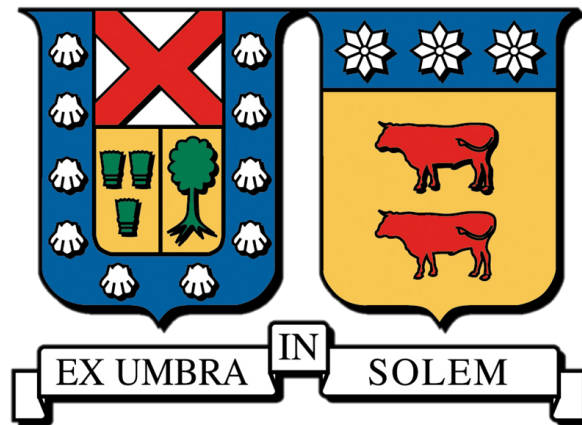


UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA
SANTIAGO - CHILE



DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UNA ESTRATEGIA PARA DETERMINAR EL ESTADO DE CARGA Y ESTADO DE POTENCIA EN BATERÍAS DE LITIO PARA USO EN ELECTROMOVILIDAD

FRANCO ALESSANDRO CASSIGOLI BEJARES

MEMORIA DE TITULACIÓN PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO
CIVIL ELECTRICISTA

PROFESOR PATROCINANTE (1) : ANTONIO SÁNCHEZ SQUELLA
PROFESOR PATROCINANTE (2) : FELIPE MORALES FLORES

17 de junio de 2025



CONSTANCIA DE VALIDACIÓN Y CONFIDENCIALIDAD DE MONOGRAFÍA A REPOSITORIO ACADÉMICO

1.- IDENTIFICACIÓN DEL TRABAJO ACADÉMICO

Tipo de monografía (marcar una opción): Memoria o trabajo de título; Tesis de Postgrado;

Título del trabajo: Diseño e implementación de una estrategia para determinar el estado de carga y estado de potencia en baterías de litio para uso en electromovilidad

Nombre del candidato(a): Franco Alessandro Cassigoli Bejares

Carrera / Grado: Ingeniería Civil Eléctrica

Campus: Santiago San Joaquín ; **Departamento:** Ingeniería Eléctrica

2.- VALIDACIÓN DEL PROFESOR GUÍA/DIRECTOR DE TESIS

Yo, Antonio Sánchez Squella, en mi calidad de profesor(a) guía/director(a) del trabajo académico mencionado anteriormente **DEJO CONSTANCIA** que:

- He revisado esta versión del documento y corresponde a la versión final aprobada del trabajo.
- El trabajo cumple con los requisitos académicos y de formato establecidos por la institución

3.- EVALUACIÓN DE CONFIDENCIALIDAD POR PROPIEDAD INDUSTRIAL

El trabajo **NO contiene información que amerite confidencialidad** y puede ser publicado de inmediato en repositorio con acceso abierto.

El trabajo **CONTIENE** información con potenciales implicancias de propiedad industrial o intelectual y requiere un periodo de confidencialidad (embargo) por:

6 meses; 12 meses; 2 años; 3 años; 5 años; 10 años

Fundamentación de la necesidad de confidencialidad (obligatorio si se solicita embargo):

4.- FIRMAS

Profesor(a) guía o director(a) de memoria o tesis:

Fecha: 14/08/2025 ; Firma: 

Estudiante o Candidato(a):

Fecha: 14/08/2025 ; Firma: 

Este formulario debe ser insertado como página 2 de la memoria o tesis, completado y firmado por estudiante y profesor(a) antes de la entrega en portal PRISMA de Biblioteca USM.

*«Y seguiremos trabajando en el problema que sabemos que nunca resolveremos
De los restos disparejos del amor, nuestras vidas son fracciones de un todo
Pero si el mundo pudiera quedarse dentro de un marco como una pintura en la pared
Entonces creo que veríamos la belleza, y nos quedaríamos mirando con asombro
A nuestras vidas quietas, posando como un cuenco de naranjas
Como una historia contada por las fallas de la tierra.»
— Conor Oberst (Bright Eyes)*

*«Y cuando la tormenta de arena haya pasado,
tú no comprenderás cómo has logrado cruzarla con vida.
¡No! Ni siquiera estarás seguro de que la tormenta haya cesado de verdad.
Pero una cosa sí quedará clara. Y es que la persona que surja de la tormenta
no será la misma persona que penetró en ella.
Y ahí estriba el significado de la tormenta de arena.»
— Haruki Murakami*

Agradecimientos

Agradezco a todas las personas que dejaron indirectamente su huella en las palabras contenidas en este trabajo de memoria, a todo quien haya formado parte en moldear al tipo de persona en que me he convertido en los últimos años y a todo gesto humano que me ha ayudado a impulsarme a través de mi vida universitaria y personal.

Agradezco profundamente a mis profesores y miembros de la universidad por su aporte esencial para mi formación académica y profesional, por inspirarme en distintas etapas de mi carrera con su motivación y disposición a la docencia. Igualmente a mis compañeros con quienes vivimos experiencias desafiantes pero también enriquecedoras para nuestros futuros. Adicionalmente, personas importantes para mi vida y para esta etapa; como mis amigos personales, mis compañeros de música y mi Javiera se han convertido en gente de quienes también he podido aprender bastante, que son ejemplos de personas con una esencia invaluable, integridad y por las cuales siento una particular admiración. Cada uno de ellos sabe que en los momentos más importantes me han brindado un apoyo único para estar aquí, superar las adversidades y llenarme de confianza y valor con su amistad y cariño.

De forma especial y afectuosa, agradezco a mi familia, sobre todo a mis padres Vanessa y Jorge y a mi hermana Danitza. Su apoyo incondicional ha sido mi piso y soporte fundamental a lo largo de mi vida. Me han permitido convertir la angustia y la inseguridad en fortaleza, confianza y conciencia de mis habilidades, valores y virtudes. Los 1000 kilómetros de separación no impiden que su amor y sabiduría viajen a la mente y al corazón de este estudiante.

Índice general

Capítulo 1 Introducción	1
1.1 Motivación y justificación	1
1.2 Objetivos	4
1.3 Estructura del documento	4
Capítulo 2 Marco teórico y revisión de literatura	6
2.1 Términos importantes	6
2.1.1 Celda vs. batería	6
2.1.2 Tensión en terminales y tensión en circuito abierto de la batería	6
2.1.3 Capacidad de batería nominal y real	7
2.1.4 Tasa de carga/descarga C	7
2.1.5 Energía y potencia	7
2.1.6 Carga/descarga en modo CC-CV	7
2.2 Vehículos eléctricos	8
2.3 Baterías en los vehículos eléctricos	9
2.4 Sistemas de gestión de baterías	10
2.5 Baterías de ion-litio: Principios de funcionamiento	11
2.6 Modelos de baterías	12
2.6.1 Modelo electroquímico	13
2.6.2 Modelo de circuito equivalente	14
2.7 Estado de carga - SoC	18
2.7.1 Estimación del SoC: Métodos de medición directa	19
2.7.2 Estimación del SoC: Métodos de medición indirecta	22
2.8 Estado de potencia - SoP	26
2.8.1 Modos de operación máxima - MOP	27
2.9 Ensayos en baterías	31
Capítulo 3 Estrategia diseñada para la estimación del SoC y SoP	35
3.1 Formulación del modelo y ecuaciones	36
3.2 Identificación de parámetros del modelo	37
3.3 Estimación del SoC: Filtro de Kalman	40
3.4 Estimación del SoP: Algoritmo de multi-restricción	41
3.5 Equipamiento y montaje experimental	43
Capítulo 4 Resultados y discusiones	48
4.1 Resultados experimentales y simulaciones	48
4.1.1 Ensayo HPPC	48
4.1.2 Identificación de parámetros del modelo	49



4.1.3	Respuesta del modelo en tensión	50
4.1.4	Estimación de SoC	51
4.1.5	Ensayo dinámico	52
4.1.6	Verificación del método y comparación con BMS comercial	52
4.1.7	Estimación del SoC ante el remplazo de la batería	54
4.1.8	Estimación con error inicial de SoC	56
4.1.9	Estimación de SoP	57
4.2	Discusiones	60
Capítulo 5 Conclusiones		63
Anexos		65

Índice de figuras

2.1	Ejemplo de carga de batería mediante el esquema CC-CV.	8
2.2	Estructura básica y principio de funcionamiento de una batería de ion-litio [7].	11
2.3	Diagrama esquemático del modelo P2D [7].	13
2.4	Diagrama del modelo de circuito equivalente	16
2.5	Mapa de densidad de curvas SoC-OCV para diferentes químicas de baterías [39].	19
2.6	Diferencia de la curva SoC-OCV en el proceso de carga y descarga [7].	20
2.7	Curva SoC-OCV a diferentes temperaturas [7].	20
2.8	Ejemplo de diagrama de Nyquist obtenido de ensayo EIS [41].	22
2.9	Diagrama de flujo general del algoritmo KF para la estimación del SoC.	25
2.10	Comportamiento de peak de descarga bajo: a) MOP-CC b) MOP-CV [14].	28
2.11	Comportamiento de peak de descarga bajo MOP-CCCV [14].	29
2.12	Comportamiento de peak de descarga y carga bajo MOP-CP [14].	30
2.13	Gráfico ilustrativo de las mediciones del ensayo HPPC.	33
2.14	Perfiles de corriente de ciclos de conducción [7].	34
3.1	Circuito equivalente para el modelo de batería	37
3.2	Ejemplo de un ciclo individual de tensión para un SoC específico [58].	39
3.3	Montaje experimental de ensayo HPPC	44
3.4	Diagrama de flujo del ensayo HPPC realizado.	46
3.5	Montaje experimental de ensayo dinámico	47
3.6	Conexiones del BMS.	47
4.1	Resultados de ensayo HPPC	48
4.2	Parámetros característicos en relación al SoC.	50
4.3	Respuesta de tensión del modelo y error comparativo.	51
4.4	Respuesta de SoC del modelo y error comparativo.	51
4.5	Resultados de ensayo dinámico.	52
4.6	Respuesta de tensión del modelo y error comparativo de ensayo dinámico.	53
4.7	Respuesta de SoC del modelo y error comparativo de ensayo dinámico.	54
4.8	Estimación del SoC ante desconexiones e intercambio de celdas.	55
4.9	Impacto de error inicial de SoC.	56
4.10	Corriente máxima y SoP. Ensayo HPPC.	58
4.11	Corriente máxima y SoP. Ensayo dinámico.	58
4.12	Impacto de ventana de predicción para estimación del SoP. Ensayo HPPC.	59
4.13	Impacto de ventana de predicción para estimación del SoP. Ensayo dinámico.	59



Índice de tablas

2.1	Comparación de tipos de baterías [5],[21],[22],[23].	9
2.2	Comparativa entre modelos electroquímicos y modelos de circuitos equivalentes.	17
3.1	Pasos del algoritmo EKF	40
3.2	Especificaciones técnicas de celda ion-litio.	44
4.1	Rangos de parámetros identificados	49
4.2	Tiempos de convergencia de estimación con error inicial	57

Capítulo 1

Introducción

1.1. Motivación y justificación

En la actualidad, distintos sectores industriales se han esmerado en desarrollar soluciones para aportar a la reducción de las emisiones de gases de efecto invernadero provenientes de los combustibles fósiles. Estas emisiones han generado impactos significativos en el clima, con efectos observados en ecosistemas terrestres, de agua dulce y marinos, como lo ha documentado en profundidad el Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático (IPCC, por su sigla en inglés) [1]. Diversas estrategias han sido implementadas a nivel internacional para mitigar estos efectos. Entre ellas se encuentran la reducción y eliminación de subsidios a los combustibles fósiles, la introducción de impuestos al carbono para desincentivar su uso, y los planes de neutralidad de carbono, que buscan alcanzar un equilibrio entre las emisiones generadas y las compensadas [2].

En este contexto, la electrificación del transporte ha cobrado relevancia como una de las estrategias clave para reducir la dependencia de los combustibles fósiles y disminuir las emisiones de gases de efecto invernadero. Chile, junto a otros países que forman parte de las mayores economías del mundo, es miembro de la Iniciativa de Vehículos Eléctricos (EVI, por su sigla en inglés), un foro de políticas multigubernamentales dedicado a acelerar la introducción y adopción de vehículos eléctricos en todo el mundo [3]. En conjunto con los planes proyectados a largo plazo en esta materia, el Ministerio de Energía está desarrollando estrategias para que en el año 2035 todos los vehículos pequeños y medianos, las incorporaciones al transporte público y las ventas de maquinaria móvil mayor sean de cero emisiones [4].

De este modo, el estudio y desarrollo de los vehículos eléctricos y sus componentes es vital para que esta creciente industria sea viable, especialmente en términos de operación y mantenimiento. Hoy en día, las baterías con mayor presencia en este tipo de vehículos son las baterías de ion-litio. Las potenciales ventajas de estas baterías motivan a los fabricantes de vehículos eléctricos a usarlas como el recurso primario para los sistemas de almacenamiento de energía debido a sus convenientes características técnicas, las cuales han permitido desplazar el uso de baterías convencionales como las baterías de plomo-ácido o níquel-cadmio [5]. Las baterías de ion-litio son las más utilizadas principalmente por su buen desempeño que presentan tanto a nivel electroquímico, alta densidad de energía, extendidos ciclos de vida, amigabilidad con el medioambiente y eficiencia energética [6]; por lo que son ampliamente comercializadas en este tipo de aplicaciones. Aun así, esta tecnología se encuentra en constante mejora. Sus altos costos de inversión comparados con otros tipos de baterías, su naturaleza altamente dinámica

y su comportamiento no lineal limitan su aplicación exitosa en los vehículos eléctricos. Si a esto se agrega la inevitable degradación que altera las características de las baterías, se hace crucial estudiar y entender los fenómenos físicos asociados a las baterías de litio y su uso en la industria.

Ante esto, en los vehículos eléctricos se incorpora un componente fundamental que es el Sistema de Gestión de Baterías (BMS - *Battery Management System*). Los objetivos del BMS son mantener a los vehículos eléctricos dentro de un área segura de operación, asegurar la confiabilidad del sistema de baterías, proveer información sobre su estado para el control del vehículo y gestión de la energía, permitiendo tomar acciones apropiadas en condiciones anormales. El BMS logra esto recopilando información clave de la batería, como la tensión en terminales, la corriente y la temperatura, así como otros datos adicionales del paquete de baterías y de cada celda en tiempo real. Esta información es de alta utilidad para la implementación de algoritmos destinados a la estimación de los diferentes estados de la batería. El estado de carga (SoC), estado de salud (SoH), estado de potencia (SoP), estado de energía (SoE) y la vida útil restante (RUL) son algunos parámetros importantes que describen la condición actual de la batería y sus capacidades de entrega de energía [7]. Estos estados no pueden ser medidos de forma directa a diferencia de la tensión o la corriente, por lo que se requieren técnicas elaboradas de estimación, las cuales son aplicadas por los BMS. Conocer los distintos estados de la batería en tiempo real de operación provee información relevante para la toma de decisiones del conductor y permite gestionar adecuadamente el desempeño de las baterías mediante su esquema de conducción y optimizar lo mejor posible su rendimiento. De acuerdo a los alcances del presente trabajo, este documento se centrará principalmente en la estimación del SoC y del SoP.

El SoC se define como la razón entre la capacidad actual y la capacidad máxima disponible de la batería [7]. Estimar de manera precisa el SoC es sumamente significativo para la operación óptima en la carga y descarga de las baterías de ion-litio, ampliamente utilizadas en los vehículos eléctricos. La estimación de este parámetro está influenciada por una serie de factores, siendo los más relevantes aquellos asociados a la temperatura [8] y la degradación de los elementos constructivos [9], entre otros elementos que afectan la física del sistema como el envejecimiento de la batería y las variaciones de corriente. La compleja interrelación de estos factores genera dificultades en la búsqueda de un método que sea rápido, confiable y preciso para la estimación del SoC, asegurando el mejor desempeño del BMS.

Distintos métodos para estimar el SoC han sido empleados por investigadores, por ejemplo:

1. El método de Ampere-hora emplea una integración matemática de las lecturas de corriente de la batería para calcular continuamente el valor del SoC. Este es un método de simple aplicación, pero propenso a acumular una alta amplitud de error debido a las inexactitudes de la medición de corriente, el desafío de estimar de forma precisa el valor inicial de SoC y las variaciones de la capacidad de la batería a lo largo de su vida útil [10].
2. El método de tensión de circuito abierto (o método *OCV - Open Circuit Voltage*) utiliza las lecturas de tensión de la batería para determinar el SoC según una relación de mapeo entre estos dos parámetros. La curva SoC-OCV, proporcionada por el fabricante o determinada experimentalmente, puede ser afectada por efectos de histéresis (la tensión OCV puede ser distinta durante carga y descarga) influencia de la temperatura y el estado de envejecimiento de las celdas [7]. Para su aplicación en tiempo real, las mediciones deben realizarse en

condiciones de equilibrio sin corrientes de carga o descarga, llegando a requerir largos tiempos de espera hasta que la batería alcance su estado estable [10]. A través de lecturas de la tensión OCV, se permite calibrar el SoC inicial y su aplicación ha cumplido estándares aceptables y errores limitados en la aplicación de métodos para la estimación del SoC [11], aunque no para estimar el SoC en condiciones transitorias [12].

3. Una de las técnicas más usadas para la estimación del SoC son los métodos basados en modelos. Su principio consiste en relacionar señales de la batería (tensión, corriente y temperatura) con un modelo específico que represente sus propiedades dinámicas y estáticas. Estos métodos han demostrado capacidad de estimar el SoC de múltiples celdas simultáneamente, logrando buen desempeño y precisión en tiempo real [12]. Los principales modelos existentes consisten en modelos electroquímicos y modelos basados en circuitos eléctricos equivalentes; donde estos últimos han recibido méritos por su menor complejidad computacional y alta precisión, favoreciendo su uso para la estimación del SoC en tiempo real [13].
4. Con el avance de las tecnologías de computación, la estimación de SoC mediante algoritmos de Machine Learning se ha vuelto una idea atractiva para los investigadores. Estas estrategias conllevan una fase de experimentación de las baterías de ion-litio en entornos controlados para generar un conjunto de datos de entrenamiento, estimando el SoC en una etapa de validaciones con la ayuda de estos datos. Estos algoritmos son prometedores en distintas áreas de la ingeniería eléctrica, aunque el tiempo de computación se vuelve una variable relevante de analizar cuando su desempeño es evaluado. Para su funcionamiento, conllevan una mayor complejidad computacional y altos requerimientos de hardware (CPU y memoria) para manejar grandes cantidades de datos [13].

El SoP por su parte, corresponde a la máxima potencia que las baterías pueden liberar o absorber en un determinado intervalo de tiempo [7]. La estimación de este parámetro está relacionado con la cantidad de energía admisible a lo largo de un tiempo determinado de operación, lo que es crucial para optimizar la relación entre el sistema de baterías y el rendimiento del vehículo, asegurando el correcto funcionamiento del vehículo para sus regímenes de aceleración, conducción en pendiente y frenado regenerativo. Debido a la influencia de las dinámicas internas y termodinámicas de la batería, el SoP se puede ver limitado según criterios asociados a la tensión, corriente, temperatura, SoC, SoH, entre otras variables [14]. Para determinar la potencia máxima que la batería puede entregar sin superar los límites de un área segura de operación, una serie de restricciones adecuada debe establecerse considerando los factores mencionados, los esquemas y los tiempos de operación del vehículo.

El objetivo general del presente trabajo de memoria es **desarrollar una estrategia de diseño e implementación que permita determinar el estado de carga y de potencia de las baterías ion-litio** destinadas a vehículos eléctricos. Para ello, se busca cumplir con una serie de **objetivos específicos**:

1. A partir de diversos estudios, revisiones bibliográficas e implementaciones académicas; en este trabajo se **estudian los modelos descriptivos de baterías existentes**, particularmente aquellas con química de **tipo ion-litio**.

