(9).
- [28] ir Rik De Doncker, U. W., & Battery, Z. (n.d.). *Project: Storage Technologies for Hybrid Electric Buses*.
- [29] Stan, A. I., Swierczynski, M., Stroe, D. I., Teodorescu, R., & Andreasen, S. J. (2014). Lithium ion battery chemistries from renewable energy storage to automotive and back-up power applications - An overview. *2014 International Conference on Optimization of Electrical and Electronic Equipment, OPTIM 2014*, 713–720.
- [30] RESEARCHER AND RESEARCH. *Press Release — Global electric vehicle market review and outlook 2021 | Market and Strategy Research*. (n.d.). [<https://thernrcorp.com/index.php/2022/01/31/press-release-global-electric-vehicle-market-review-and-outlook-2021/>, 14 de marzo de 2022]
- [31] Dubarry, M., Qin, N., & Brooker, P. (2018). Calendar aging of commercial Li-ion cells of different chemistries – A review. In *Current Opinion in Electrochemistry* (Vol. 9, pp. 106–113). Elsevier B.V.
- [32] Thompson, A. W. (2018). Economic implications of lithium ion battery degradation for Vehicle-to-Grid (V2X) services. In *Journal of Power Sources* (Vol. 396, pp. 691–709). Elsevier B.V.
- [33] Xu, B., Oudalov, A., Ulbig, A., Andersson, G., & Kirschen, D. S. (2018). Modeling of lithium-ion battery degradation for cell life assessment. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 9(2), 1131–1140.

- [34] Wei, X., Zhu, B., & Xu, W. (2009). Internal resistance identification in vehicle power lithium-ion battery and application in lifetime evaluation. *2009 International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation, ICMTMA 2009*, 3, 388–392.
- [35] Zhang, J., & Zhang, X. (2020). A novel internal resistance curve based state of health method to estimate battery capacity fade and resistance rise. *2020 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo, ITEC 2020*, 575–578.
- [36] Markel, T., Meintz, A., Hardy, K., Chen, B., Bohn, T., Smart, J., Scoffield, D., Hovsopian, R., Saxena, S., Macdonald, J., Kiliccote, S., Kahl, K., & Pratt, R. (2015). *Multi-Lab EV Smart Grid Integration Requirements Study: Providing Guidance on Technology Development and Demonstration*.
- [37] Kempton, W., & Tomić, J. (2005). Vehicle-to-grid power fundamentals: Calculating capacity and net revenue. *Journal of Power Sources*, 144(1), 268–279.
- [38] Rafter, J. C. (n.d.). *Vehicle to Grid: An Economic and Technological Key to California's Renewable Future*.
- [39] California. (2014). *Vehicle-Grid Integration (VGI) Roadmap: Enabling vehicle-based grid services*
- [40] Zhang, C., Greenblatt, J. B., MacDougall, P., Saxena, S., & Jayam Prabhakar, A. (2020). Quantifying the benefits of electric vehicles on the future electricity grid in the midwestern United States. *Applied Energy*, 270.
- [41] PR-ELECTRONICS.NL. *Roadmap Electric Vehicles and Grid Integration (V1G versus V2G) | News*. (n.d) [<http://www.pr-electronics.nl/en/news/85/roadmap-electric-vehicles-and-grid-integration-v1g-versus-v2g/>, 18 de febrero de 2022]
- [42] Rajamand, S. (2020). Vehicle-to-Grid and vehicle-to-load strategies and demand response program with bender decomposition approach in electrical vehicle-based microgrid for profit profile improvement. *Journal of Energy Storage*, 32.
- [43] Buonomano, A. (2020). Building to Vehicle to Building concept: A comprehensive parametric and sensitivity analysis for decision making aims. *Applied Energy*, 261.
- [44] Liu, C., Chau, K. T., Wu, D., & Gao, S. (2013). Opportunities and challenges of vehicle-to-home, vehicle-to-vehicle, and vehicle-to-grid technologies. *Proceedings of the IEEE*, 101(11), 2409–2427.
- [45] Cheng, C. T., Cheng, X., Shen, J. J., & Wu, X. Y. (2015). Short-term peak shaving operation for multiple power grids with pumped storage power plants. *International*



*Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 67, 570–581.