2. Se **diseña una estrategia para predecir el SoC y SoP**, explicando las fases para establecer el modelo característico de una batería y los esquemas de cálculo aplicados en los algoritmos de estimación de cada uno de los estados.
3. **Se evalúa dicha estrategia mediante simulaciones** para determinar su validez, desempeño y sus alcances para aplicaciones en BMS.
4. Como parte del desarrollo del trabajo, se **realizan pruebas experimentales sobre celdas electroquímicas**, permitiendo poner a prueba el modelo y las técnicas de estimación aplicadas

1.2. Objetivos

Objetivo general:

- Desarrollar una estrategia para determinar estado de carga y estado de potencia en baterías de litio.

Objetivos específicos:

1. Estudiar modelos de baterías de litio.
2. Diseñar una estrategia para predecir el estado de carga y de potencia.
3. Evaluar la estrategia mediante simulaciones.
4. Realizar pruebas experimentales sobre celdas electroquímicas.

1.3. Estructura del documento

El presente documento se divide en 5 capítulos:

- El **Capítulo 1**, el capítulo actual, consiste en la introducción del problema trabajado, exponiendo el contexto, la necesidad de búsqueda de su solución y los objetivos planteados.
- En el **Capítulo 2**, se exponen los conceptos y fundamentos teóricos que engloban
 - Los vehículos eléctricos.
 - Las baterías electroquímicas, haciendo enfoque en las baterías de litio, explicando su funcionamiento químico y su relevancia para los vehículos eléctricos.
 - Los sistemas de gestión de baterías (BMS).
 - Los principales modelos de baterías empleados en la literatura.
 - Los conceptos de SoC y SoP junto a las respectivas técnicas de estimación llevadas a cabo en la literatura.

- Los diferentes ensayos de baterías y su importancia para evaluar su desempeño, rendimiento y sus características dinámicas.
- En el **Capítulo 3** se describe:
 - La estrategia llevada a cabo para la estimación del SoC y SoP de una batería de ion-litio. Se exponen las fórmulas que describen el modelo planteado, la obtención de parámetros de dicho modelo y el desarrollo de los algoritmos de estimación.
 - El método experimental, los equipos utilizados y el procedimiento a partir del cual se llevan a cabo dos tipos de ensayos: Un ensayo de caracterización de pulsos HPPC y un ensayo dinámico.
- El **Capítulo 4** presenta:
 - Los resultados experimentales, los parámetros identificados del modelo y las simulaciones llevadas a cabo para la estimación del SoC y el SoP.
 - Una discusión de la estrategia implementada, analizando los resultados obtenidos, los alcances de los algoritmos de estimación, sus limitaciones y factibilidad de uso en aplicaciones de los BMS. Se señalan las futuras líneas de investigación asociadas al monitoreo de celdas electroquímicas, que permiten avanzar en los estudios relacionados a la operación y gestión de vehículos eléctricos.
- Por último, en el **Capítulo 5** se presentan las conclusiones, destacando los resultados y análisis clave de este trabajo, justificando el cumplimiento de los objetivos planteados.

Capítulo 2

Marco teórico y revisión de literatura

2.1. Términos importantes

El estudio de las baterías requiere el uso preciso de términos relevantes que describan sus propiedades y funcionamiento. Para evitar ambigüedades y garantizar un marco común de referencia, esta sección presenta algunas definiciones relacionadas a la estructura, parámetros eléctricos y procesos de carga y descarga de las baterías.

2.1.1. Celda vs. batería

Para diferenciar entre una celda electroquímica y una batería, es necesario definir las de la siguiente forma: Una celda es la unidad mínima de almacenamiento de energía electroquímica, cuya tensión depende de los componentes químicos que la forman. En cambio, una batería consta de múltiples celdas conectadas en serie y/o en paralelo. Al conectar celdas en serie, se suman sus tensiones manteniendo su capacidad constante, mientras que al conectarlas en paralelo, la tensión se mantiene y las capacidades se suman. La disposición en serie y paralelo de un banco de baterías se diseña para satisfacer las necesidades específicas de diseño y las especificaciones de energía y potencia [7]. Con frecuencia, el término “batería” se usa para referirse a cualquier dispositivo de fuente electroquímica incluso si se trata de una sola “celda”, por lo que es crucial distinguir entre ambos términos. En este documento se usará “celda” para referirse exclusivamente a una sola unidad, mientras que “batería” o “pack de celdas” indicarán una combinación de celdas, sin importar el número de ellas.

2.1.2. Tensión en terminales y tensión en circuito abierto de la batería

La tensión en terminales de la batería se refiere a la diferencia de potencial entre sus polos positivos y negativos, y puede medirse tanto con carga como en vacío. Particularmente, la tensión en circuito abierto (OCV) describe la diferencia de potencial entre los polos cuando la batería alcanza un punto de equilibrio electroquímico, es decir, sin carga y tras un tiempo de reposo hasta que el nivel de tensión se equilibra. La tensión en los terminales de la batería es influenciada por las dinámicas de polarización originadas por variaciones en las concentraciones de litio, el electrolito (conductor de iones) y las reacciones secundarias durante cargas y descargas [7]. Aparte de lo anterior, hablar de la tensión nominal se refiere a la tensión normal de funcionamiento

entre sus terminales y es dependiente de la combinación del material químico activo y de los materiales de los electrodos [14].

2.1.3. Capacidad de batería nominal y real

La capacidad nominal describe la cantidad de carga que las celdas pueden proporcionar hasta alcanzar una tensión límite específica. Esta se mide a una temperatura ambiente constante y a una tasa de descarga determinada, usando habitualmente las unidades [Ah] o [mAh]. Por ejemplo, a una temperatura ambiental (típicamente entre 20-25°C), una celda con capacidad de x [Ah] es capaz de suministrar una carga con una corriente constante de x [A] durante una hora hasta llegar a su tensión mínima de operación. Dependiendo de diversos factores, como las condiciones bajo las que la batería es utilizada, su temperatura de exposición y el nivel de corriente con el que se descarga; la capacidad real de la batería puede ser mayor o menor a la capacidad nominal. La capacidad real puede coincidir o no con la nominal, dependiendo de estas condiciones de operación [15].

2.1.4. Tasa de carga/descarga C

La tasa “C” es un indicador de la corriente con la que la batería es cargada o descargada en relación a su capacidad nominal. Por ejemplo, en una celda o batería de 20 [Ah], un valor de 3C significa que la corriente de carga o descarga es tres veces la capacidad nominal, es decir, 60 [A] [7].

2.1.5. Energía y potencia

Las celdas tienen la propiedad de almacenar energía electroquímica, que puede liberarse en el momento deseado para realizar algún trabajo. La energía almacenada es el resultado del producto de la capacidad [Ah] y el voltaje nominal de operación [V], y se mide en [Wh]. La potencia se refiere a la velocidad con la que la energía es entregada o consumida; es un valor instantáneo medido en [W], y es el producto de la tensión y corriente de la batería.

2.1.6. Carga/descarga en modo CC-CV

El método CC-CV, ilustrado en la Figura 2.1, es una técnica de carga o descarga que comienza aplicando una corriente constante (modo CC) mientras el voltaje de la batería sube o baja gradualmente hasta alcanzar su límite superior o inferior. Cuando este nivel de tensión es alcanzado, la carga/descarga se realiza a un voltaje constante (modo CV), lo que provoca que la corriente disminuya paulatinamente hasta alcanzar un punto de equilibrio de voltaje sin carga. El modo CV se utiliza al final del proceso de carga/descarga para evitar sobrecargas o descargas excesivas, que suelen ocurrir cuando la tensión de la batería se desvía de los niveles permitidos por su fabricación [16].

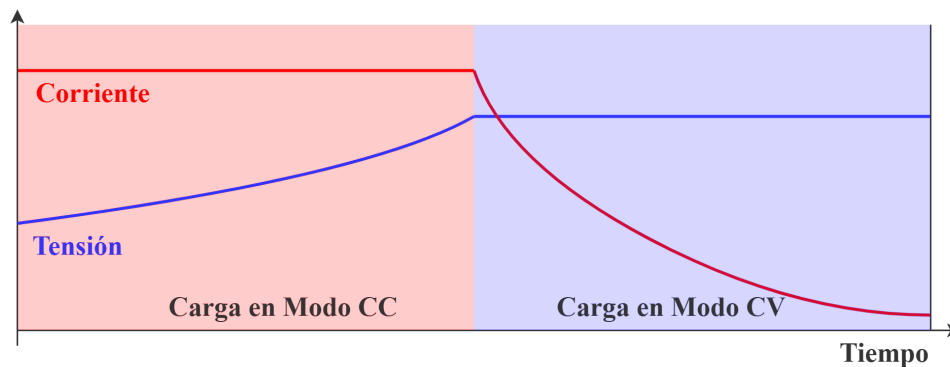


Figura 2.1: Ejemplo de carga de batería mediante el esquema CC-CV.

2.2. Vehículos eléctricos

Con el avance de nuevas tecnologías, la necesidad de mitigar las emisiones de gases de efecto invernadero y la implementación de políticas de descarbonización, los vehículos eléctricos¹ han emergido como una solución alternativa para desplazar a los motores de combustión interna, gracias a su menor impacto ambiental y avances tecnológicos que mejoran su viabilidad [17].

Los vehículos eléctricos se han convertido en un foco de la industria automotriz, ofreciendo múltiples beneficios: Sus costos de operación son menores respecto a los vehículos de combustión interna y su mantenimiento es más simple debido a su menor cantidad de partes móviles. Además, son una opción de transporte más limpia, sustentable y energéticamente eficiente [18]. Aun así, enfrentan desafíos importantes, como los altos costos de inversión asociados principalmente a las baterías, su dependencia de la red eléctrica, el calor generado por la batería que induce un grado de falta de seguridad al cargar la batería o bien frente a un accidente y los tiempos prolongados de recarga [5]. Adicionalmente, la autonomía limitada de los vehículos eléctricos, junto a la restringida infraestructura de estaciones de recarga ocasiona que los conductores puedan experimentar lo que se ha denominado como “ansiedad de rango”, que se refiere a la preocupación ante la posibilidad de quedarse sin suficiente carga de batería durante un viaje [19].

En este contexto de transición, las baterías son un componente fundamental para el funcionamiento de los vehículos eléctricos y no solo aporta beneficios en términos de eficiencia energética y reducción de emisiones, también introduce retos significativos que deben ser abarcados. Entre ellos se encuentran su peso elevado, el mayor tiempo de carga respecto al tiempo de llenado de combustible de los vehículos de combustión interna, los costos de inversión de las baterías y el potencial de degradación si estas no son gestionadas adecuadamente durante su operación [20].

¹Se incluye dentro de los vehículos eléctricos a los vehículos eléctricos híbridos, híbridos enchufables, de cero emisiones y de celda de combustible

2.3. Baterías en los vehículos eléctricos

Las baterías son de los componentes principales dentro de los vehículos eléctricos y una amplia variedad de químicas se han aplicado para su funcionamiento, optando preferiblemente por las baterías secundarias (recargables) por sobre las baterías primarias (no recargables). Las primeras baterías utilizadas en vehículos eléctricos fueron de plomo-ácido, níquel-cadmio (NiCd) y de níquel-metalhidruro (NiMH). Aunque estas baterías convencionales ofrecieron soluciones iniciales, presentaron limitaciones significativas que han llevado a que baterías como las de ion-litio se conviertan en la tecnología más destacada en la industria de vehículos eléctricos [7]. La Tabla 2.1 presenta una comparación entre estas tecnologías, destacando sus principales características y diferencias.

Tabla 2.1: Comparación de tipos de baterías [5],[21],[22],[23].

Tipo de batería	Tiempo de carga [h]	Energía específica [Wh/kg]	Ciclos de carga	Porcentaje de autodescarga [%/mes]	Costo
Plomo-acido (Pb)	8-16	30-60	500-800	5-18	Bajo
Níquel-cadmio (NiCd)	1-2	45-80	2000	10-20	Medio
Níquel-metalhidruro (NiMH)	2-4	60-120	500	20-30	Medio
Ion-litio (Li-ion)	1-4	100-275	500-3000	<10	Alto

Las baterías de plomo-ácido son una tecnología madura, altamente estudiada y han sido la opción dominante en el mercado durante más de un siglo. No obstante, son poco comunes en los vehículos eléctricos modernos. Entre sus ventajas se encuentra su alta capacidad en tiempos cortos, poseen bajos costos de fabricación y se desempeñan sin problemas en temperaturas altas y bajas. A pesar de esto, su ciclo de vida es bajo y poseen una baja densidad de energía que requiere baterías voluminosas para lograr rendir un kilometraje similar a la gasolina y alcanzar autonomías razonables. Este tipo de baterías ha sido ampliamente utilizado en vehículos con motores pequeños o en vehículos híbridos como batería auxiliar [5].

Por otro lado, las baterías NiCd tienen mayor densidad de energía, vida útil, son capaces de recargarse más rápido que el resto de baterías y además, son conocidas por su robustez, siendo altamente tolerantes a temperaturas extremas, sobrecargas y sobredescargas. La desventaja de estas baterías es que son altamente contaminantes por el cadmio y presentan un marcado efecto de memoria², lo que limita su capacidad de entrega de energía en el tiempo [5].

Las baterías NiMH comparten atributos de las de NiCd como su alta densidad energética, además de generar menor polución y presentar un mejor desempeño. Sin embargo, estas pueden llegar a ser más voluminosas y sufren de problemas como el efecto de memoria, la autodescarga y difícilmente soportan descargas de alta corriente [7].

²El efecto memoria se refiere a la pérdida de capacidad y eficiencia de la batería causada por ciclos de carga y descarga incompletos.

En contraste, las baterías de ion litio³ se han consolidado como una tecnología capaz de superar en la mayoría de los aspectos mencionados al resto de baterías convencionales para su uso en vehículos eléctricos [21]. Tienen una mayor densidad de energía y energía específica, lo que significa una gran ventaja en cuanto a su flexibilidad de diseño, favorece la reducción de peso del vehículo y permite recorrer mayores distancias. Además, poseen ciclos de vida largos, baja autodescarga, un reducido efecto de memoria y menores tiempo de carga en comparación con otros tipos de baterías. Es una tecnología considerada amigable con el medioambiente y que con el tiempo se busca que sus costos de producción disminuyan considerablemente, por lo que hoy en día sigue siendo de las baterías preferidas para su uso comercial [5].

A pesar de sus ventajas, el desarrollo de esta tecnología ha enfrentado desafíos significativos, como su inestabilidad química, su sensibilidad a temperaturas extremas y sus altos costos de fabricación. Aunque en los últimos años se han implementado mejoras para mitigar estos problemas, aún persisten retos importantes para su aplicación. Por ello, las baterías de ion-litio requieren procesos de manufactura altamente controlados y sistemas de seguridad integrados que garanticen su funcionamiento fiable y seguro [5].

2.4. Sistemas de gestión de baterías

Para garantizar un funcionamiento seguro y eficiente de las baterías de ion litio en los vehículos eléctricos, es indispensable un sistema de gestión avanzada, denominado BMS (Battery Management System, por sus siglas en inglés), que cumple un papel crucial en la supervisión, protección y optimización del rendimiento de las baterías mediante sensores, actuadores y algoritmos de control. El BMS consiste en un sistema integrado con electrónica diseñada para ejecutar diferentes procesamientos que permitan proteger la batería frente a posibles daños, optimizar su desempeño y prolongar su vida útil. Para que un vehículo eléctrico pueda funcionar adecuadamente, el BMS emplea distintas funciones para controlar el comportamiento de la batería, mantenerla dentro de los límites seguros de operación y asegurar su seguridad y fiabilidad. Fundamentalmente, los objetivos de un BMS incluyen:

- **Monitoreo:** Medición de variables clave como tensión, corriente y temperatura.
- **Protección:** Emplear mecanismos de seguridad para proteger la batería frente a sobrecargas, sobredescargas y condiciones críticas.
- **Gestión del desempeño:** Estimación de estados como el SoC, SoH y SoP, balanceo de celdas y cálculo de límites de potencia mediante algoritmos avanzados.
- **Diagnósticos:** Identificación de fallos y evaluación del estado de vida útil de la batería.
- **Interfaz y comunicación:** Transmisión de datos al controlador del vehículo para optimizar el uso de la batería y garantizar su seguridad.

³Entiéndase que al hablar de baterías de litio se refiere a baterías primarias (no recargables) compuestas de litio puro, mientras que las baterías de ion litio corresponden a baterías secundarias (recargables) compuestas de una mezcla de litio y otros materiales. Algunos ejemplos son: Baterías de litio y óxido de cobalto (LCO), de litio ferro-fosfato (LFP), de titanato de litio (LTO) y de óxido de litio-manganeso (LMO).

2.5. Baterías de ion-litio: Principios de funcionamiento

Una batería de ion-litio está compuesta por un electrodo positivo, un electrodo negativo, un separador que los divide, un electrolito compuesto por sal de litio y colectores de corriente. La Figura 2.2 presenta un diagrama que ilustra la estructura básica y el principio de operación estas baterías, aplicable a diferentes composiciones electroquímicas.

Entre los componentes principales de las baterías de ion litio, se destacan los siguientes:

- **Electrolito:** Es un solvente que contiene una sal de litio disuelta, proporcionando conductividad para la transferencia de iones entre los electrodos. Además, actúa como aislante, impidiendo el paso directo de electrones, forzándolos a circular exclusivamente por el circuito externo.
- **Separador:** Es una membrana microporosa de polímeros como polietileno o polipropileno, cuya función principal es prevenir el contacto directo entre los electrodos positivo y negativo, previniendo cortocircuitos y autodescargas, mientras permite el paso de iones a través de sus poros para facilitar las reacciones electroquímicas.
- **Los colectores de corriente** son los componentes encargados de la conducción de electrones a través del circuito externo. Los colectores de las baterías de ion-litio usualmente están hechos de láminas de cobre y aluminio para los colectores negativo y positivo respectivamente.

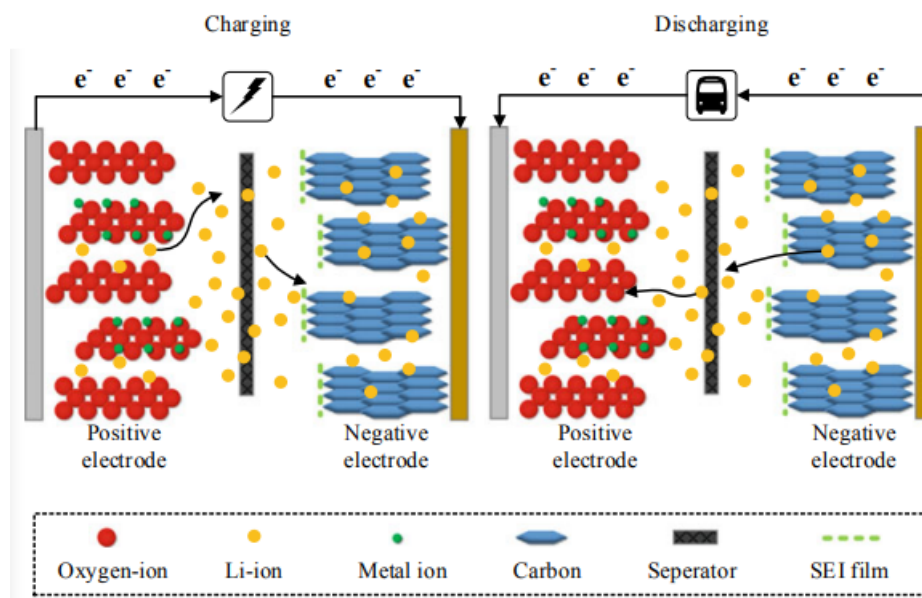


Figura 2.2: Estructura básica y principio de funcionamiento de una batería de ion-litio [7].

Los procesos de carga y descarga de las baterías se realizan mediante el siguiente mecanismo: Los iones positivos de litio (cationes) son liberados por uno de los electrodos y conducidos al otro través del electrolito (el medio conductor de iones). Simultáneamente, electrones viajan a través del circuito externo conectado por los colectores, generando una corriente eléctrica en la

batería, lo que se traduciría en que la batería se está cargando o descargando, según la dirección del flujo de los electrones. En la descarga, el electrodo negativo realiza el proceso de oxidación perdiendo electrones (aniones) y transfiriéndolos por el circuito externo, siendo recibidos por el electrodo positivo en el proceso de reducción. Mientras tanto, los iones compensativos de carga positiva (los cationes) se mueven a través del electrolito hacia el electrodo positivo. En la carga, de forma inversa, la oxidación ocurre en el electrodo positivo y se transfieren electrones hacia el electrodo negativo quien realiza el proceso de reducción. Los iones positivos son trasladados al electrodo negativo por el electrolito [7].

El concepto de cómo las celdas reciben y entregan energía está relacionado a la energía potencial almacenada por las celdas, que puede posteriormente ser utilizada para realizar un trabajo. Una batería mayormente cargada tiene su energía potencial almacenada en el electrodo negativo (ánodo), quien mediante un proceso químico entrega electrones (aniones) al circuito externo y iones positivos (cationes) al electrolito. Mientras el circuito externo no esté cerrado (no existe corriente), una presión eléctrica es generada entre los terminales de la batería, lo que se traduce en una diferencia de potencial eléctrico, correspondiente a la tensión OCV. Al descargar la batería mediante una carga externa, el circuito externo es cerrado y los electrones fluyen a través de la carga convirtiendo la energía química almacenada en energía eléctrica utilizable. De forma inversa, durante el proceso de carga, los iones positivos y los electrones circulan desde el electrodo positivo (cátodo) al negativo. Esta acción ocurre en respuesta de una tensión aplicada que es mayor que la tensión de la batería. En este caso, existe una energía potencial mayor en el exterior de la celda que es impulsada hacia dentro de esta, retornando a las sustancias activas a su estado original [24].

2.6. Modelos de baterías

Existe una amplia gama de factores y grados de incertidumbre que pueden influir en las reacciones electroquímicas dentro de una batería, convirtiendo la tarea de modelar estas dinámicas y fenómenos en un desafío relevante para la investigación y la industria. Las variables físicas observables por los BMS son limitadas, incluyéndose usualmente la corriente de la batería (usualmente una entrada del sistema planteado), la tensión en terminales y la temperatura de la batería (por lo general, salidas del sistema). Si bien, estas mediciones proporcionan información valiosa sobre el estado de la batería, deben ser tratadas con criterio adecuado ante la ocurrencia de diversos fenómenos, como las polarizaciones causadas por reacciones electroquímicas y los efectos de histéresis.

Para caracterizar el comportamiento de las baterías, se busca diseñar algoritmos de estimación de estados que sean confiables, permitiendo que los BMS operen de manera segura y eficiente. El modelado de baterías es el punto de partida indispensable que da pie al desarrollo de algoritmos destinados a la estimación de estados como el SoC, SoH y el SoP. Diversas estrategias de modelado se han explorado en la literatura, generalmente abarcando dos tipos de modelos: los electroquímicos y los basados en circuitos equivalentes.

2.6.1. Modelo electroquímico

Estos modelos están basados en la representación de los fenómenos físicos y químicos que ocurren dentro de la batería, como la difusión y migración de iones, junto a otras características de nivel microscópico. Debido a la naturaleza de estos fenómenos, la modelación es muy precisa y suele estar compuesta de un conjunto de ecuaciones diferenciales parciales y otras ecuaciones algebraicas. Además de simular aspectos externos, estos modelos pueden replicar la distribución y los cambios de las propiedades internas de las baterías, como la concentración de iones en los electrodos y el electrolito. El modelo electroquímico ofrece una representación física de los procesos reactivos en el interior de la batería, y está diseñado para identificar los procesos que limitan su rendimiento.

Un modelo ampliamente aplicable a diversas baterías de ion-litio es el modelo P2D (pseudo-bidimensional), que describe una estructura interna de la batería dividida en dos fases: una fase sólida que describe el proceso de difusión de los iones de litio (cationes) a través del radio de las partículas sólidas del electrodo; y una fase electrolítica que aborda la difusión y migración de los iones a lo largo del grosor de la batería [25]. La difusión se refiere al movimiento de los iones de litio desde regiones de mayor concentración hacia áreas de menor concentración. La Figura 2.3 ilustra el esquema del modelo P2D.

Este modelo tiene gran relevancia para el modelado físico de baterías, ya que vincula parámetros electroquímicos con variables observables a nivel macroscópico como la tensión y la corriente. Además, facilita el análisis de los mecanismos de degradación que afectan la eficiencia, el envejecimiento y la estimación del SoH de las baterías. Sin embargo, el principal inconveniente

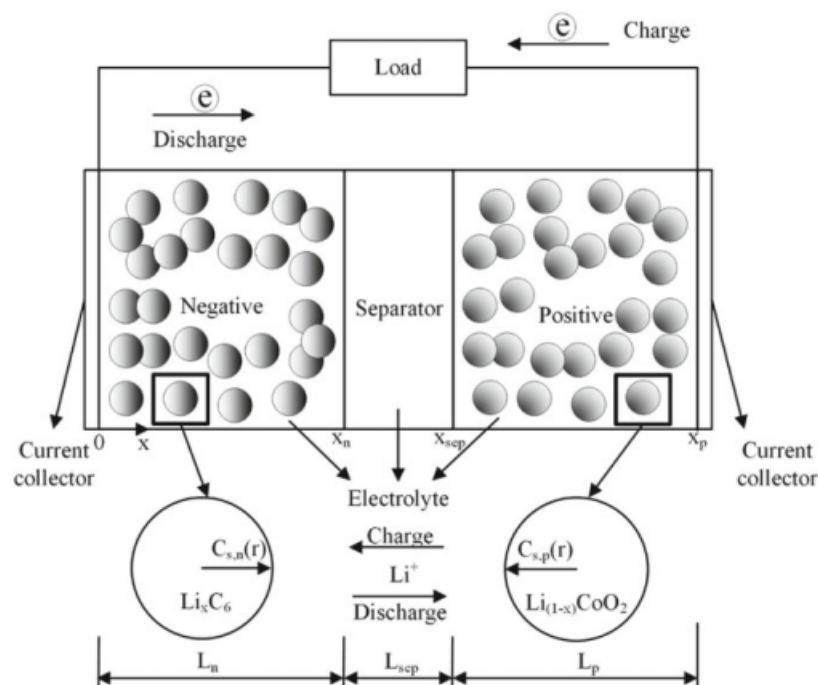


Figura 2.3: Diagrama esquemático del modelo P2D [7].

es su alto costo computacional debido a la resolución de múltiples ecuaciones diferenciales parciales para identificar una amplia variedad de parámetros, como el coeficiente de difusión, la conductividad iónica del electrolito y el coeficiente de transferencia de los electrodos. Existen métodos para simplificar estos modelos y reducir así el tiempo de cálculo, lo que puede provocar la pérdida de información relevante, pero son especialmente útiles para aplicaciones de baterías en tiempo real [26].

En [26] se propone una estructura de trabajo para simplificar modelos para baterías de ion-litio, de alta fiabilidad basados en ecuaciones diferenciales parciales. Se aplican técnicas para separar las dinámicas del modelo en múltiples escalas de tiempo (rápidas, medias y lentas) obteniendo modelos simplificados específicos para cada caso. Mediante simulaciones, estos modelos son validados y comparados con el modelo completo, destacando su utilidad para evaluar estrategias de carga de baterías que pueden extender la vida útil de la batería hasta un 60 % y reducir los tiempos de carga en un 17,6 %.

En [25] se introduce un modelo pseudo-bidimensional simplificado (SP2D) para baterías de ion-litio. Esta propuesta es comparada con el modelo original, demostrando que el modelo planteado puede simular la batería de manera eficiente sin una pérdida significativa de precisión y que puede ser utilizado en los BMS para estimar el SoC.

En [27] un modelo electroquímico de Doyle-Fuller-Newman (DFN) es aplicado para modelar baterías de ion-litio utilizando tres diferentes herramientas numéricas (*solvers*) para resolver las ecuaciones de dicho modelo. Se establecen ecuaciones para el electrolito y los electrodos desde un enfoque de microescala aplicando métodos de discretización espacial. Uno de los *solvers* aplicados es destacado por su nivel de detalle, pero no es recomendado para simulaciones largas. El segundo consigue ser rápido pero está limitado a soluciones isotérmicas. Y el tercero es igual de rápido pero posee baja eficiencia. Al final, junto a la complejidad computacional del modelo, existe una dependencia ante herramientas especializadas que puede dificultar su implementación práctica para aplicaciones en tiempo real y su uso en distintas condiciones.

En [28] se propone una implementación computacionalmente eficiente del modelo DFN para baterías de ion-litio. Para ello se aplica una discretización espacial para transformar las ecuaciones diferenciales parciales del modelo en un sistema de ecuaciones algebraicas diferenciales y se divide el sistema en subsistemas más pequeños utilizando una estrategia de tipo Gauss-Seidel para reducir la complejidad computacional. Esta simplificación permite que el modelo DFN sea factible para estimaciones del SoC y SoH en tiempo real reduciendo significativamente los tiempos de cálculo manteniendo su precisión respecto al modelo original. Aun así, presenta limitantes como su complejidad de implementación, requiriendo una configuración avanzada y el manejo de matrices jacobianas dispersas y la resolución secuencial de Gauss-Seidel. Además su alta sensibilidad a parámetros numéricos puede conducir a errores significativos o a pasos cortos de discretización que incrementan los tiempos de cálculo.

2.6.2. Modelo de circuito equivalente

Los modelos basados en circuitos eléctricos equivalentes (*ECM – Equivalent Circuit Models*) ofrecen un enfoque eficaz para capturar los comportamientos estáticos y dinámicos de las baterías

utilizando elementos eléctricos. Generalmente, los circuitos que se adoptan en estos modelos son típicamente circuitos lineales o, más comúnmente, circuitos RC de primer orden o superiores. Utilizando los componentes eléctricos, los ECM representan las respuestas inmediatas de tensión, las características de tensión estática y las propiedades dinámicas, tales como la polarización e histéresis, siendo aplicables para la estimación del SoC, SoH y SoP [7]. La Figura 2.4 ilustra la estructura de los circuitos RC utilizados en los ECM. Los principales parámetros del modelo se describen a continuación:

- **Tensión OCV:** Este parámetro del circuito equivalente, simbolizado por V_{OC} , es la tensión entre los terminales V_t de la batería cuando no hay corriente I , es decir, sin carga ni fuente de poder conectada. Teóricamente, la tensión OCV está asociada al SoC y la temperatura, por lo que se suele establecerse como una función de estas variables, al igual que los demás parámetros del modelo. Si bien esta tensión puede ser sencillamente medida con un multímetro cuando el circuito está abierto, es importante tener presente los efectos de relajación debido a variaciones en la concentración de materiales activos en el electrolito y los electrodos. Esto significa que la tensión en los terminales pasa por un proceso de estabilización después de un periodo sin corriente. Para determinar la curva característica SoC-OCV mediante la medición de tensión, es necesario dejar reposar la batería el tiempo suficiente hasta que la tensión terminal sea estable [29].
- **Resistencia interna R_0 :** Este valor caracteriza la resistencia del material del electrodo, el electrolito, y otros componentes internos que ofrecen resistencia al flujo de iones. Representa un concepto meramente teórico propio de los modelos de circuitos eléctricos y no puede ser directamente medido. Sin embargo, es deducible a partir de las mediciones de corriente y tensión. Al comenzar un proceso de carga o descarga con un determinado nivel de corriente, la diferencia de tensión observada se justifica según esta resistencia interna⁴. Este valor no es constante, variando con la carga/descarga, cambios de temperatura, corriente, concentración de iones en el electrolito, y la calidad de los materiales involucrados, los cuales pueden influir en la resistencia interna [30].
- **Ramas de polarización RC_1, RC_2, \dots, RC_x :** Estas ramas RC son empleadas para describir los efectos de polarización y capturar la respuesta dinámica de la batería. Se reflejan a través de la caída de tensión V_p , permitiendo que el circuito modele cambios graduales en la tensión de los terminales durante las fases de carga y descarga, así como posterior a estas. La elección del número de ramas RC en el modelo no es trivial. Si bien, incorporar ramas RC adicionales puede brindar un detalle más preciso de las respuestas transitorias de tensión, también puede elevar la complejidad de los algoritmos para la identificación de parámetros. Modelos ECM con una y dos ramas RC se usan con frecuencia, ofreciendo un compromiso adecuado entre complejidad y precisión del modelo [13].

⁴Durante la descarga, una caída de tensión a través de la resistencia interna implica que la tensión en terminales es inferior a la OCV. Similarmente, durante la carga, la tensión en terminales supera la OCV.

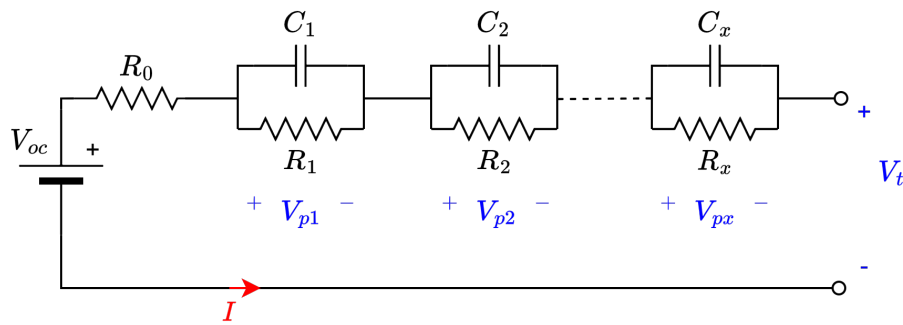


Figura 2.4: Diagrama del modelo de circuito equivalente

La aplicación efectiva de los ECM para la estimación de estados de la batería va de la mano de técnicas para la identificación de parámetros. Esto consiste en realizar uno o más experimentos para evaluar el desempeño de la batería a lo largo de todo su rango de operación y, basándose en los resultados obtenidos, ajustar los parámetros del modelo para que reflejen adecuadamente estos resultados experimentales [31]. La identificación de parámetros es normalmente realizada mediante ensayos de pulsos como el Ensayo de caracterización de pulsos híbridos (Ensayo HPPC, descrito más adelante en la Sección 2.9) que consiste en la aplicación de una serie de pulsos de corriente observando la respuesta de tensión de la batería.

En [11], se emplea un circuito equivalente de Thevenin con una rama de polarización, como un modelo para baterías tipo LiFePO_4 . Los parámetros del modelo son estimados a través de la elaboración de un filtro adaptativo extendido de Kalman (AEKF) y una estrategia eficiente de estimación del SoC es propuesta a partir de dicho modelo.

En [32], se establece un ECM generalizado para baterías tipo LiFePO_4 , basándose únicamente en la relación entre la capacidad nominal de la batería y su resistencia interna. Esta propuesta logra ser suficientemente precisa, teniendo un error máximo de 2 %, pero siendo mayor que el error de un ECM de primer orden calibrado específicamente para cada batería. Aun así, este modelo demuestra ser rápido y eficiente, careciendo de la necesidad de pruebas extensivas para la caracterización de baterías, a costa de una pérdida de precisión en comparación con modelos específicos.

En [33] se presenta un modelo de circuito equivalente de segundo orden para baterías de ion-litio, considerando la influencia del SoC junto a la carga y descarga en los parámetros del modelo. Se consigue una mayor precisión de la tensión de la batería en comparación con los modelos que no diferencian entre carga y descarga, teniendo un error máximo de 0,1 [mV] en el rango del SoC 0,15-0,9 y de 37,5 [mV] para los SoC extremos.

En [34] desarrollaron un modelo dinámico de baterías de ion-litio basado en un circuito equivalente de primer orden, considerando tanto la carga como la descarga, ajustando sus parámetros en función del SoC. A través de pruebas experimentales en una microrred, validaron la precisión del modelo, obteniendo un error relativo medio del 0,15 % en la estimación del voltaje y del 0,54 % en el SoC. Entre sus principales aportes, se destacan la inclusión de una única ecuación para ambos procesos (carga y descarga), la adaptación del modelo a baterías en paquetes en lugar

de celdas individuales y la optimización del tiempo de cálculo para aplicaciones en sistemas de control en tiempo real.

En [35] realizaron un estudio comparativo sobre el desempeño de tres modelos de circuitos equivalentes: 1RC estándar, 2RC estándar y 1RC con histéresis; cada uno empleado en cuatro tipos de baterías de ion-litio: LFP, NMC, LMO y NCA. Mediante pruebas experimentales en condiciones de temperatura controladas, se ajustaron los parámetros de cada modelo y se validaron utilizando perfiles de corriente dinámicos y no dinámicos. Los resultados señalan que el modelo 1RC con histéresis presenta el mejor desempeño en baterías LFP y NCA, mientras que el modelo 1RC estándar es más preciso en NMC y LMO. El estudio destaca la importancia de seleccionar el modelo adecuado según la química de la celda para optimizar la precisión en los BMS.

En [36] se desarrolla un modelo dinámico de batería de ion-litio basado en un circuito equivalente con dos redes RC en paralelo, implementado en MATLAB/Simulink. Para ajustar los parámetros del modelo, realizaron pruebas experimentales de descarga continua y pulsada en una batería de litio-hierro-fosfato (LiFePO_4). Los resultados mostraron que el modelo predice con precisión la respuesta transitoria y la relación voltaje-corriente, con un error RMS menor al 2 % en descargas continuas y al 1.17 % en descargas pulsadas. El estudio destaca la importancia de incluir variaciones de parámetros con el SoC y la corriente, permitiendo su adaptación a diferentes químicas de baterías y aplicaciones en sistemas de gestión de energía.

Tabla 2.2: Comparativa entre modelos electroquímicos y modelos de circuitos equivalentes.

Característica	Modelos Electroquímicos	Modelos de Circuitos Equivalentes
Descripción general	Representación de fenómenos fisicoquímicos. Basados en ecuaciones que describen reacciones electroquímicas y transporte de iones dentro de la batería.	Representación del comportamiento eléctrico de la batería. Basado en ecuaciones que describen las propiedades de un circuito equivalente.
Parámetros	Alta cantidad de parámetros asociados a fenómenos químicos específicos, como el transporte de iones, parámetros termodinámicos, estructurales, etc. Se requieren datos experimentales especializados.	Red de resistencias, capacitancias y una fuente de tensión. Estimados a partir de ensayos más estándar y accesibles.
Costo computacional	Alto. Requiere de tiempos largos de cálculo y aplicación de ecuaciones diferenciales parciales.	Entre bajo y moderado. Aplicación de ecuaciones diferenciales ordinarias y operaciones de optimización.
Precisión	Alta. Modelan fenómenos internos de forma detallada.	Entre media y alta. Es dependiente de la cantidad de elementos en el circuito equivalente.
Aplicabilidad	Investigación y desarrollo, optimización de celdas y diagnóstico detallado. No aplicable en gran medida en BMS.	Control de baterías en sistemas embebidos, BMS y simulaciones rápidas.
Dificultad de implementación	Alta. Requiere datos experimentales avanzados y softwares especializados.	Relativamente baja. Pueden ser implementados en plataformas como MATLAB/Simulink o en firmware de BMS.

Los ECM permiten representar el comportamiento de carga y descarga de las baterías de manera simplificada, reduciendo significativamente la complejidad inherente a los modelos electroquímicos. Esto se logra al evitar la necesidad de describir en detalle las reacciones electroquímicas internas y al requerir un menor número de parámetros, lo que facilita su identificación y reduce el esfuerzo computacional. Aunque es fundamental comprender que los ECM son una aproximación eléctrica de procesos electroquímicos subyacentes, su capacidad para capturar dinámicas esenciales con menor costo computacional y mayor facilidad de implementación los convierte en una alternativa más eficiente y práctica que los modelos electroquímicos, especialmente para aplicaciones en simulación, control y estimación de SoC. La Tabla 2.2 muestra una comparativa de los diferentes atributos asociados a los modelos electroquímicos y los ECM.