- [46] CHADEMO ASSOCIATION. *CHAdEMO comments on the European Commission delegated act on publicly accessible e-bus charging standards* (n.d.). [<https://www.chademo.com/electric-buses/>, 8 de marzo de 2022]
- [47] Apostolaki-Iosifidou, E., Codani, P., & Kempton, W. (2017). Measurement of power loss during electric vehicle charging and discharging. *Energy*, 127, 730–742.
- [48] Noel, L., Zarazua de Rubens, G., Kester, J., & Sovacool, B. K. (2019). The Technical Challenges to V2G. In *Vehicle-to-Grid* (pp. 65–89). Springer International Publishing.
- [49] EV-VOLUMES. *The Electric Vehicle World Sales Database*. (n.d.). [<https://www.ev-volumes.com/datacenter/>, 23 de abril de 2022]
- [50] CAR SALES BASE. *European sales 2020 EV and PHEV* (n.d.). [<https://carsalesbase.com/european-sales-2020-ev-phev/>, 17 de febrero de 2022]
- [51] ACEA. *Passenger car registrations: -6.0% in January 2022* (n.d.). [<https://www.acea.auto/pc-registrations/passenger-car-registrations-6-0-in-january-2022/>, 3 de marzo de 2022]
- [52] ACEA. *Commercial vehicle registrations: -11.1% in January 2022* (n.d.). [<https://www.acea.auto/cv-registrations/commercial-vehicle-registrations-11-1-in-january-2022/>, 3 de marzo de 2022]
- [53] Axsen, J., & Kurani, K. S. (2013). Hybrid, plug-in hybrid, or electric-What do car buyers want? *Energy Policy*, 61, 532–543.
- [54] Energy Agency, I. (2021). *Global EV Outlook 2021 Accelerating ambitions despite the pandemic*.
- [55] Wang, D., Coignard, J., Zeng, T., Zhang, C., & Saxena, S. (2016). Quantifying electric vehicle battery degradation from driving vs. vehicle-to-grid services. *Journal of Power Sources*, 332, 193–203.
- [56] Guenther, C., Schott, B., Hennings, W., Waldowski, P., & Danzer, M. A. (2013). Model-based investigation of electric vehicle battery aging by means of vehicle-to-grid scenario simulations. *Journal of Power Sources*, 239, 604–610.
- [57] STANFORD UNIVERSITY. *Experimental Data Platform*. (n.d.). [<https://data.matr.io/1/projects/5c48dd2bc625d700019f3204>, 17 de marzo de 2022]

- [58] *BATTERYARCHIVE*. (n.d.). [<https://www.batteryarchive.org/list.html?time=0001>, 17 de marzo de 2022]
- [59] Olmos, J., Gandiaga, I., Saez-de-Ibarra, A., Larrea, X., Nieva, T., & Aizpuru, I. (2021). Modelling the cycling degradation of Li-ion batteries: Chemistry influenced stress factors. *Journal of Energy Storage*, 40.
- [60] Oliveira, D. B. S., Glória, L. L., Kraemer, R. A. S., Silva, A. C., Dias, D. P., Oliveira, A. C., Martins, M. A. I., Ludwig, M. A., Gruner, V. F., Schmitz, L., & Coelho, R. F. (2022). Mixed-Integer Linear Programming Model to Assess Lithium-Ion Battery Degradation Cost. *Energies*, 15(9), 3060.
- [61] ODYSSEE-MURE. *Change in distance travelled by car* (n.d.). [<https://www.odyssee-mure.eu/publications/efficiency-by-sector/transport/distance-travelled-by-car.html>, 19 de abril de 2022]
- [62] Canals Casals, L., Martinez-Laserna, E., Amante García, B., & Nieto, N. (2016). Sustainability analysis of the electric vehicle use in Europe for CO2 emissions reduction. *Journal of Cleaner Production*, 127, 425–437.
- [63] ODYSSEE MURE *Electricity consumption per dwelling*. (n.d.) [<https://www.odyssee-mure.eu/publications/efficiency-by-sector/households/electricity-consumption-dwelling.html>, 19 de abril de 2022]
- [64] *AJUNTAMENT DE BARCELONA. Els salaris a Barcelona* (n.d.). [<https://ajuntament.barcelona.cat/barcelonaeconomia/ca/mercat-de-treball/remuneracions-salarials/remuneracions-salarials>, 31 de mayo de 2022]
- [65] *UNIVERSITAT POLITÈCNICA DE CATALUNYA. Taules retributives de personal docente i investigador any 2022* (n.d.) [[https://www.upc.edu/transparencia/ca/publicitat-activa/informacio-de-personal/20220218\\_tables\\_retributives\\_del\\_personal\\_docent\\_i\\_investigador\\_any\\_2022.pdf](https://www.upc.edu/transparencia/ca/publicitat-activa/informacio-de-personal/20220218_tables_retributives_del_personal_docent_i_investigador_any_2022.pdf), 31 de mayo de 2022]