2.7. Estado de carga - SoC

El SoC es uno de los indicadores principales en las baterías electroquímicas y un parámetro esencial para el control de vehículos eléctricos. Se define como la relación entre la capacidad restante o residual (Q_r) y la máxima capacidad de descarga admisible para una temperatura y corriente específicas (Q_{max}) [37]. Esta relación se expresa matemáticamente en la ecuación (2.1).

$$SoC(t) = \frac{Q_r}{Q_{max}} \times 100 [\%] \quad (2.1)$$

La capacidad máxima Q_{max} representa la carga total extraíble de la batería desde que está completamente cargada hasta que está completamente descargada. Esta cantidad no corresponde a un valor fijo y es dependiente de factores como el SoH, la corriente de descarga y las condiciones ambientales; por lo que no siempre es coincidente con la capacidad nominal de la batería Q_n especificada por los fabricantes [13]. Conceptualmente, una batería se considera completamente cargada cuando su tensión OCV es igual a un valor de corte máximo V_{max} , especificado por el fabricante. Similarmente, el estado de descarga completa se define cuando su tensión OCV alcanza el valor mínimo V_{min} . Estas cargas y descargas completas son ejecutadas regularmente mediante el esquema CC-CV.

En base a la necesidad de ajustar la expresión del SoC para aplicaciones prácticas, se plantea la ecuación (2.2) donde el SoC es calculado a partir de un estado inicial SoC_0 , la corriente $i(t)$ medida en tiempo real y la capacidad nominal Q_n [38].

$$SoC(t) = SoC_0 + \frac{1}{Q_n} \int_0^t i(t) dt \quad (2.2)$$

El SoC vendría a ser el símil del indicador de combustible de los vehículos de combustión interna. Sin embargo, a diferencia de este indicador que refleja qué tan lleno se encuentra el estanco de combustible, el SoC no es medible directamente mediante sensores electrónicos. Por ello, el SoC debe ser estimado utilizando parámetros medibles como la tensión y la corriente.

Existen diversos métodos para la estimación del SoC de una batería, los cuales se pueden clasificar en dos enfoques principales: métodos de medición directa y métodos de medición indirecta. Por un lado, en los métodos de medición directa, el SoC es determinado a partir de una variable física de la batería que tiene una relación conocida con el SoC. Entre las principales técnicas se encuentran la medición de tensión en circuito abierto (método OCV), el método de integración Ampere-hora y el método de espectroscopia de impedancia electroquímica (método EIS). Por otro lado, los métodos de medición indirecta estiman el SoC mediante la aplicación de modelos matemáticos y algoritmos avanzados, en algunos casos complementándose con técnicas de medición directa para mejorar su precisión. Entre las técnicas más utilizadas se encuentran la estimación mediante Filtros de Kalman y métodos basados en Machine Learning, incluyendo redes neuronales y filtros de partículas.

2.7.1. Estimación del SoC: Métodos de medición directa

Método OCV

La tensión OCV es uno de los parámetros tradicionales más utilizados para establecer una relación con el SoC, debido a su simplicidad, facilidad de implementación y bajo costo computacional. En algunos casos, los fabricantes proporcionan directamente la curva SoC-OCV, aunque alternativamente esta relación puede determinarse experimentalmente midiendo la tensión de la batería en diferentes niveles de SoC. El procedimiento experimental que permite obtener esta curva se describe más adelante en la sección 2.9.

Cada batería presenta una curva SoC-OCV particular, determinada según su química y específicas. La Figura 2.5 muestra un mapa de densidad que compara las curvas SoC-OCV de distintas tecnologías de baterías.

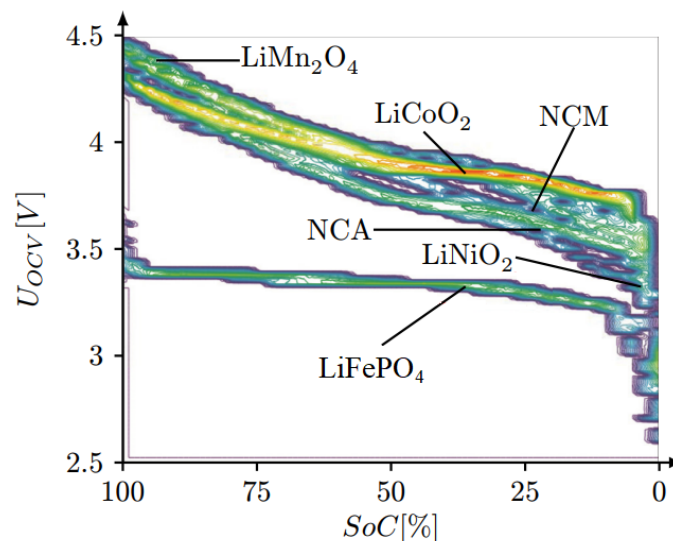


Figura 2.5: Mapa de densidad de curvas SoC-OCV para diferentes químicas de baterías [39].

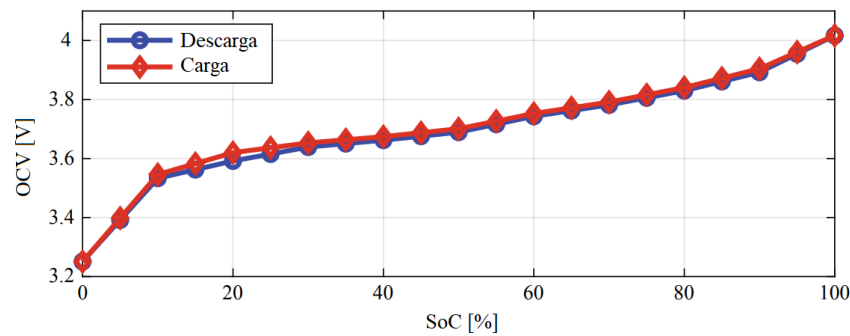


Figura 2.6: Diferencia de la curva SoC-OCV en el proceso de carga y descarga [7].

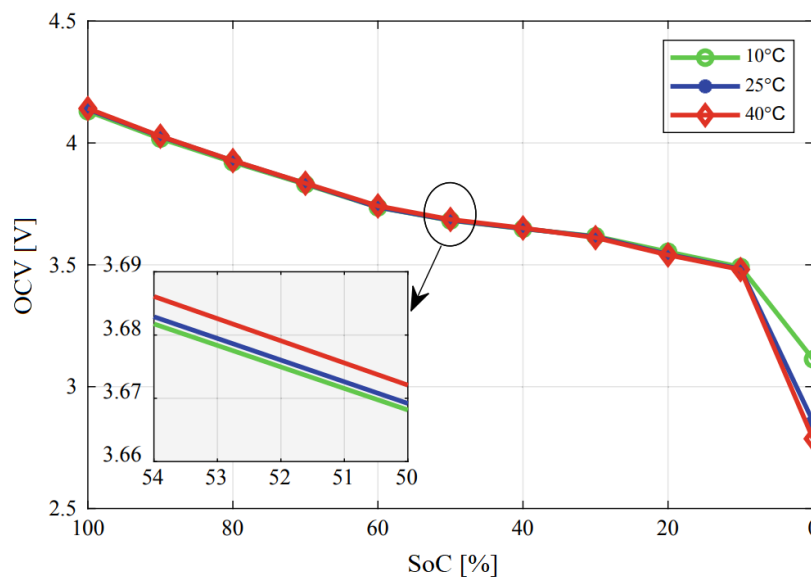


Figura 2.7: Curva SoC-OCV a diferentes temperaturas [7].

Bajo condiciones experimentales controladas y repetibles, la curva SoC-OCV de una batería se mantiene generalmente constante. No obstante, con el envejecimiento de la batería, esta relación puede verse afectada, al igual que su capacidad máxima. Además, el fenómeno de histéresis genera diferencias entre las curvas obtenidas durante la carga y la descarga para un mismo valor de SoC, como se observa en la Figura 2.6. Otro factor relevante es la temperatura: las variaciones térmicas pueden alterar la relación OCV-SoC, especialmente en niveles bajos de SoC. La Figura 2.7 ilustra este efecto, cuya causa principal es el aumento de la resistencia interna de la batería a bajas temperaturas, provocando una caída más rápida de la tensión hasta su nivel mínimo de corte durante la descarga.

Este método resulta preciso y confiable en aplicaciones con baja frecuencia de ciclos de carga y descarga [40]. Sin embargo, su implementación en tiempo real es limitada, ya que requiere largos periodos de reposo para que la tensión se estabilice y pueda medirse en condiciones de equilibrio [13]. En particular, en baterías como las LiFePO_4 , cuya curva SoC-OCV es notablemente plana en la mayor parte de su rango de operación, esta técnica puede inducir errores significativos. Por ello, suele complementarse con otros métodos para mejorar su precisión [37].

Método de integración Ampere-hora

El método de integración Ampere-hora, también conocido como *Coulomb counting*, se basa en la integración de la corriente que entra y sale de la batería a través del tiempo, permitiendo así estimar el SoC de manera continua o discreta. Este método se fundamenta directamente en la definición del SoC, representada por la ecuación (2.2). Su implementación puede realizarse mediante una simple suma acumulativa en sistemas discretos, o integrando numéricamente la corriente en sistemas continuos. Esta técnica constituye una de las técnicas más utilizadas en los BMS debido a su simplicidad, bajo costo computacional y facilidad de aplicación [7]. Sin embargo, presenta limitaciones importantes que afectan su precisión y robustez, especialmente en aplicaciones donde se requiere alta confiabilidad, como en vehículos eléctricos o sistemas de almacenamiento energético [40]:

1. El método requiere conocer el SoC inicial con alta precisión para proporcionar estimaciones confiables a lo largo del tiempo.
2. Su precisión depende críticamente de las mediciones de corriente. Los sensores de corriente pueden verse afectados por ruido eléctrico, variaciones térmicas y otras perturbaciones que provocan errores sistemáticos en la integración. Estos errores, al ser acumulativos, conducen a una estimación del SoC cada vez menos confiable con el paso del tiempo.
3. El deterioro de la capacidad de la batería en el largo plazo puede afectar la precisión en la estimación del SoC. Ante esto el algoritmo requiere actualizar dinámicamente esta capacidad, pues los cálculos del SoC basados en una capacidad fija tenderán a sobreestimar o subestimar el valor real, especialmente en baterías envejecidas.

Para mitigar estas limitaciones, es común complementar este método con otras técnicas de estimación. Por ejemplo, se puede utilizar la curva SoC-OCV para recalibrar el SoC en condiciones de reposo, o aplicar filtros como el filtro de Kalman, permitiendo fusionar la información de mediciones (como tensión, corriente y temperatura) y corregir los errores acumulativos mediante un modelo dinámico de la batería [11].

Método de espectroscopia de impedancia electroquímica

El método de espectroscopia de impedancia electroquímica (EIS, por sus siglas en inglés) se basa en la aplicación de una señal de tensión sinusoidal de baja magnitud (generalmente del orden de los [mV]) sobre una celda electroquímica, mientras se varía la frecuencia excitación dentro de un amplio rango, que puede ir desde los [MHz] hasta los [mHz]. A partir de la respuesta de corriente se calcula la impedancia compleja de la celda como función de la frecuencia.

El espectro de impedancia obtenido se representa comúnmente en diagramas de Bode o de Nyquist, permitiendo identificar una serie de procesos físicos como el transporte de iones en el electrolito, la difusión en los electrodos, la transferencia de carga y la capacitancia de doble capa (Efecto de la separación de cargas en la interfaz electrodo-electrolito) [10]. La Figura 2.8 muestra un ejemplo de diagrama de Nyquist para una batería, en donde cada rango de frecuencias está dominado por distintos procesos fisicoquímicos dentro de la celda.

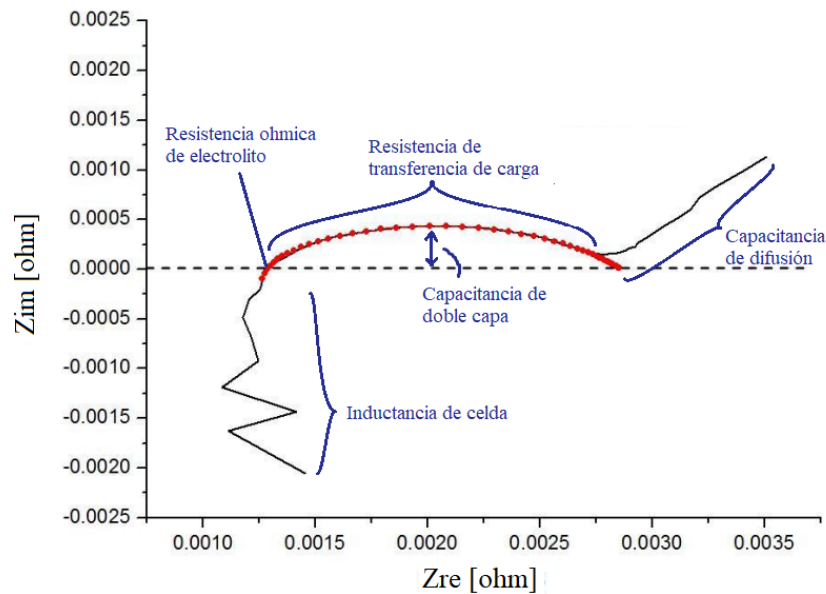


Figura 2.8: Ejemplo de diagrama de Nyquist obtenido de ensayo EIS [41].

Este método se ha propuesto como una herramienta para la estimación del SoC, debido a que los parámetros del espectro de impedancia presentan variaciones sistemáticas con el SoC. De este modo, se puede establecer una correlación entre el EIS y el SoC de la celda [41]. Adicionalmente, algunos modelos basados en EIS han mostrado ser capaces de capturar efectos de degradación, permitiendo un diagnóstico simultáneo entre el SoC y el SoH [38].

No obstante, la principal limitación de este método reside en su implementación práctica. El equipamiento necesario para realizar barridos de frecuencia con alta precisión— como potencios-tatos o analizadores de impedancia— suele ser costoso y voluminoso. Además, los tiempos de medición suelen ser largos, especialmente para frecuencias bajas. Por esta razón, EIS es más común en entornos de laboratorio, y aun no se ha generalizado su aplicación en BMS comerciales [42].

2.7.2. Estimación del SoC: Métodos de medición indirecta

Algoritmos de Filtro de Kalman

El algoritmo de filtro de Kalman (KF) es un método recursivo de estimación de estados basado en la teoría del “espacio-estado”, utilizado ampliamente en sistemas que presentan diferentes grados de incertidumbre [43]. Los algoritmos KF se clasifican en lineales y no lineales, donde estos últimos emplean la linealización de funciones no lineales mediante derivadas parciales y la expansión de series de Taylor [13]. Las ecuaciones (2.3) y (2.4) describen las ecuaciones de estado y de observación aplicadas en el algoritmo, donde cada una de las variables se definen también a continuación:

$$x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + w_k \quad (2.3)$$

$$y_k = C_k x_k + D_k u_k + v_k \quad (2.4)$$

- x_k representa al vector de variables de estado del sistema en el tiempo k .
- y_k corresponde al vector de variables de observación en el tiempo k .
- u_k es la variable de entrada del sistema utilizada como variable de control o excitación externa.
- A_k es la matriz de transferencia que refleja la influencia del estado anterior.
- B_k es la matriz de entrada.
- C_k es la matriz de medición o salida.
- D_k es la matriz de retroalimentación que refleja la influencia de la entrada en la observación.
- w_k corresponde a la matriz del ruido del proceso estocástico.
- v_k corresponde a la matriz del ruido asociado a la medición de la variable de observación.
- Los términos w_k y v_k son ruidos gaussianos blancos sin correlación, con media cero y matrices de covarianza Q_k y R_k respectivamente. Esto es: $w_k \sim (0, Q_k)$ y $v_k \sim (0, R_k)$.

El algoritmo KF tiene dos asunciones: Por un lado, considera que los parámetros de salida contienen “ruido de proceso” asociado a la incertidumbre de la dinámica del sistema, dada la incerteza de fenómenos que son difíciles de representar. Por otro lado, se considera la existencia de “ruidos de medición” relacionados a la interferencia, imprecisión o mala calibración de los sensores utilizados para la medición de variables involucradas en el sistema. El algoritmo está basado en la existencia inevitable de estas perturbaciones y son modelados como ruidos blancos, con media cero y con correlación no dependiente del tiempo (ruidos gaussianos).

El KF es reconocido por su precisión en la estimación del SoC en diversos modelos dinámicos de baterías de litio [10]. Sin embargo, debido a la naturaleza no lineal que poseen los modelos de las baterías de litio, es necesario recurrir a variantes no lineales de KF como el Filtro de Kalman Extendido (EKF), el Filtro de Kalman Unscented (UKF) y el Filtro de Kalman Adaptativo (AKF). Estos algoritmos linealizan las ecuaciones del sistema mediante una expansión de Taylor de primer orden, como se muestra en las ecuaciones (2.5) y (2.6).

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k) + w_k \quad (2.5)$$

$$y_k = h(x_k, u_k) + v_k \quad (2.6)$$

Aquí, $f(x_k, u_k)$ y $h(x_k, u_k)$ son las funciones no lineales de estado y de medición respectivamente. A través de la expansión de Taylor de primer orden, las funciones son expresadas como se muestra en las ecuaciones (2.7) y (2.8):

$$f(x_k, u_k) \approx f(\hat{x}_k, u_k) + \left. \frac{\partial f(x_k, u_k)}{\partial x_k} \right|_{x_k=\hat{x}_k} (x_k - \hat{x}_k) \quad (2.7)$$

$$h(x_k, u_k) \approx h(\hat{x}_k, u_k) + \left. \frac{\partial h(x_k, u_k)}{\partial x_k} \right|_{x_k=\hat{x}_k} (x_k - \hat{x}_k) \quad (2.8)$$

Donde las matrices A_k , B_k , C_k y D_k se definen como:

$$\begin{cases} A_k = \left. \frac{\partial f(x_k, u_k)}{\partial x_k} \right|_{x_k=\hat{x}_k} & B_k = f(\hat{x}_k, u_k) - A_k \hat{x}_k \\ C_k = \left. \frac{\partial h(x_k, u_k)}{\partial x_k} \right|_{x_k=\hat{x}_k} & D_k = h(\hat{x}_k, u_k) - C_k \hat{x}_k \end{cases} \quad (2.9)$$

El EKF es una de las variantes más comunes destinada a modelos no lineales y es ampliamente utilizado para la estimación de estados en baterías de ion-litio. Para sistemas electroquímicos que representan este tipo de baterías y su comportamiento no lineal, el EKF se convierte en una herramienta importante para su modelamiento y control [44]. El EKF conlleva una serie de ventajas [7]:

- Reduce significativamente el error de estimación inicial.
- Tiene alta capacidad de autocorrección ante errores grandes.
- Puede eliminar errores de medición en etapas iniciales de calibración.

Cabe mencionar junto a estas ventajas que el EKF asume que el ruido del proceso y de medición son constantes, lo que no necesariamente se refleja en la realidad. Para abordar esta limitación, se proponen algoritmos de covarianza que actualizan las características del ruido en el proceso de filtrado a medida que los parámetros estimados son actualizados. Una opción para esta aplicación es el Filtro de Kalman Extendido Adaptativo (AEKF) [45].

La implementación de los EKF requiere un modelo matemático apropiado, generalmente basado en una serie de ecuaciones diferenciales que describen el comportamiento de la batería bajo condiciones de operación. El algoritmo realiza de forma iterativa la linealización y actualización de estimaciones con cada nueva medición [44].

El proceso de estimación del SoC mediante el KF se divide en tres etapas generales:

1. Estimación preliminar del SoC usando el método Ampere-hora, junto con un SoC inicial (generalmente obtenido de la curva SoC-OCV) y la capacidad de la batería.
2. Estimación de la tensión en terminales basada en un modelo parametrizado y datos experimentales.
3. Actualización de la ganancia de Kalman a través del error de comparación entre la tensión del modelo y las mediciones.

La Figura 2.9 ilustra el esquema general de la aplicación del algoritmo KF para la estimación iterativa del SoC.

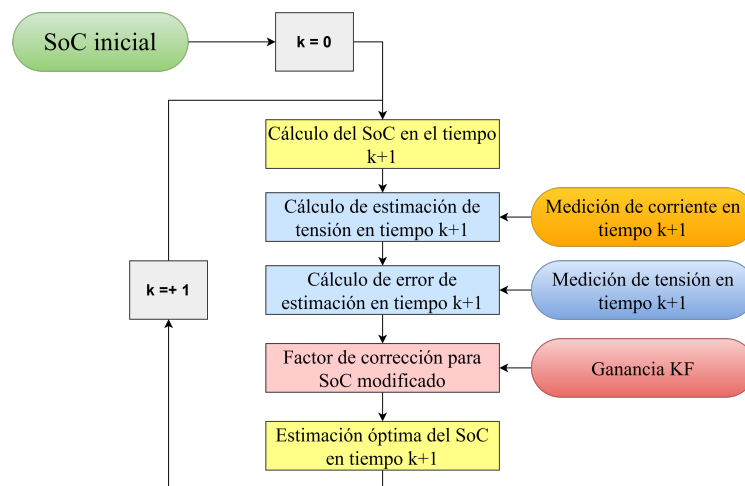


Figura 2.9: Diagrama de flujo general del algoritmo KF para la estimación del SoC.

Métodos basados en Machine Learning, redes neuronales y filtro de partículas

Otros enfoques que han sido estudiados de manera más reciente consisten en las técnicas basadas en inteligencia artificial y Machine Learning, las cuales han sido exploradas en el ámbito de la estimación del SoC debido a su capacidad para manejar dinámicas complejas y datos no lineales. Los métodos más populares incluyen la aplicación de algoritmos genéticos (GA), redes neuronales artificiales (ANN), lógica difusa (FL), *support vector machine* (SVM), *particle swarm optimization* (PSO) y combinaciones de dos o más de estas técnicas.

Los GA son métodos de optimización basados en principios de selección natural y mecanismos genéticos empleados para la solución de problemas no lineales y estocásticos como la identificación de parámetros de modelos de circuitos equivalentes. Los GA inician con una población de soluciones candidatas, representadas como cromosomas. A través de operadores como la selección, la cruce y la mutación, los cromosomas evolucionan iterativamente para minimizar una función objetivo, como la diferencia entre las tensiones modeladas y medidas experimentalmente. Esta técnica es adaptable a sistemas no lineales y exploran eficientemente grandes espacios de búsqueda sin quedarse en óptimos locales, sin embargo no es típicamente preferido como un método autónomo, siendo aplicado normalmente en combinación con redes neuronales [46].

El enfoque de ANN está inspirado en la estructura y funcionamiento del cerebro humano. Las distintas capas de neuronas que las componen son capaces de modelar relaciones complejas no lineales entre datos de entrada y salida. Las ANN procesan mediciones de tensión y corriente como variables de entrada para predecir el SoC de la batería. Se han empleado redes neuronales de tipo LSTM para la estimación del SoC en baterías de ion-litio, rescatando la capacidad que tiene este método para capturar las dependencias temporales sin la necesidad de un modelo empírico de batería, permitiendo estimar el SoC para diversas condiciones de temperatura [47]. Adicionalmente se ha aplicado para la estimación del SoC en baterías tipo LiFePO_4 logrando superar en precisión y robustez al KF [48]. Las ANN son una herramienta poderosa para la estimación del SoC, especialmente en aplicaciones donde los modelos físicos son complejos.

Sin embargo, para lograr una estimación precisa es requerido una gran cantidad de datos de entrenamiento, al igual que largos tiempos de cómputo.

La FL es una técnica que permite manejar la incertidumbre e imprecisión, modelando el razonamiento humano. En el contexto de la estimación del SoC, FL utiliza variables de entrada como la corriente, voltaje y temperatura de la batería, y las procesa según reglas difusas para estimar el SoC. Su principal ventaja es que no requiere un modelo físico detallado, lo que simplifica su implementación. FL se ha utilizado en combinación con otros métodos, como SVM y RLS, para mejorar la precisión de la estimación del SoC [49] [50].

SVM es conocido por sus aplicaciones en problemas de clasificación y regresión. Dentro del margen de la estimación del SoC, SVM es utilizado para crear fronteras de decisión para separar puntos de datos existentes en diferentes clases. El SoC es estimado a partir de un proceso de entrenamiento con estos datos conocidos, logrando ser preciso en modelos no lineales y mejorando la precisión de estimación combinándolo con otros métodos, a pesar de que es altamente dependiente de la cantidad de datos de entrenamiento y puede llegar a requerir una alta carga computacional [51].

El uso de la inteligencia artificial en los BMS ha sido ampliamente investigado, combinando diferentes técnicas y aprovechando sus ventajas para la estimación del SoC. Estas técnicas están diseñadas para aprender patrones complejos en el comportamiento de las baterías a partir de datos históricos y en tiempo real, sin la necesidad de modelar explícitamente su dinámica interna, a diferencia de los enfoques basados en ecuaciones físicas. Esto les permite superar en precisión a los modelos tradicionales. Sin embargo, las principales limitaciones de estos métodos radican en la necesidad de grandes volúmenes de datos que representen adecuadamente diversas condiciones operativas, el alto costo computacional de su ejecución y la falta de interpretabilidad de los modelos empleados, ya que muchas veces operan como “cajas negras” sin una relación clara entre entradas y resultados. A pesar de estos desafíos, los avances en hardware y algoritmos continúan mejorando su viabilidad, posicionando a la inteligencia artificial como una herramienta clave en el desarrollo de BMS más eficientes y precisos [51].

2.8. Estado de potencia - SoP

El estado de potencia (SoP) es la máxima potencia que puede ser entregada o absorbida continuamente por la batería dentro de un intervalo de tiempo [52]. El SoP indica el máximo valor del producto de la tensión en terminales de la batería y la corriente circulante de carga y descarga, sujeto a un conjunto de limitaciones que mantengan a la batería dentro de un área de operación segura. Conocer con precisión el SoP tiene funcionalidades que ayudan a determinar si un vehículo eléctrico puede desempeñarse adecuadamente en realizar alguna labor de conducción de manera extendida, como poder completar un recorrido por una ruta específica sin ser interrumpido por desconexiones preventivas que son aplicadas en función de la reserva energética o las estipulaciones de potencia. Al igual que el SoC, el SoP provee asistencia a los BMS y a los conductores de vehículos eléctricos en la toma de decisiones y la selección de estrategias durante sus esquemas de aceleración, frenado y conducción en pendiente. Generalmente, para establecer este límite de potencia, se realiza una estimación predictiva de la potencia que podrá

estar disponible continuamente durante un horizonte de tiempo futuro. Si la batería entrega a la carga una cierta cantidad de potencia sin exceder este valor estimado, significa que ninguna limitación de diseño por parte de la batería es transgredido [14].

El SoP suele ser definido como el mínimo valor de potencia que puede ser exitosamente entregada o absorbida dentro de una ventana de predicción en el tiempo, como se muestra en la ecuación (2.10), donde k es el tiempo actual, L es el largo de la ventana de predicción y $P_{max}^{di/ch}$ es la potencia que puede ser exitosamente entregada o absorbida dentro de las limitaciones que son establecidas para la ventana de predicción.

$$SoP_k = \min \left\{ \left| P_{max,k+1}^{di/ch} \right|, \left| P_{max,k+2}^{di/ch} \right|, \dots, \left| P_{max,k+L}^{di/ch} \right| \right\} \quad (2.10)$$

El uso de esta ecuación abarca una serie de aspectos necesarios que es necesario definir para la estimación del SoP: En primer lugar, el área segura de operación y las restricciones de la batería deben ser establecidos. Parámetros esenciales que son importantes de incluir son la tensión y la corriente de la batería; pues corresponden a parámetros eléctricos medibles de sencilla obtención y que cumplen un rol fundamental para la protección de la batería. Sin embargo, a pesar de que estas cantidades son accesibles, carecen de interpretación física que describa intrínsecamente el estado de operación de la batería. Es por esto que adicionalmente parámetros como el SoC, el SoE, la temperatura y variables electroquímicas también han sido usados como restricciones adicionales para el SoP [53]. Si bien, considerar diferentes restricciones puede mejorar los esquemas de seguridad de la batería, es necesario implementar modelos y algoritmos para fijar estos límites, y en ocasiones estimar algunas de estas variables (principalmente aquellas asociadas a las variables electroquímicas) conllevan un alto costo computacional y la aplicación de algoritmos más complejos. Al fin y a cabo, incluir una amplia variedad de factores limitantes es beneficioso para proteger la salud y el rendimiento de la batería; sin embargo, incluir una cantidad excesiva de restricciones puede por un lado acomplejar las tareas llevadas a cabo por los BMS y desestimar la capacidad de potencia de la batería, comprometiendo su desempeño en cargas y descargas de alto rendimiento.

Un segundo aspecto relevante para la estimación del SoP son los diferentes Modos de Operación Máxima (MOP) que consisten en los protocolos de carga y descarga que maximizan el desempeño de la batería. Típicamente, esquemas de corriente constante (CC), tensión constante (CV), combinación de corriente-tensión constante (CC-CV) y potencia constante (CP) son cuatro MOP que son analizados dentro de la ventana de predicción de los cuales se deriva la estimación del SoP.

2.8.1. Modos de operación máxima - MOP

En esta sección se presentan y se explican las características de los diferentes MOP, describiendo la evolución en el tiempo de la corriente, tensión y potencia cuando cada uno de estos modos de operación es contemplado a lo largo de una ventana de predicción en distintos niveles de SoC.

En primer lugar, la Figura 2.10.a) muestra el Modo de Operación Máxima de corriente constante (MOP-CC), el cual maximiza la potencia a través de la aplicación de una corriente constante. Si se

considera en primera instancia a una batería descargándose en los niveles altos de SoC, la corriente es únicamente limitada por la magnitud máxima de descarga que es definida por el fabricante. Esta restricción de corriente se mantiene fija durante un tiempo, pero conforme la batería es descargada la tensión se reduce, por lo que el SoP se verá disminuido. En cambio, cuando el SoC es bajo y la tensión está cerca de su límite de corte mínimo, la corriente constante que puede ser aplicada durante esta ventana de tiempo disminuye, de esta forma también reduciendo la máxima potencia que puede ser entregada.

En el MOP-CV presentado en la Figura 2.10.b), el rendimiento es maximizado manteniendo un nivel de tensión constante. En las regiones de alto SoC, la corriente máxima de descarga continua siendo el factor limitante de la potencia, pero a lo largo de la ventana de predicción su magnitud es reducida, permitiendo que la tensión en terminales permanezca constante considerando el potencial de polarización de las baterías. Conforme la batería es descargada, la tensión disminuye, llegando a un punto donde su nivel de corte mínimo es alcanzado.

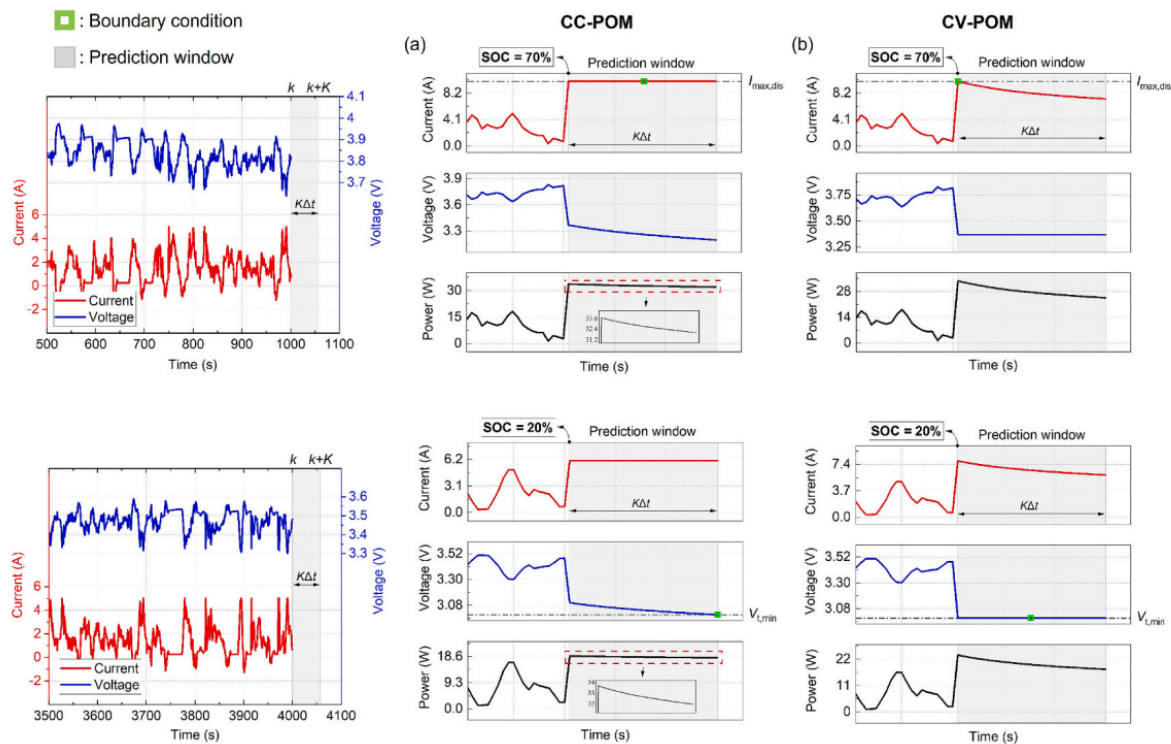


Figura 2.10: Comportamiento de peak de descarga bajo: a) MOP-CC b) MOP-CV [14].

La Figura 2.11 muestra el MOP-CCCV que combina los atributos del MOP-CC y el MOP-CV. Este esquema, en lugar de establecer un único modo de operación a lo largo de la ventana de predicción, incluye una fase de transición que permite cambiar el MOP en medio de la ventana si es que alguno de los límites de corriente o tensión es transgredido.

Por último, la Figura 2.12 muestra el MOP-CP para tanto el proceso de carga como de descarga. Bajo este esquema, la batería es operada ajustando dinámicamente la corriente y la tensión de esta de modo que su producto permanezca constante.

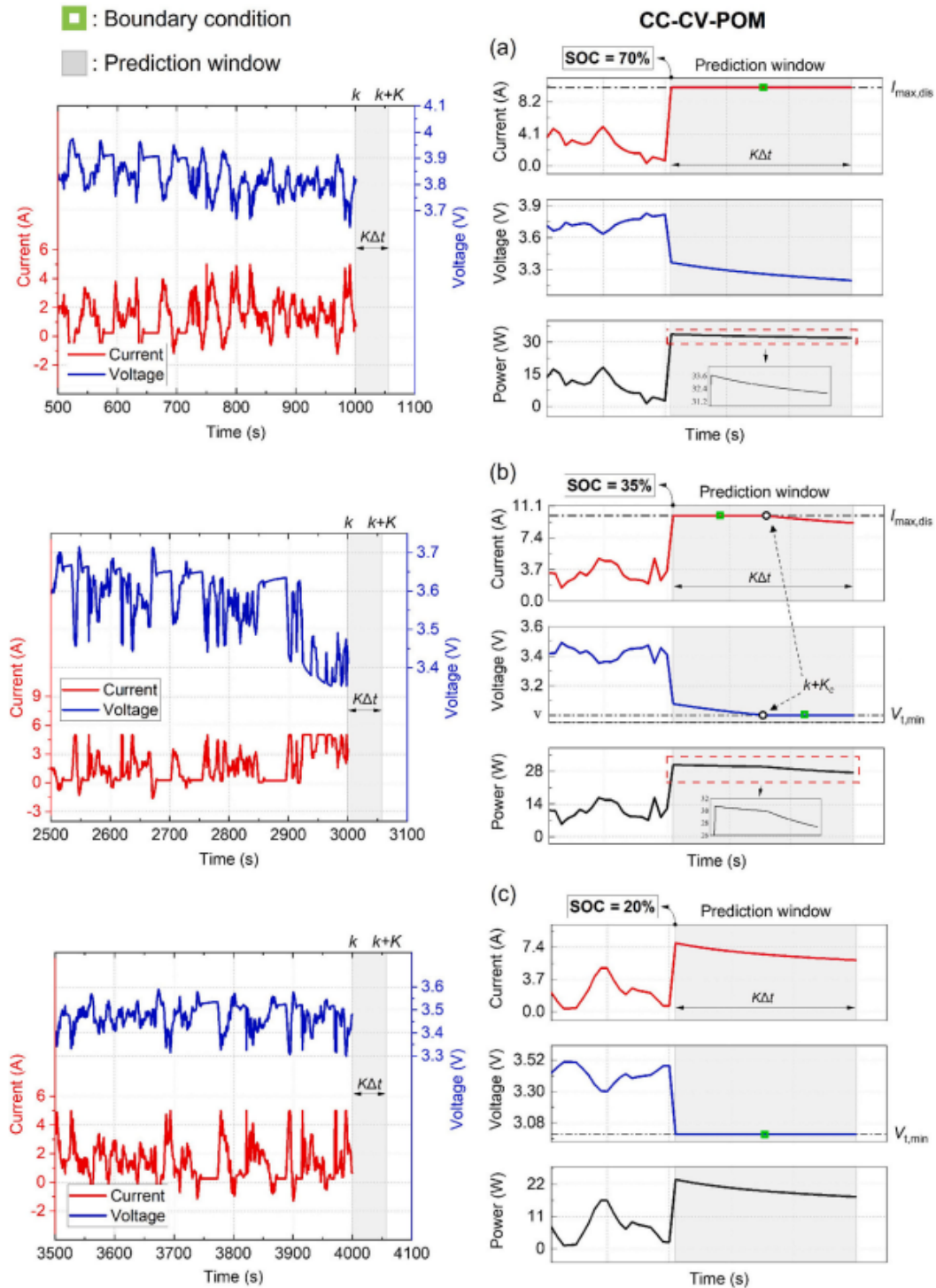


Figura 2.11: Comportamiento de peak de descarga bajo MOP-CCCV [14].

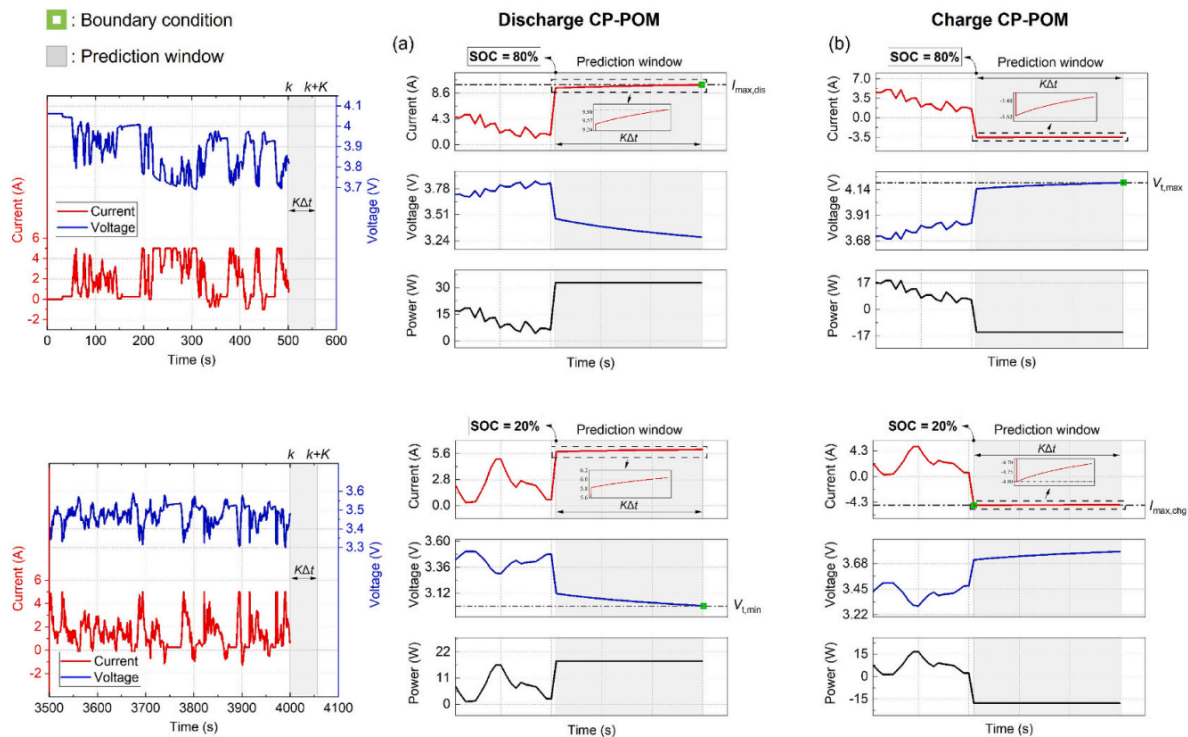


Figura 2.12: Comportamiento de peak de descarga y carga bajo MOP-CP [14].