## Anexos

### Anexo 1: Extracto de tabla Excel antes de la creación del modelo

Ciclo	Capacidad (Ah)	Energía entre checks (Wh)	Delta_SOH	DOD	FEC	Test_ID
1	2,98	10,722	0	0,6	1	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_b
513	2,769	3139,897	-0,0708053	0,6	308	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_b
659	2,716	877,578	-0,0885906	0,6	394	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_b
794	2,688	820,741	-0,0979865	0,6	474	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_b
920	2,664	744,183	-0,1060402	0,6	546	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_b
1052	2,643	785,559	-0,1130872	0,6	623	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_b
1187	2,625	771,574	-0,1191275	0,6	698	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_b
1324	2,601	789,484	-0,1271812	0,6	775	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_b
1453	2,581	719,071	-0,1338926	0,6	845	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_b
1583	2,566	716,537	-0,1389261	0,6	915	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_b
1719	2,536	717,472	-0,1489932	0,6	985	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_b
1849	2,521	686,079	-0,1540268	0,6	1052	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_b
1981	2,515	698,028	-0,1560402	0,6	1120	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_b
2161	2,502	903,344	-0,1604026	0,6	1208	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_b
2418	2,502	1360,612	-0,1604026	0,6	1341	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_b
2677	2,46	1341,391	-0,1744966	0,6	1472	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_b
2932	2,459	1329,483	-0,1748322	0,6	1602	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_b
3371	2,455	2264,364	-0,1761745	0,6	1823	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_b
3628	2,385	1237,045	-0,1996644	0,6	1944	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_b
1	2,967	10,639	0	0,6	1	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_c
503	2,72	3276,506	-0,0832490	0,6	322	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_c

1039	2,569	2912,058	-0,1341422	0,6	607	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_c
1296	2,511	1395,743	-0,1536906	0,6	743	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_c
1428	2,346	592,713	-0,2093023	0,6	801	SNL_18650_NMC_25C_20-80_0.5-0.5C_c

## Anexo 2 : Código de Python para obtención de $\alpha$ global

```
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.optimize import curve_fit

path = r"C:\Users\pete_\OneDrive\Escritorio\tfm\datos baterias\Datos_NMC.xlsx"
data = pd.read_excel(path)
df = pd.DataFrame(data, columns= ["Delta_SOH", "FEC", "Test_ID", "DOD"])

def func_power(x,a,b):
    return a*x**b

popt, pcov = curve_fit(func_power, df["FEC"], df["Delta_SOH"])
plt.scatter(df["FEC"], df["Delta_SOH"],s=10, color = 'blue' )
x_plot = range(0,2500)
plt.plot(x_plot, func_power(x_plot, *popt), 'r--')
plt.xlabel("FEC")
plt.ylabel("Delta_SOH (tanto por 1)")
plt.ylim(-0.5,0)

plt.show()

S = popt[0]
alfa = popt[1]
```