Se ha estudiado comparativamente las prestaciones de potencia máxima bajo los diferentes modos operativos a través de la experimentación en cada uno de los casos MOP [54]. Cada aplicación presenta ventajas y limitaciones dependiente de las condiciones específicas:

- El modo MOP-CC es el más investigado y utilizado debido a su facilidad de implementación y simplicidad en el desarrollo de algoritmos, lo que lo convierte en una opción preferida para los BMS. Sin embargo, posee limitaciones en regiones gobernadas por la limitación de tensión (en bajos SoC durante la descarga y altos SoC durante carga), disminuyendo abruptamente el rendimiento de la batería en dichas condiciones.
- El esquema MOP-CV se muestra eficaz en regiones más críticas y presenta grados de rendimiento mayores que el MOP-CC, lo que se refleja en una capacidad mayor de entrega de potencia. Pero este modo carece de estabilidad, siendo aquel que posee más variaciones de potencia durante la ventana de predicción.
- El modo MOP-CCCV se destaca por optimizar los procesos de carga y descarga mediante los atributos de los dos esquemas mencionados, evitando las sobrecargas y el estrés térmico y químico en la batería. Sin embargo, carece de estabilidad, su implementación es aun más compleja y requiere de un sistema de control avanzado para gestionar la transición entre las fases CC y CV.
- Por último, el modo MOP-CP es valorado por reflejar mejor los escenarios reales de carga en aplicaciones de vehículos eléctricos, ofreciendo una entrega y absorción de energía más estable y optimizada. Sin embargo, al igual que los esquemas MOP-CV y MOP-CCCV, su

formulación e implementación se convierte en un desafío complejo debido a la resolución de problemas de optimización en tiempo real.

Los diferentes esquemas de operación tienen aplicaciones específicas que los hacen adecuados para diversos escenarios. Además, el desarrollo de fórmulas y algoritmos predictivos implica una complejidad inherente, especialmente cuando se trabaja con modelos empíricos que intentan reflejar las características de las baterías. Como resultado, las no linealidades pueden representar desafíos significativos para la implementación de algunos esquemas de operación. Esto resalta la necesidad de encontrar un equilibrio entre la robustez de estos métodos y sus requerimientos computacionales.

2.9. Ensayos en baterías

Un aspecto esencial para la estimación de los estados internos de las baterías, fundamental para una gestión eficiente de la energía en los BMS, es el diseño y ejecución de ensayos experimentales. Estos tienen como finalidad obtener características representativas del comportamiento estático y dinámico de las baterías bajo diferentes condiciones de operación.

Las baterías de ion-litio son sistemas electroquímicos complejos, cuyas propiedades pueden verse influenciadas por múltiples factores, tales como la temperatura, la humedad, el envejecimiento, las vibraciones y otras condiciones externas. Para una gestión eficaz en tiempo real, resulta importante comprender cómo estos elementos afectan la evolución de los parámetros internos de la batería.

Dentro de los documentos que proponen las metodologías y procedimientos para los diferentes ensayos en baterías se encuentran los manuales *PNGV Battery Test Manual* [55] y *USABC Electric Vehicle Battery Test Procedures Manual* [56], al igual que la norma IEC 6260-1 *Secondary lithium-ion cells for the propulsion of electric road vehicles* [57]. Los ensayos más utilizados se describen a continuación:

Ensayo de capacidad

Este ensayo tiene como objetivo calibrar la capacidad máxima de las baterías, a fin de establecer los valores de referencia para el cálculo del SoC. Su ejecución en distintas condiciones de temperatura y grados de envejecimiento cumple un rol fundamental para determinar el SoC y evaluar la degradación de la batería mediante, siendo una característica de relevancia para el SoH [7].

Para llevar a cabo el ensayo, la batería debe estar completamente cargada y haber permanecido en reposo durante una hora en su tensión de corte máxima. Posteriormente, a través del esquema CC-CV, la batería es descargada hasta alcanzar la tensión mínima de corte. La corriente aplicada en la descarga al igual que las condiciones del ensayo deben, idealmente, coincidir con las especificadas por el fabricante para las cuales la capacidad nominal es determinada; aunque también es posible realizar pruebas bajo distintas magnitudes de corriente o temperaturas para analizar la influencia de estas variables [44].

Ensayo OCV

El objetivo general de este ensayo es establecer la relación entre la tensión OCV y el SoC, la cual es obtenida midiendo la tensión en su estado de equilibrio para diferentes niveles de SoC. Inicialmente, la batería debe estar completamente cargada a su nivel de tensión de corte máximo, correspondiente al 100 % del SoC. Posteriormente, se descarga intervalos de 10 % de SoC y la tensión de la batería es medida luego de un periodo de 1 hora de reposo en cada etapa. El proceso se detiene al alcanzar la tensión mínima de corte. De forma análoga, para obtener la curva SoC-OCV en el proceso de carga, se lleva a cabo el mismo procedimiento descrito, llevando la tensión desde el nivel de corte inferior al superior [40].

Ensayo de caracterización de pulsos híbridos

El ensayo HPPC (*Hybrid Pulse Power Characterization*) es un procedimiento usado para determinar características del desempeño y dinámicas de diferentes baterías y suele ser utilizado para la identificación de parámetros en modelos; como la resistencia interna, los parámetros de polarización e incluso la tensión OCV [7]. El procedimiento del ensayo consiste en aplicar una secuencia de pulsos de carga y descarga con magnitudes de corriente conocidas y registrar la respuesta de tensión que estos pulsos generan. A partir de distintas ecuaciones y funciones objetivo de minimización, los parámetros del modelo son ajustados respecto a los resultados experimentales obtenidos, buscando coincidir la respuesta del ensayo con la respuesta del modelo para los distintos niveles de carga. El ensayo HPPC se lleva a cabo mediante el siguiente procedimiento:

1. Se lleva la batería a carga completa a través del esquema CC-CV. Es decir, hasta su tensión máxima de corte.
2. Mantener la batería en reposo hasta alcanzar un nivel de tensión equilibrado.
3. Se aplica un pulso o una secuencia de pulsos de corriente, teniendo en cuenta los siguientes aspectos:
 - La magnitud de la corriente aplicada en los pulsos debe ser lo suficientemente grande para notar un cambio instantáneo de la tensión que pueda ser registrado y que sea lo menos susceptible a los ruidos de medición.
 - La combinación duración-magnitud de los pulsos debe ser seleccionada adecuadamente de modo que la capacidad disponible de la batería no se vea afectada significativamente. Una alta corriente y/o una extendida duración de los pulsos puede generar variaciones indeseadas en el SoC.
 - El tiempo de relajación tras la aplicación de los pulsos debe ser lo suficientemente extendido como para apreciar la evolución transitoria de la tensión.

4. Descargar la batería aplicando una corriente de barrido (*sweep*) que reduzca el SoC en un intervalo definido⁵ (Ej: 5 %-10 %).
5. Repetir los pasos 3 y 4 hasta que la batería alcance su tensión de corte inferior.

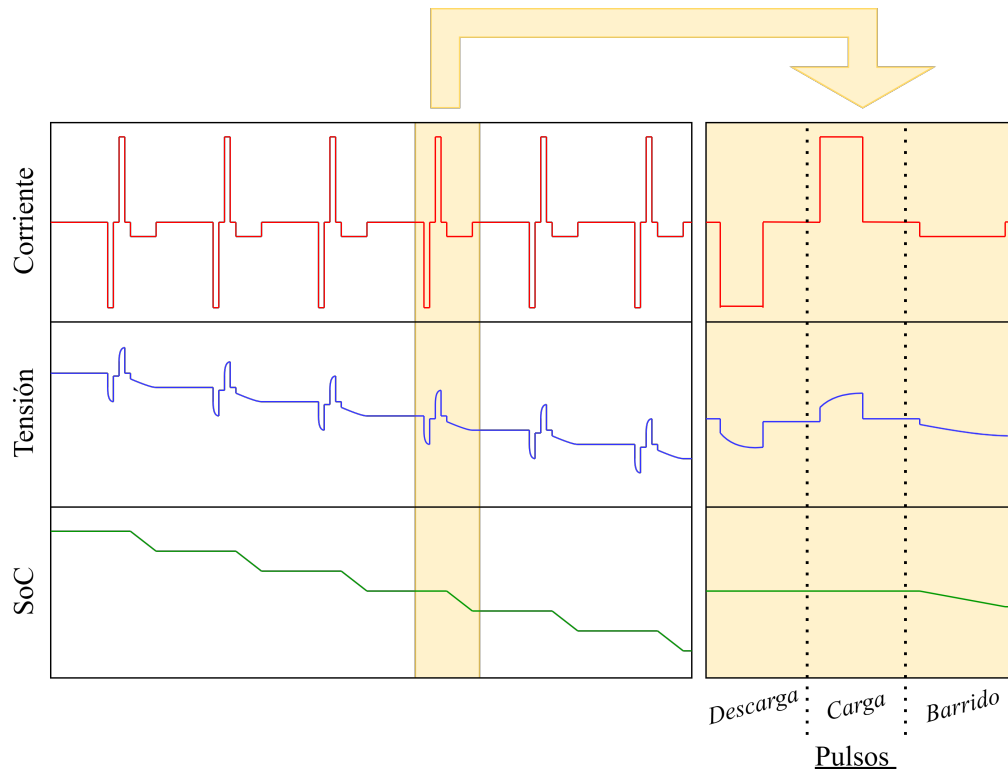


Figura 2.13: Gráfico ilustrativo de las mediciones del ensayo HPPC.

Ensayos dinámicos

Los ensayos dinámicos consisten en la aplicación de perfiles de corrientes basados en ciclos de conducción estandarizados de vehículos eléctricos. La principal utilidad de estos ensayos consiste en brindar un método de validación para los modelos de baterías, mediante la comparación entre los datos experimentales obtenidos y las respuestas generadas por el modelo ante condiciones realistas de operación [58]. Los perfiles de los ciclos de conducción consisten típicamente en una serie de pulsos de descarga con diferentes magnitudes de corriente, simulando fases de aceleración y conducción a velocidad constante; al igual que pulsos de corriente representando recargas en reposo y frenados regenerativos. Entre los esquemas de conducción más utilizados se encuentran el *Dynamic Stress Test* (DST), el *Federal Urban Driving Schedule* (FUDS) y el *New European Driving Cycle* NEDC, entre otros [7]. La Figura 2.14 muestra los perfiles de corriente correspondientes a algunos de estos ciclos.

⁵Referencialmente, se establece el 100 % del SoC como la capacidad nominal de la batería o bien la capacidad determinada experimentalmente a través del ensayo de capacidad

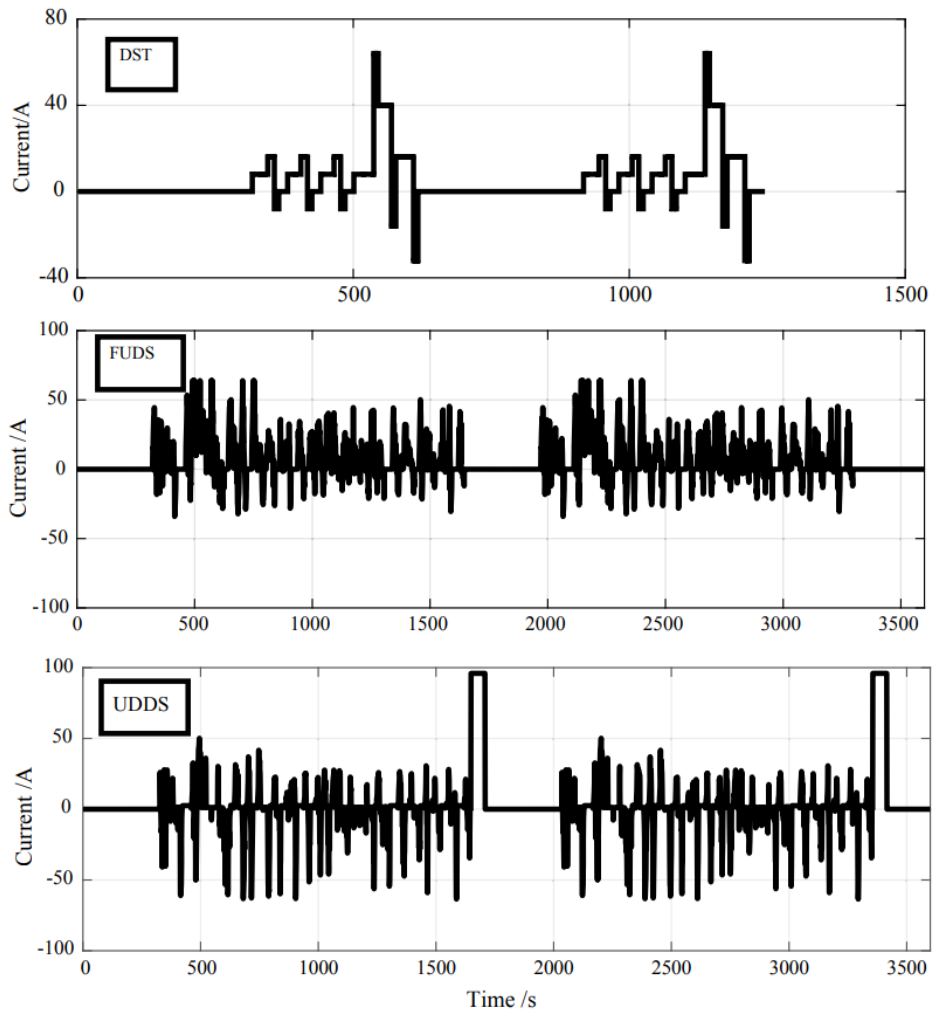


Figura 2.14: Perfiles de corriente de ciclos de conducción [7].

Capítulo 3

Estrategia diseñada para la estimación del SoC y SoP

En este capítulo se presenta la estrategia llevada a cabo para el diseño de un algoritmo destinado a la estimación del SoC y SoP de una celda de ion-litio con capacidad nominal de 4 [Ah], junto al desarrollo experimental realizado.

Los algoritmos de estimación del SoC y SoP requieren establecer un modelo para la representación adecuada de las baterías. En este trabajo, se opta por un modelo basado en un circuito equivalente (ECM) de segundo orden. La elección de este modelo sobre uno electroquímico se fundamenta en el equilibrio entre precisión y complejidad computacional. Si bien los modelos electroquímicos ofrecen una descripción detallada de los procesos internos de la batería, requieren una mayor cantidad de parámetros y capacidad de cómputo. Por otro lado, los modelos ECM, ampliamente validados para baterías de ion-litio, permiten representar la respuesta dinámica de las baterías de manera efectiva mediante parámetros eléctricos, otorgando una interpretación más intuitiva y simplificada. El modelo se rige por un sistema de ecuaciones que relaciona los parámetros del circuito (resistencias, constantes de tiempo y fuente de tensión) con las variables medibles del sistema (tensión y corriente), así como con las variables de estado (SoC y tensiones de polarización).

Para la identificación de parámetros del modelo, se lleva a cabo un ensayo de pulsos HPPC, el cual permite obtener los valores de las resistencias y constantes de tiempo en función del SoC. Además, mediante los periodos de reposo previos a la secuencia de pulsos en cada nivel de SoC, se obtiene la curva SoC-OCV, aprovechando los instantes donde la batería alcanza el equilibrio electroquímico, permitiendo una medición precisa de la tensión OCV. El cálculo de parámetros conlleva una extracción de datos experimentales junto a un análisis y desarrollo de ecuaciones matemáticas que permitan ajustar los resultados del ensayo HPPC dentro del modelo de la batería.

Para la estimación del SoC, se emplea un enfoque basado en el algoritmo de Filtro de Kalman Extendido (EKF), el cual permite integrar las mediciones de tensión y corriente con un modelo dinámico de la batería, corrigiendo desviaciones y reduciendo la influencia del ruido en los sensores. Este enfoque presenta ventajas significativas sobre otros métodos tradicionales, como la integración de corriente del método ampere-hora, que acumula error con el tiempo debido a incertidumbres en la medición de corriente y la capacidad efectiva de la batería. En comparación con técnicas de inteligencia artificial, como redes neuronales artificiales (ANN) o lógica difusa (FL), el filtro de Kalman ofrece interpretabilidad matemática basada en un modelo físico, además

de requerir menos datos de entrenamiento y ser más eficiente desde una perspectiva computacional. Mediante el algoritmo de EKF, el SoC se obtiene de manera continua mediante un proceso iterativo que involucra el cálculo de ecuaciones matriciales de actualización de estados.

Posteriormente, se lleva a cabo un ensayo dinámico sobre tres celdas de ion-litio conectadas en serie. Este ensayo busca cumplir dos objetivos: Primero, validar el modelo de batería establecido y el enfoque de estimación del SoC con EKF a través de un esquema diferente al del ensayo HPPC, lo que permite evaluar la estrategia en base a una aplicación asociada a condiciones reales. En segundo lugar, se busca comparar el desempeño del estimador de KF respecto a la estimación de un BMS comercial, el cual posee su propio sistema integrado de cálculo para entregar la lectura del SoC.

Se describe el método utilizado para la estimación del SoP, el cual consiste en un algoritmo de multi-restricciones. En este enfoque se determina la potencia máxima que la batería puede entregar o consumir dentro de una ventana de tiempo de predicción, considerando restricciones de tensión, corriente y SoC. Para la maximización de la potencia, se adopta una estrategia en que la corriente se mantiene constante a lo largo de esta ventana de predicción, es decir un MOP-CC. Se justifican las fórmulas matemáticas necesarias para determinar la potencia máxima que cumpla con cada uno de los criterios asociados a los límites operativos de la batería.

3.1. Formulación del modelo y ecuaciones

Para establecer el sistema de ecuaciones de espacio-estado para la estimación del SoC, se describen las ecuaciones dinámicas del modelo de la batería, representado mediante el circuito equivalente ilustrado en la Figura 3.1. La ecuación (3.1) se deriva aplicando la ley de voltajes de Kirchhoff (LVK) en el circuito, mientras que las ecuaciones (3.2) y (3.3) se deducen mediante la ley de corrientes de Kirchhoff (LCK) en cada una de las ramas de polarización, junto con la ley del elemento de capacitancia. Por último, la ecuación (3.4) describe la evolución del SoC, definida a partir de la integración ampere-hora. Se asume que un valor positivo de corriente se refiere a una corriente de carga; mientras que un valor negativo indica descarga.

$$V_t = V_{OC} + i \cdot R_0 + V_{p1} + V_{p2} \quad (3.1)$$

$$C_1 \frac{\partial V_{p1}}{\partial t} = I - \frac{V_{p1}}{R_1} \quad (3.2)$$

$$C_2 \frac{\partial V_{p2}}{\partial t} = I - \frac{V_{p2}}{R_2} \quad (3.3)$$

$$SoC = SoC_0 + \frac{1}{Q_n} \int_{t_0}^t I dt \quad (3.4)$$

A partir de las ecuaciones del sistema, se busca definir las variables de estado, observación y entrada. Por una parte, se tiene un conjunto de variables que no pueden ser medidas directamente, correspondientes al SoC y las tensiones de polarización que caen en cada una de las ramas RC del

circuito. Por lo que la variable de estado corresponde a un vector de 3 dimensiones que agrupa dichas variables ($x_k = [SoC_k V_{p1} V_{p2}]$), siendo SoC la variable relevante a estimar. Por otro lado, las variables que pueden ser medidas directamente son la corriente y la tensión de la batería. La corriente se define como la variable de entrada del sistema ($u_k = I_k$), mientras que la tensión en terminales representa la variable de observación ($y_k = V_{t,k}$).

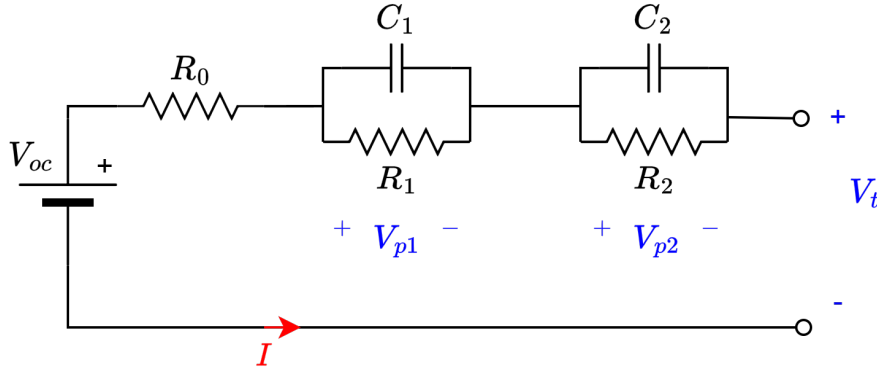


Figura 3.1: Circuito equivalente para el modelo de batería

Luego, las ecuaciones de estado y observación pueden expresarse su forma matricial. Las ecuaciones (3.2), (3.3) y (3.4) constituyen la ecuación de estado, mientras que la ecuación (3.1) define la ecuación de observación. Estas ecuaciones son equivalentes a las utilizadas en el KF expresadas en (3.5) y (3.6).

$$\begin{bmatrix} SoC \\ V_{p1} \\ V_{p2} \end{bmatrix}_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-t/\tau_1} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-t/\tau_2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SoC \\ V_{p1} \\ V_{p2} \end{bmatrix}_k + \begin{bmatrix} \frac{t}{Q_n} \\ R_1(1 - e^{-t/\tau_1}) \\ R_2(1 - e^{-t/\tau_2}) \end{bmatrix} [I_k] + [w_k] \quad (3.5)$$

$$[V_{t,k}] = \begin{bmatrix} \frac{\partial V_{oc}(SoC_k)}{\partial SoC_k} & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SoC \\ V_{p1} \\ V_{p2} \end{bmatrix}_k + [I_k] [R_0] + [v_k] \quad (3.6)$$

3.2. Identificación de parámetros del modelo

Para caracterizar la batería a experimentar y determinar los parámetros del modelo utilizado, se lleva a cabo previamente un ensayo HPPC, el cual se basa en un esquema de pulsos de descarga, carga y barrido, que es diseñado para evaluar el comportamiento dinámico de las baterías en todo su rango de operación. La idea principal del ensayo HPPC consiste en analizar la respuesta de la tensión en los terminales de la batería ante la aplicación de un pulso de corriente. Dicha

respuesta puede ser descrita con comportamiento multi-exponencial, determinado por el número de ramas RC del modelo equivalente del circuito, y se describe mediante la ecuación (3.7).

$$V_{sim} = V_{OC} + I \cdot R_0 + I \cdot \left(\sum_{i=1}^{n_{ramas}} R_i \cdot (1 - e^{-t/\tau_i}) \right) \quad (3.7)$$

Un desafío clave en este proceso es registrar con precisión las ondas transitorias de tensión y localizar correctamente los instantes de inicio y finalización de los pulsos. Para ello, es crucial emplear instrumentos de medición que minimicen el impacto del ruido en las señales de tensión y corriente. A modo de referencia, las celdas de ion-litio utilizadas en los ensayos tiene un rango de operación de 2,5-4,2 [V]. Por lo que es deseado utilizar sensores de tensión con resolución adecuada y que no presenten oscilaciones más allá de las décimas de [mV], a modo de reducir la incertidumbre en los datos medidos.

Para automatizar la detección de los instantes de inicio y fin de los pulsos, se utiliza un método basado en las diferencias entre muestras consecutivas de corriente registrada. Este enfoque detecta la activación de un pulso de corriente cuando se cumplen las condiciones descritas en las ecuaciones (3.8), (3.9) y (3.10). Los términos I_{di} , I_{ch} y I_{sw} corresponden a la magnitud de las corrientes de descarga, carga y barrido respectivamente. En esencia, el método busca localizar cambios instantáneos en la corriente que coincidan con la magnitud del pulso esperado, considerando un margen de tolerancia (tol) asociado a variaciones y ruido de medición.

$$Pulsos\ de\ descarga : \quad ||I_k - I_{k-1}| - I_{di}| < tol \cdot I_{di} \quad \& \quad I_k - I_{k-1} < 0 \quad (3.8)$$

$$Pulsos\ de\ carga : \quad ||I_k - I_{k-1}| - I_{ch}| < tol \cdot I_{ch} \quad \& \quad I_k - I_{k-1} > 0 \quad (3.9)$$

$$Pulsos\ de\ barrido : \quad ||I_k - I_{k-1}| - I_{sw}| < tol \cdot I_{sw} \quad \& \quad I_k - I_{k-1} < 0 \quad (3.10)$$

Una vez detectados los pulsos, se identifican los niveles de tensión en los instantes en que los pulsos son activados y desactivados. La Figura 3.2 ilustra el comportamiento típico de la tensión en terminales durante la aplicación de una serie de pulsos, destacando los puntos clave para la identificación de parámetros del modelo.

Al aplicar un pulso de descarga de magnitud I_{di} , la tensión en terminales cae instantáneamente de V_1 a V_2 . En el transcurso del pulso de corriente, la tensión desciende a V_3 . Al desactivar el pulso, la tensión aumenta instantáneamente a V_4 , y tras un tiempo de relajación, alcanza V_5 . Posteriormente, se aplica un pulso de carga de magnitud I_{ch} , que incrementa la tensión a V_6 de forma inmediata. Durante el pulso, la tensión aumenta progresivamente a V_7 y, al desactivarlo, disminuye a V_8 . Tras otro periodo de relajación, la tensión se reduce a V_9 . Por último, se aplica un pulso de barrido (*sweep*) de menor magnitud I_{sw} , reduciendo instantáneamente la tensión a V_{10} . Durante su aplicación, la tensión decrece paulatinamente a V_{11} . Al desactivar el pulso, la tensión aumenta a V_{12} y, tras un tiempo de relajación, el nivel de tensión aumenta a V_{13} .

La resistencia interna se calcula a partir de los cambios instantáneos en la tensión cuando se activa o desactiva un pulso de corriente. Este parámetro se obtiene para los pulsos de descarga y

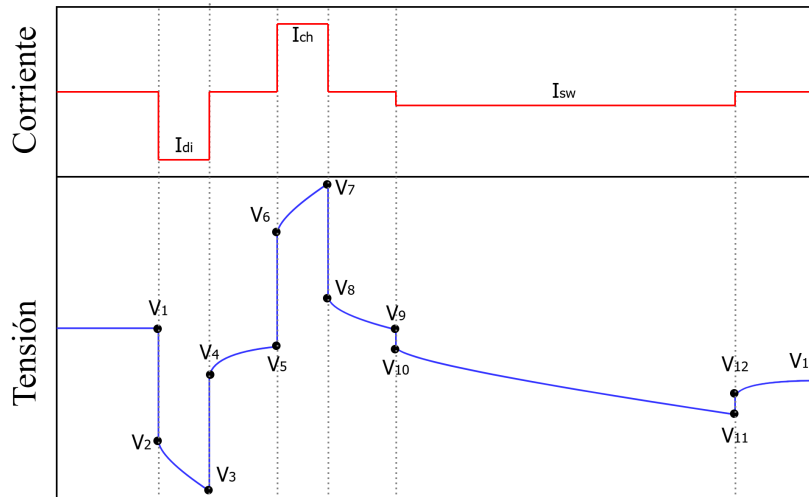


Figura 3.2: Ejemplo de un ciclo individual de tensión para un SoC específico [58].

carga mediante las ecuaciones (3.11) y (3.12):

$$R_{0,di} = \frac{V_4 - V_3}{I_{di}} \quad (3.11)$$

$$R_{0,ch} = \frac{V_7 - V_8}{I_{ch}} \quad (3.12)$$

Los elementos de las ramas RC (R_i y τ_i) se obtienen al analizar los cambios transitorios de tensión durante el tiempo de relajación de los pulsos de corriente. Para identificar los parámetros R_i y τ_i , se minimiza el error medio absoluto entre la tensión experimental V_{exp} y la tensión simulada V_{sim} como muestra la ecuación (3.13). Esto es realizado mediante la función de Matlab *fminsearch*. Este ajuste permite obtener los valores óptimos de R_i y τ_i que mejor representan el comportamiento dinámico de la batería ante los pulsos de corriente.

$$\min_{R_i, \tau_i} : |V_{exp} - V_{sim}| \quad (3.13)$$

Adicionalmente, los resultados del ensayo HPPC se utilizan para establecer un método que permita determinar la curva característica SoC-OCV. Esta técnica consiste en registrar el nivel de tensión de la batería en estado de reposo (sin carga) tras un tiempo de relajación que permite estabilizar la respuesta de la batería después de la aplicación de los pulsos de corriente. Como se muestra en la Figura 3.2, la tensión V_{13} , que es la última tensión registrada antes de ejecutar los pulsos del siguiente nivel de carga, se considera una aproximación de la tensión OCV para el SoC actual. Definir un tiempo de reposo adecuado para estabilizar la tensión de la batería es clave para representar de manera precisa la característica SoC-OCV. Este método constituye una alternativa al procedimiento tradicional del ensayo OCV descrito en la Sección 2.9, permitiendo establecer dicha relación sin la necesidad de realizar un ensayo adicional para este propósito.

Finalmente, los parámetros del modelo son obtenidos para diferentes SoC a lo largo del ensayo HPPC. Si el ciclo de pulsos es aplicado en intervalos de 10%, entonces se contará con un set de 11 grupos de parámetros (1 grupo para cada SoC entre el 100% y 0%). Para establecer la

característica de los parámetros en intervalos más cortos, se hace uso del comando de Matlab *interp1* para interpolar los elementos del circuito equivalente en función del SoC, permitiendo definir los valores de parámetros en intervalos de 0,1 %.

3.3. Estimación del SoC: Filtro de Kalman

De forma general, el algoritmo del EKF es utilizado para actualizar la estimación del SoC de acuerdo al error en cada intervalo de tiempo entre la tensión en terminales predicha por el modelo y la tensión medida experimentalmente.

Para lograr la mejor estimación posible, las variables de estado son constantemente actualizadas incorporando las observaciones de entrada y salida del sistema, correspondientes a la corriente y tensión en terminales respectivamente. Esta actualización constante produce que la estimación sea optimizada a lo largo del proceso iterativo.

El procedimiento del algoritmo consta de dos etapas: La predicción preliminar de las variables de estado y la estimación actualizada de estas. El proceso recursivo del EKF es descrito en la Tabla 3.1, donde las variables con el símbolo sobrescrito " - " indican cantidades estimadas de forma preliminar, basándose solamente en mediciones anteriores; mientras que el símbolo " + " indica la estimación actualizada basado en mediciones tanto pasadas como presentes.

Tabla 3.1: Pasos del algoritmo EKF

x_0, P_0	Asignación de valores iniciales
$x_{k+1}^- = f(x_k^+, u_k)$	Estimación preliminar de estado
$P_{k+1}^- = A_k P_k^+ A_k^T + Q_k$	Calculo preliminar de error de covarianza
$K_{k+1} = P_{k+1}^- C_{k+1}^T (C_{k+1} P_{k+1}^- C_{k+1}^T + R_{k+1})^{-1}$	Calculo de ganancia de Kalman
$x_{k+1}^+ = x_{k+1}^- + K_{k+1} (y_{k+1} - f(x_{k+1}^-, u_k))$	Actualización de estimación de estado
$P_{k+1}^+ = (I_{n \times m} - K_{k+1} C_{k+1}) P_{k+1}^-$	Actualización de error de covarianza

Para inicializar el algoritmo, se deben definir los parámetros iniciales. Entre ellos, se define el estado inicial x_0 que incluye el SoC y las tensiones de polarización. Se define $\text{SoC}_0 = 1$ para la realización de los ensayos pues estos son realizados desde su estado de carga completa. Sin embargo, más adelante se analiza el impacto de la desviación de este valor inicial. Adicionalmente, se define el error inicial de covarianza P_0 , junto a las covarianzas de los ruidos de proceso Q y de medición R . Los parámetros utilizados en el EKF se muestran en las ecuaciones (3.14) a (3.17).

$$x_0 = \begin{bmatrix} SoC_0 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T \quad (3.14)$$

$$P_0 = \begin{bmatrix} 0,5 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

$$Q_k = 10^{-5} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

$$R_k = 1 \quad (3.17)$$

3.4. Estimación del SoP: Algoritmo de multi-restricción

En esta sección se presenta la metodología del algoritmo de multi-restricción utilizado para estimar el SoP. En base a una serie de restricciones de diseño, se busca calcular la máxima potencia que puede ser entregada y consumida de forma continua ($P_{max,k}^{di}$ y $P_{max,k}^{ch}$ respectivamente) durante un horizonte de tiempo sin violar las limitaciones de ninguno de los parámetros considerados. Para el método desarrollado, las restricciones aplicadas consisten en:

1. Tensión máxima y mínima en terminales de la batería (dado por el fabricante) .
2. Corriente máxima de carga y descarga (dado por el fabricante).
3. Estado de carga.

Para determinar la máxima potencia que cumpla cada una de las tres restricciones, dos asunciones son hechas. En primer lugar, se asume una ventana de predicción de tiempo $L\Delta t$, donde Δt es el tiempo de muestreo y L es el largo de la ventana de predicción. En este trabajo se analiza el desempeño del estimador para ventanas de 10, 30 y 50 minutos. En segundo lugar, se considera que la corriente se mantiene constante a lo largo de esta ventana de predicción, variando únicamente la tensión según las características dinámicas de la batería. En base al ECM planteado para la batería, se describe la ecuación de tensión en terminales $V_{t,k+L}$ al final de la ventana de predicción desde un tiempo k cuando una corriente I_k es constantemente aplicada:

$$\begin{aligned} V_{t,k+L}(I_k) = & V_{OC,k+L} + V_{p1,k} \exp\left(\frac{-L\Delta t}{\tau_1}\right) + V_{p2,k} \exp\left(\frac{-L\Delta t}{\tau_2}\right) \\ & + I_k R_1 \left(1 - \exp\left(\frac{-L\Delta t}{\tau_1}\right)\right) + I_k R_2 \left(1 - \exp\left(\frac{-L\Delta t}{\tau_2}\right)\right) + I_k R_0 \end{aligned} \quad (3.18)$$

En la ecuación (3.18), el término $V_{OC,k+L}$ es la tensión OCV al aplicar una corriente I_k durante un tiempo $L\Delta t$. Al ser una función dependiente del SoC al final de la ventana de predicción, su valor se calcula mediante la estimación del SoC según la corriente aplicada durante aquel horizonte de tiempo. $V_{OC,k+L}$ puede ser expandida linealmente usando la fórmula de series de Taylor como es hecho en la referencia [59] para obtener la ecuación (3.19):

$$V_{OC,k+L} = f\left(SoC_k + \frac{L\Delta t}{Q_n} I_k\right) = V_{OC,k} + I_k \frac{L\Delta t}{Q_n} \cdot \left. \frac{\partial V_{OC}}{\partial SoC} \right|_{SoC=SoC_k} \quad (3.19)$$

De igual manera, las resistencias y constantes de tiempo del circuito equivalente (R_0 , R_1 , τ_1 , R_2 y τ_2) también son valores dependientes del SoC. Se hace la asunción de que al igual que la tensión OCV, los parámetros del modelo son calculados en función del SoC al final de la ventana de predicción:

Para determinar la corriente máxima de descarga según la restricción de tensión $I_{max}^{di,v}$, se utiliza la ecuación (3.18), reemplazando la tensión en terminales por la mínima tensión V_{min} de la batería. Despejando el término de la corriente, se obtiene la ecuación (3.20). Se hace lo mismo de forma análoga reemplazando la tensión en terminales por V_{max} para obtener la máxima corriente de carga $I_{max}^{ch,v}$, como muestra la ecuación (3.21):

$$I_{max,k}^{di,v} = - \frac{V_{min} - V_{OC,k} - V_{p1,k} \exp\left(\frac{-L\Delta t}{\tau_1}\right) - V_{p2,k} \exp\left(\frac{-L\Delta t}{\tau_2}\right)}{\left. \frac{L\Delta t}{Q_n} \cdot \frac{\partial V_{OC}}{\partial SoC} \right|_{SoC=SoC_k} + R_1 \left(1 - \exp\left(\frac{-L\Delta t}{\tau_1}\right)\right) + R_2 \left(1 - \exp\left(\frac{-L\Delta t}{\tau_2}\right)\right) + R_0} \quad (3.20)$$

$$I_{max,k}^{ch,v} = \frac{V_{max} - V_{OC,k} - V_{p1,k} \exp\left(\frac{-L\Delta t}{\tau_1}\right) - V_{p2,k} \exp\left(\frac{-L\Delta t}{\tau_2}\right)}{\left. \frac{L\Delta t}{Q_n} \cdot \frac{\partial V_{OC}}{\partial SoC} \right|_{SoC=SoC_k} + R_1 \left(1 - \exp\left(\frac{-L\Delta t}{\tau_1}\right)\right) + R_2 \left(1 - \exp\left(\frac{-L\Delta t}{\tau_2}\right)\right) + R_0} \quad (3.21)$$

Por otro lado, la corriente máxima según la restricción del SoC es determinada en base al método de integración Ampere-hora. Se obtiene la corriente de descarga máxima antes de que el SoC sea 0 y la corriente de carga de modo que el SoC sea 1. Despejando la expresión del SoC por su respectivo valor límite, se obtienen las ecuaciones (3.22) y (3.23), que representan la máxima corriente de descarga y carga según el criterio del SoC:

$$I_{max,k}^{di,soc} = - \frac{Q_n}{L\Delta t} SoC_k \quad (3.22)$$

$$I_{max,k}^{ch,soc} = \frac{Q_n}{L\Delta t} (1 - SoC_k) \quad (3.23)$$

Adicionalmente, el fabricante establece una serie de especificaciones técnicas para la celda, incluyendo las condiciones controladas bajo las cuales se determinan características clave como

la capacidad nominal, la corriente de carga y descarga (en regímenes estandar y rápido) y la vida útil. En función de esta información, es esencial considerar las limitaciones impuestas sobre los niveles máximos de corriente admisibles para evitar condiciones de operación que comprometan la integridad de la celda. Para este trabajo, se adoptan como restricciones las corrientes máximas de descarga y carga de 16 [A] y 6 [A], como se muestra en las ecuaciones (3.24) y (3.25) respectivamente.

$$I_{max}^{di,i} = - 16 [A] \quad (3.24)$$

$$I_{max}^{ch,i} = 6 [A] \quad (3.25)$$

Para cada tiempo de iteración k , se calculan las máximas corrientes de descarga y carga $I_{max,k}^{di/ch,v}$, $I_{max,k}^{di/ch,soc}$ y $I_{max}^{di,ch,i}$. Y con ello, la máxima corriente admisible para dicho tiempo, que cumpla con cada uno de las restricciones consideradas, corresponde al mínimo valor entre los tres criterios, como se muestra en las ecuaciones (3.26) y (3.27):

$$I_{max,k}^{di} = \min (I_{max,k}^{di,v}, I_{max,k}^{di,soc}, I_{max}^{di,i}) \quad (3.26)$$

$$I_{max,k}^{ch} = \min (I_{max,k}^{ch,v}, I_{max,k}^{ch,soc}, I_{max}^{ch,i}) \quad (3.27)$$

Por último, el SoP es determinado para los regímenes de descarga y carga mediante la corriente máxima y la tensión en terminales en función de dicha corriente, según las ecuaciones (3.28) y (3.29):

$$P_{max,k}^{di} = I_{max,k}^{di} \cdot V_{t,k+L}(I_{max,k}^{di}) \quad (3.28)$$

$$P_{max,k}^{ch} = I_{max,k}^{ch} \cdot V_{t,k+L}(I_{max,k}^{ch}) \quad (3.29)$$

3.5. Equipamiento y montaje experimental

En esta sección se describe el montaje experimental y los equipos utilizados para llevar a cabo el ensayo HPPC y el ensayo dinámico. La Tabla 3.2 presenta las especificaciones técnicas del fabricante de las celdas de ion-litio utilizadas para las pruebas.