### Anexo 3: Código de Python para obtención de $\alpha$ de cada test

```
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.optimize import curve_fit

path = r"C:\Users\pete_OneDrive\Escritorio\tfm\datos baterias\Datos_NMC_v2.xlsx"
data = pd.read_excel(path)
df = pd.DataFrame(data, columns= ["Delta_SOH", "FEC", "Test_ID", "DOD"])

df_test = df[df["Test_ID"] == "SNL_18650_NMC_35C_0-100_0.5-2C_b"]

def func_power(x,a,b):
    return a*x**b

popt, pcov = curve_fit(func_power, df_test["FEC"], df_test["Delta_SOH"])

plt.scatter(df_test["FEC"], df_test["Delta_SOH"],s=10, color = 'blue' )

x_plot = range(0,2500)

plt.plot(x_plot, func_power(x_plot, *popt), 'r--')

plt.xlabel("FEC")

plt.ylabel("Delta_SOH (tanto por 1)")
plt.ylim(-0.5,0)
plt.title("SNL_18650_NMC_25C_0-100_0.5-0.5C_b")

plt.show()

S = popt[0]
alfa = popt[1]
```

### Anexo 4: Código de Python para obtención de la ecuación del modelo de degradación

```
from numpy import arange
from scipy.optimize import curve_fit
from matplotlib import pyplot
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

url = r"C:\Users\pete_OneDrive\Escritorio\tfm\datos baterias\S_vs_DOD_NMC.xlsx"
dataframe = pd.read_excel(url, header=None)
data = pd.read_excel(url)
df = pd.DataFrame(data, columns= ["Delta_SOH", "FEC", "Test_ID", "DOD", "Delta"])

def objective(x, a, b):
    return a * x + b

x, y = df["DOD"], df["Delta"]
plt.scatter(x, y, s=10)

popt, _ = curve_fit(objective, x, y)
a, b = popt
print('y = %.5f * x + %.5f' % (a, b))
pyplot.scatter(x, y, s=0.5, color="blue")
x_line = arange(min(x), max(x), 0.01)
y_line = objective(x_line, a, b)
pyplot.plot(x_line, y_line, '--', color='red')
plt.xlabel("DOD (tanto por 1)")

plt.ylabel("Delta (% de degradación/ciclo)")

pyplot.show()
```

## Anexo 5: Código de Python para la resolución de los modos de conducción

```
alfa = 0.4784
capacidad_inicial= 52
consumo_diario=4.8401
delta_soh_inicial=0
suma_delta=0
fec_inicial=0

for var in range(1,3651):
    dod=(consumo_diario/(capacidad_inicial*(1+delta_soh_inicial)))
    fec_final = fec_inicial + dod
    delta_soh_final= (-0.00585 * dod - 0.00288)*(fec_final**alfa)
    delta_soh=delta_soh_final - delta_soh_inicial
    suma_delta= suma_delta + delta_soh
    fec_inicial = fec_final
    delta_soh_inicial=delta_soh_final
```

## Anexo 6: Código de Python para la resolución de la red aislada doméstica

```
consumo_v2g = 10.21
alfa = 0.4784
capacidad_inicial= 75
consumo_conduccion=5.704
delta_soh_inicial=0
suma_delta=0
fec_inicial=0

for var in range(1,3651):
    dod=((consumo_conduccion+consumo_v2g)/(capacidad_inicial*(1+delta_soh_inicial)))
    if dod <1:
        fec_final = fec_inicial + dod
        delta_soh_final= (-0.00585 * dod - 0.00288)*(fec_final**alfa)
        delta_soh=delta_soh_final - delta_soh_inicial
        suma_delta= suma_delta + delta_soh
        fec_inicial = fec_final
        delta_soh_inicial=delta_soh_final
    elif dod>=1:
        break
```

## Anexo 7: Código de Python para la resolución del *peak shaving* en días laborables

```
dod_v2g = 0.2
alfa = 0.4784
capacidad_inicial= 39
consumo_conduccion=5.2266
contador_semanal = 0
delta_soh_inicial=0
suma_delta=0
fec_inicial=0
dia_laborable = [1, 2, 3, 4, 5]
dia_festivo = [6, 7]

for var in range(1,3651):
    incluido_laborable = var - (contador_semanal*7) in dia_laborable
    incluido_festivo = var - (contador_semanal*7) in dia_festivo
    if incluido_laborable:
        dod=dod_v2g +(consumo_conduccion/(capacidad_inicial*(1+delta_soh_inicial)))
        fec_final = fec_inicial + dod
        delta_soh_final= (-0.00585 * dod - 0.00288)*(fec_final**alfa)
        delta_soh=delta_soh_final - delta_soh_inicial
        suma_delta= suma_delta + delta_soh
        fec_inicial = fec_final
        delta_soh_inicial=delta_soh_final
    elif incluido_festivo:
        dod=(consumo_conduccion/(capacidad_inicial*(1+delta_soh_inicial)))
        fec_final = fec_inicial + dod
        delta_soh_final= (-0.00585 * dod - 0.00288)*(fec_final**alfa)
        delta_soh=delta_soh_final - delta_soh_inicial
        suma_delta= suma_delta + delta_soh
        fec_inicial = fec_final
        delta_soh_inicial=delta_soh_final
    else:
        contador_semanal += 1
        dod=dod_v2g +(consumo_conduccion/(capacidad_inicial*(1+delta_soh_inicial)))
        fec_final = fec_inicial + dod
        delta_soh_final= (-0.00585 * dod - 0.00288)*(fec_final**alfa)
        delta_soh=delta_soh_final - delta_soh_inicial
        suma_delta= suma_delta + delta_soh
        fec_inicial = fec_final
        delta_soh_inicial=delta_soh_final
```

## Anexo 8: Código de Python para la resolución del *peak shaving* en días aleatorios

```

import random
dod_v2g = 0.2
consumo_conduccion=4.8894
capacidad_inicial=39
alfa = 0.4784
contador_anual=0
dias_año=range(1,366)
dias_fr=random.sample(dias_año,20)
dias_orden=sorted(dias_fr)
delta_soh_inicial=0
suma_delta=0
fec_inicial=0
contador=0
for var in range(1,3651):
    var_random=var -(contador_anual*365) in dias_orden
    if var%365 !=0:
        if not var_random:
            dod=(consumo_conduccion/(capacidad_inicial*(1+delta_soh_inicial)))
            fec_final = fec_inicial + dod
            delta_soh_final= (-0.00585 * dod - 0.00288)*(fec_final**alfa)
            delta_soh=delta_soh_final - delta_soh_inicial
            suma_delta= suma_delta + delta_soh
            fec_inicial = fec_final
            delta_soh_inicial=delta_soh_final
        elif var_random:
            dod=dod_v2g +(consumo_conduccion/(capacidad_inicial*(1+delta_soh_inicial)))
            fec_final = fec_inicial + dod
            delta_soh_final= (-0.00585 * dod - 0.00288)*(fec_final**alfa)
            delta_soh=delta_soh_final - delta_soh_inicial
            suma_delta= suma_delta + delta_soh
            fec_inicial = fec_final
            delta_soh_inicial=delta_soh_final
            contador=contador+1
    else:
        dias_fr=random.sample(dias_año,20)
        dias_orden=sorted(dias_fr)
        contador_anual+=1
        dod=(consumo_conduccion/(capacidad_inicial*(1+delta_soh_inicial)))
        fec_final = fec_inicial + dod
        delta_soh_final= (-0.00585 * dod - 0.00288)*(fec_final**alfa)
        delta_soh=delta_soh_final - delta_soh_inicial
        suma_delta= suma_delta + delta_soh
        fec_inicial = fec_final
        delta_soh_inicial=delta_soh_final

```



## Anexo 9: Código de Python para la resolución de la regulación de frecuencia en días laborables

```
consumo_v2g = 3.5
alfa = 0.4784
capacidad_inicial= 107.8
consumo_conduccion=6.1509
contador_semanal = 0
delta_soh_inicial=0
suma_delta=0
fec_inicial=0
dia_laborable = [1, 2, 3, 4, 5]
dia_festivo = [6, 7]

for var in range(1,3651):
    incluido_laborable = var - (contador_semanal*7) in dia_laborable
    incluido_festivo = var - (contador_semanal*7) in dia_festivo
    if incluido_laborable:
        dod=((consumo_conduccion+consumo_v2g)/(capacidad_inicial*(1+delta_soh_inicial)))
        fec_final = fec_inicial + dod
        delta_soh_final= (-0.00585 * dod - 0.00288)*(fec_final**alfa)
        delta_soh=delta_soh_final - delta_soh_inicial
        suma_delta= suma_delta + delta_soh
        fec_inicial = fec_final
        delta_soh_inicial=delta_soh_final
    elif incluido_festivo:
        dod=(consumo_conduccion/capacidad_inicial*(1+delta_soh_inicial))
        fec_final = fec_inicial + dod
        delta_soh_final= (-0.00585 * dod - 0.00288)*(fec_final**alfa)
        delta_soh=delta_soh_final - delta_soh_inicial
        suma_delta= suma_delta + delta_soh
        fec_inicial = fec_final
        delta_soh_inicial=delta_soh_final
    else:
        contador_semanal += 1
        dod=((consumo_conduccion+consumo_v2g)/(capacidad_inicial*(1+delta_soh_inicial)))
        fec_final = fec_inicial + dod
        delta_soh_final= (-0.00585 * dod - 0.00288)*(fec_final**alfa)
        delta_soh=delta_soh_final - delta_soh_inicial
        suma_delta= suma_delta + delta_soh
        fec_inicial = fec_final
        delta_soh_inicial=delta_soh_final
```

## Anexo 10: Código de Python para la resolución de la regulación de frecuencia en días aleatorios

```

import random
consumo_v2g=3.5
consumo_conduccion=4.5911
capacidad_inicial=16.7
alfa = 0.4784
contador_anual=0
dias_año=range(1,366)
dias_fr=random.sample(dias_año,30)
dias_orden=sorted(dias_fr)
delta_soh_inicial=0
suma_delta=0
fec_inicial=0
contador=0
for var in range(1,3651):
    var_random=var -(contador_anual*365) in dias_orden
    if var%365 !=0:
        if not var_random:
            dod=(consumo_conduccion/(capacidad_inicial*(1+delta_soh_inicial)))
            fec_final = fec_inicial + dod
            delta_soh_final= (-0.00585 * dod - 0.00288)*(fec_final**alfa)
            delta_soh=delta_soh_final - delta_soh_inicial
            suma_delta= suma_delta + delta_soh
            fec_inicial = fec_final
            delta_soh_inicial=delta_soh_final
        elif var_random:
            dod=((consumo_conduccion+consumo_v2g)/(capacidad_inicial*(1+delta_soh_inicial)))
            fec_final = fec_inicial + dod
            delta_soh_final= (-0.00585 * dod - 0.00288)*(fec_final**alfa)
            delta_soh=delta_soh_final - delta_soh_inicial
            suma_delta= suma_delta + delta_soh
            fec_inicial = fec_final
            delta_soh_inicial=delta_soh_final
            contador=contador+1
    else:
        dias_fr=random.sample(dias_año,30)
        dias_orden=sorted(dias_fr)
        contador_anual+=1
        dod=(consumo_conduccion/(capacidad_inicial*(1+delta_soh_inicial)))
        fec_final = fec_inicial + dod
        delta_soh_final= (-0.00585 * dod - 0.00288)*(fec_final**alfa)
        delta_soh=delta_soh_final - delta_soh_inicial
        suma_delta= suma_delta + delta_soh
        fec_inicial = fec_final
        delta_soh_inicial=delta_soh_final

```