El esquema de montaje para el ensayo HPPC se muestra en la Figura 3.3. Una celda electroquímica de ion-litio es sometida a una serie de pulsos de carga y descarga controlados. Para ello, se utiliza una fuente de tensión DC programable *Elektro-Automatic*, encargada de los pulsos de carga; y por otro lado una carga electrónica programable *Chroma 63800 Series* para los pulsos de descarga. Se configuran los parámetros de corriente y tensión requeridos en ambos equipos, permitiendo operar en modos de corriente constante (CC) o tensión constante (CV), según lo requiera el ensayo. Adicionalmente, se conecta un autotransformador Variac como fuente de compensación,

lo cual evita que la carga electrónica se desconecte prematuramente antes de alcanzar la tensión mínima de corte.

Tabla 3.2: Especificaciones técnicas de celda ion-litio.

Capacidad nominal [A] (Q_n)	4
Tensión nominal [V]	3,6
Tensión de corte máxima [V] (V_{max})	4,2
Tensión de corte mínima [V] (V_{min})	2,5
Temperatura de carga [°C]	0 a 60
Temperatura de descarga [°C]	-20 a 80
Tamaño: Largo x Ancho x Alto [mm]	21,15 x 21,15 x 70,15
Masa [g]	70
Impedancia interna inicial [mohm]	<13

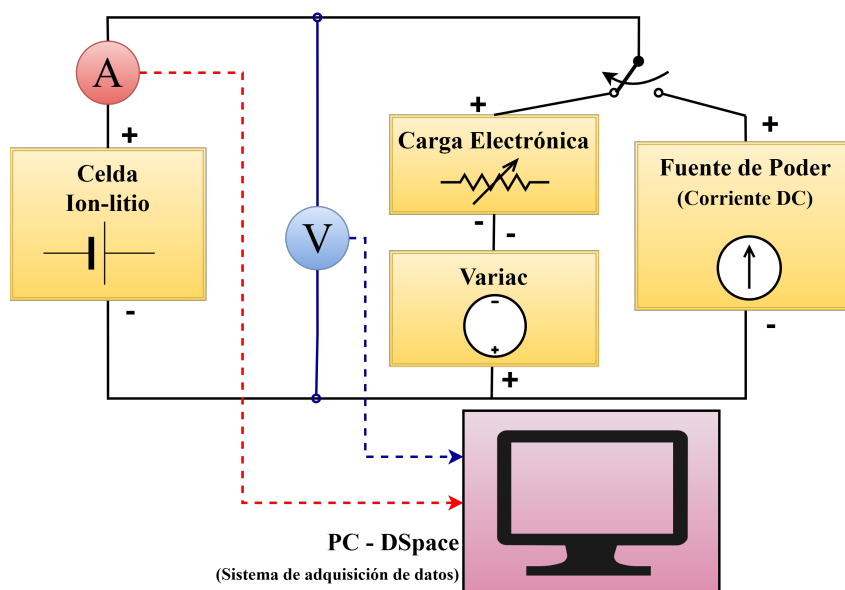


Figura 3.3: Montaje experimental de ensayo HPPC

La corriente aplicada se mide mediante una sonda AEMC SL261, mientras que la tensión se registra con una sonda diferencial Pintek DP-25. En los Anexos se muestran los datos técnicos de los instrumentos de medición, donde se destacan precisiones de 3 % por parte de la sonda de corriente y 2 % para la sonda diferencial de tensión. Los datos de tensión y corriente de las celdas son adquiridos utilizando un sistema DSpace integrado en un PC.

En la Figura 3.4 se presenta el diagrama de flujo del protocolo HPPC, detallando los niveles de corriente, duración de los pulsos y los tiempos de reposo.

Para el ensayo dinámico, se incorpora al montaje un BMS comercial de la marca *Jiabaida*. A continuación, se detallan algunas de sus características principales:

- Diseñado para operar con una configuración de tres celdas de ion-litio en serie.
- Permite monitorear la tensión individual de cada celda, la corriente total y el SoC del conjunto.
- Incluye una función de balanceo pasivo mediante resistencias, que se activa cuando la diferencia de tensión entre la celda de mayor y menor voltaje supera un umbral definido, siempre que las celdas se encuentren por encima del voltaje de activación del balanceo. El proceso se interrumpe cuando dicha diferencia es menor al valor establecido o cuando las tensiones de las celdas caen por debajo del nivel de activación. Para la aplicación del ensayo, se define una tensión umbral de diferencia de 10 [mV] junto con una tensión mínima de 3,2 [V].
- Mediante el uso del software *JBD Tools*, se permite calibrar el BMS y las lecturas de datos, establecer parámetros de protección, configurar la capacidad nominal de la batería y definir los niveles de tensión para el balanceo, entre otros ajustes.
- El circuito del BMS cuenta con una serie de diodos MOSFET que permiten e interrumpen la circulación de corriente en un sentido y el otro. Su actuación obedece a los límites de corriente configurados en el software *JBD Tools*.

En la Figura 3.5 se representa la adición del BMS al circuito original. Y la Figura 3.6 muestra en detalle las conexiones necesarias para integrar el BMS al circuito, donde se destacan los terminales B⁻ y C⁻, los cuales denotan a los terminales que deben ser conectados al polo negativo de la batería y del cargador (en este caso la fuente de tensión) respectivamente. Los terminales C⁻ y B⁻ se encuentran en continuidad si los MOSFET permiten el paso de corriente en un sentido u otro. El BMS mide la corriente circulante a través de estos dos terminales mediante sensores integrados.

Uno de los puertos que posee el BMS está diseñado para conectarse a cada uno de los polos del conjunto de celdas en serie. Esto permite al BMS registrar los datos de tensión para las tres celdas. Por otro lado, el puerto UART (*Universal asynchronous receiver / transmitter*), a través de dicho protocolo de comunicación, permite la transferencia de datos registrados por el BMS al software *JBD Tools*.

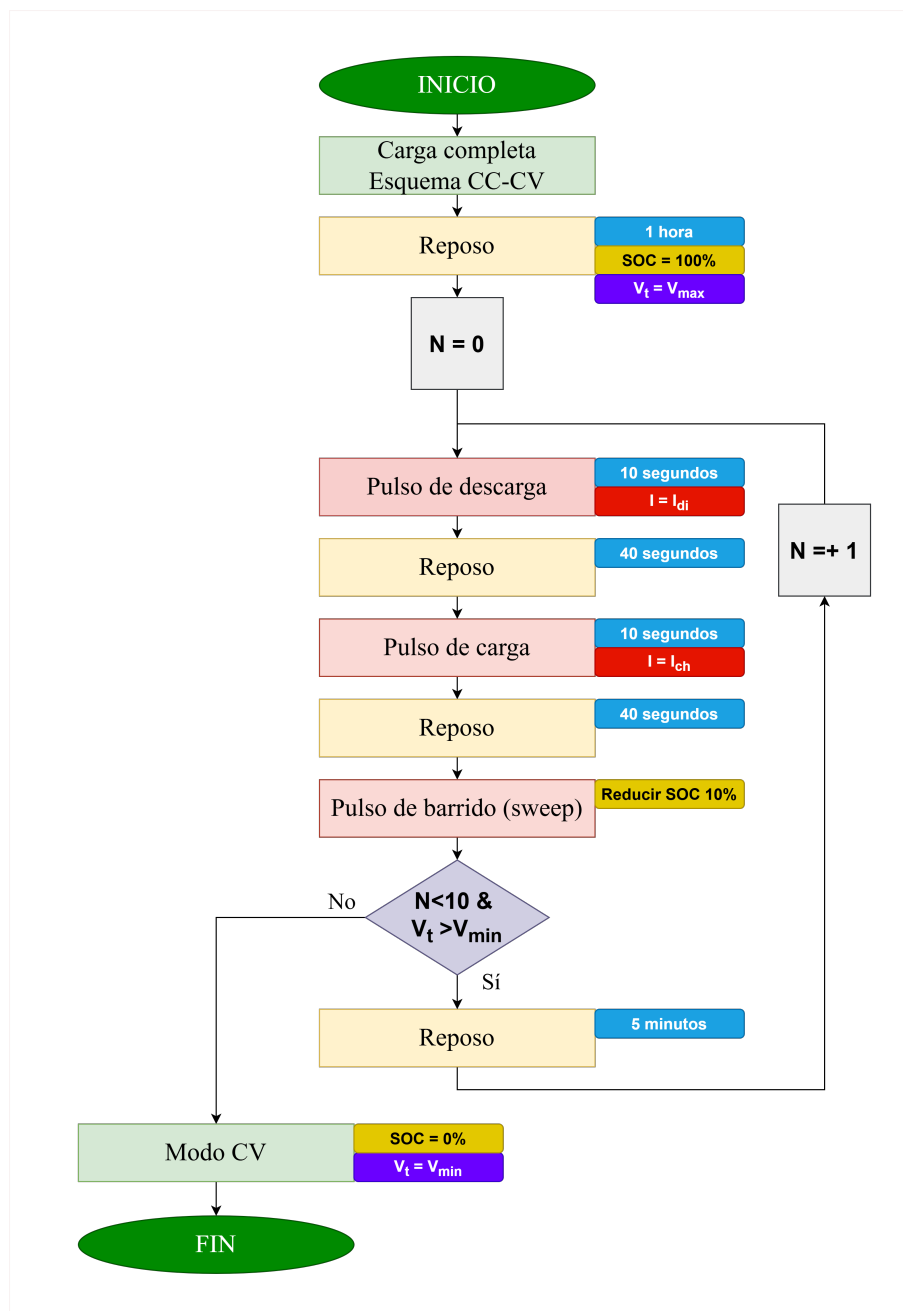


Figura 3.4: Diagrama de flujo del ensayo HPPC realizado.

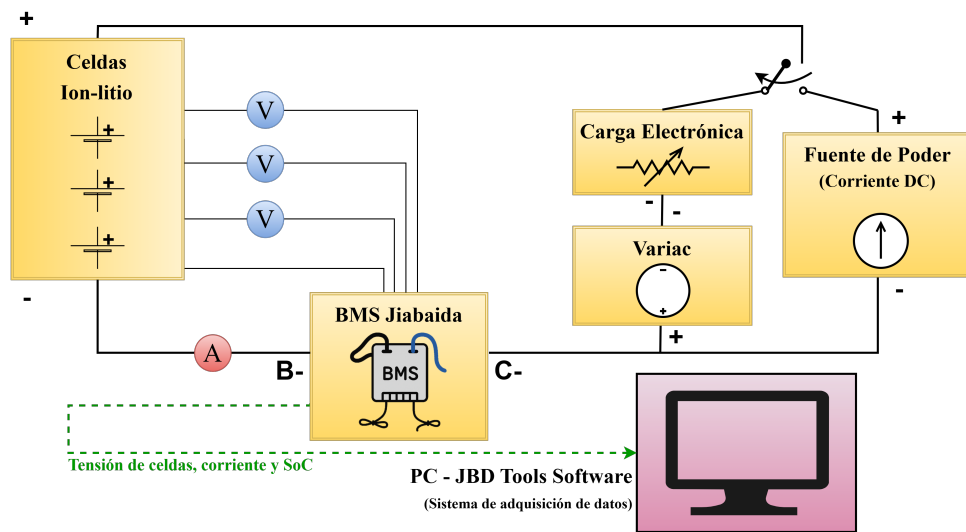


Figura 3.5: Montaje experimental de ensayo dinámico

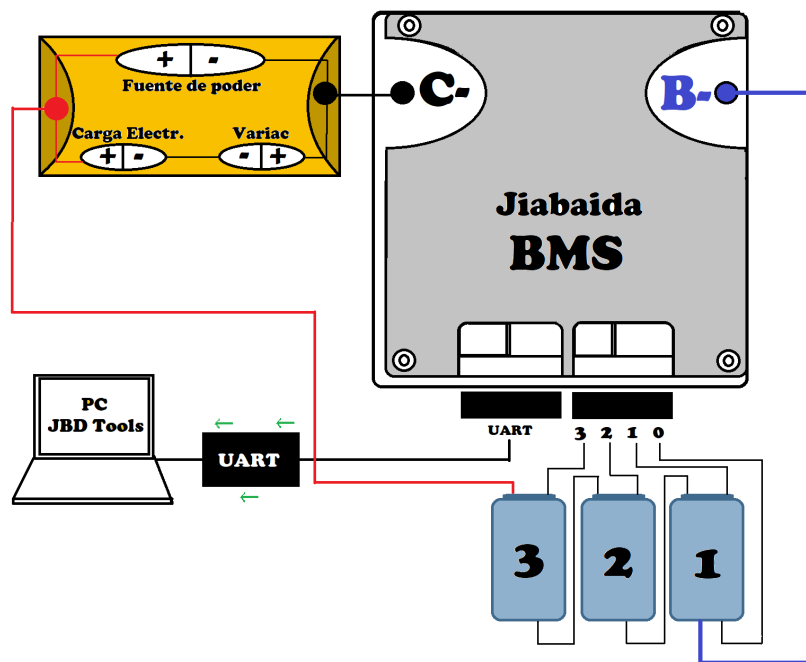


Figura 3.6: Conexiones del BMS.

Capítulo 4

Resultados y discusiones

En este capítulo se exponen primeramente los resultados obtenidos de los ensayos HPPC y dinámico, los parámetros identificados del modelo y las simulaciones asociadas a la estimación del SoC y SoP. Posteriormente se presenta una discusión de los resultados, donde se analizan los alcances y la precisión del modelo establecido, el desempeño de los algoritmos de estimación y las líneas futuras de trabajo mediante las cuales el área de investigación puede ser desarrollada.

4.1. Resultados experimentales y simulaciones

4.1.1. Ensayo HPPC

Las Figura 4.1 presenta los resultados experimentales obtenidos del ensayo HPPC, el cual permite caracterizar el comportamiento dinámico de la celda a diferentes niveles de carga. En la Figura 4.1a se observa el perfil completo del ensayo, incluyendo las secuencias de los pulsos y los instantes de reposo. Por otro lado, la Figura 4.1b muestra en detalle un ciclo individual, donde es posible apreciar con claridad los saltos instantáneos de tensión y las curvas de relajación que proceden a cada pulso de corriente.

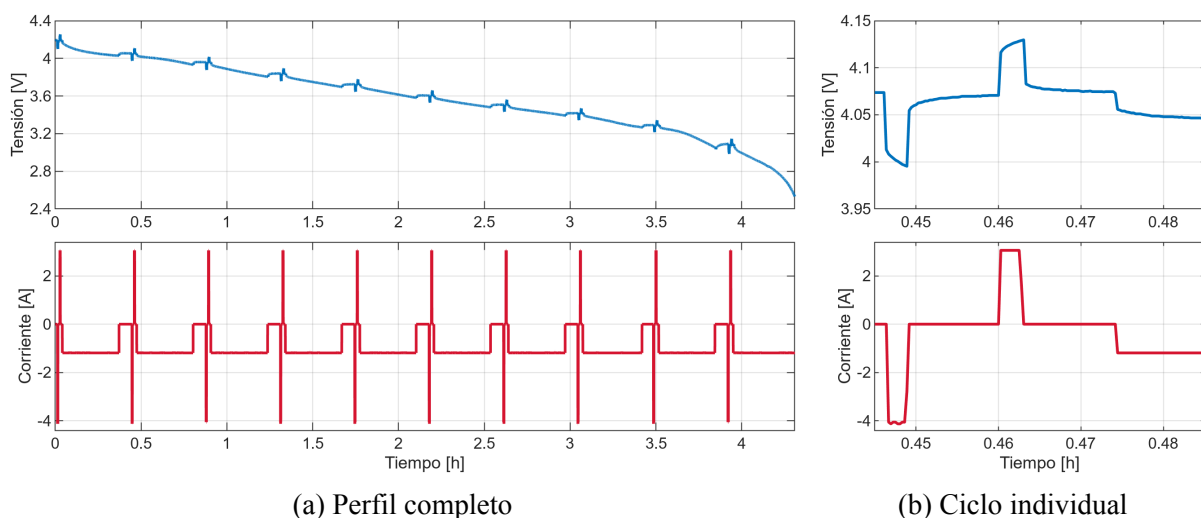


Figura 4.1: Resultados de ensayo HPPC

Durante el ensayo se aplicaron corriente de descarga de $I_{di} = 4[A]$, corrientes de carga de $I_{ch} = 3[A]$ y corrientes de barrido de $I_{sw} = 0,8[A]$. A partir de la integración del perfil de corriente, se obtuvo una capacidad descargada de $4,07[Ah]$. Este valor se emplea como referencia para la estimación del SoC mediante el método de integración Ampere-hora, sirviendo además de base para establecer la relación entre los parámetros del modelo de la batería y el SoC.

4.1.2. Identificación de parámetros del modelo

A partir del comportamiento dinámico observado en cada nivel del SoC en el perfil de tensión del ensayo HPPC, los parámetros del modelo de la batería son identificados según la metodología descrita en la Sección 3.2. En la Figura 4.2 se presentan los resultados de esta identificación, donde se muestran las curvas que describen la dependencia de cada parámetro respecto al SoC. Los puntos rojos marcados en cada gráfico corresponden a los valores experimentales calculados en distintos instantes del ensayo. A partir de estos datos, se realiza una interpolación basada en polinomios cúbicos, lo que permite obtener una representación continua a lo largo de todo el rango del SoC.

En la Tabla 4.1 se exponen los rangos de valores que abarca cada parámetro. Primero, se observa que los parámetros resistivos se encuentran en el orden de los $[m\Omega]$, observando mayores valores cuando el SoC es bajo, lo cual refleja un aumento de la impedancia interna en estados de carga bajos. Por otro lado, las constantes de tiempo, ambas en el rango de segundos, describen las diferentes escalas temporales de la respuesta dinámica de la celda. Se aprecia que los valores de τ_2 son mayores a τ_1 , reflejando el tipo de dinámica descrito por cada constante. La primera rama de polarización modela la respuesta transitoria rápida ante los pulsos de carga y descarga (I_{ch} y I_{di}), mientras que la segunda rama representa la relajación más lenta generada por los pulsos de barrido (I_{sw}), los que son aplicados por mayor tiempo y permiten observar fenómenos más extendidos. Por su parte, la tensión OCV varía entre $2,5[V]$ y $4,2[V]$, según lo esperado. El comportamiento de la curva SoC-OCV es principalmente lineal, a excepción de los extremos del SoC, especialmente en los niveles bajos, donde se destaca que la pendiente de la curva es más pronunciada. De esta manera, se obtiene una caracterización completa y continua de los parámetros del modelo, que será utilizada en las etapas de simulación y estimación del SoC y SoP.

Tabla 4.1: Rangos de parámetros identificados

Parámetro	OCV	R_0	R_1	τ_1	R_2	τ_2
Rango de valores	2,5 - 4,2 [V]	14 - 16 [mΩ]	2 - 6 [mΩ]	1,2 - 3,7 [s]	10 - 62 [mΩ]	1,5 - 20 [s]

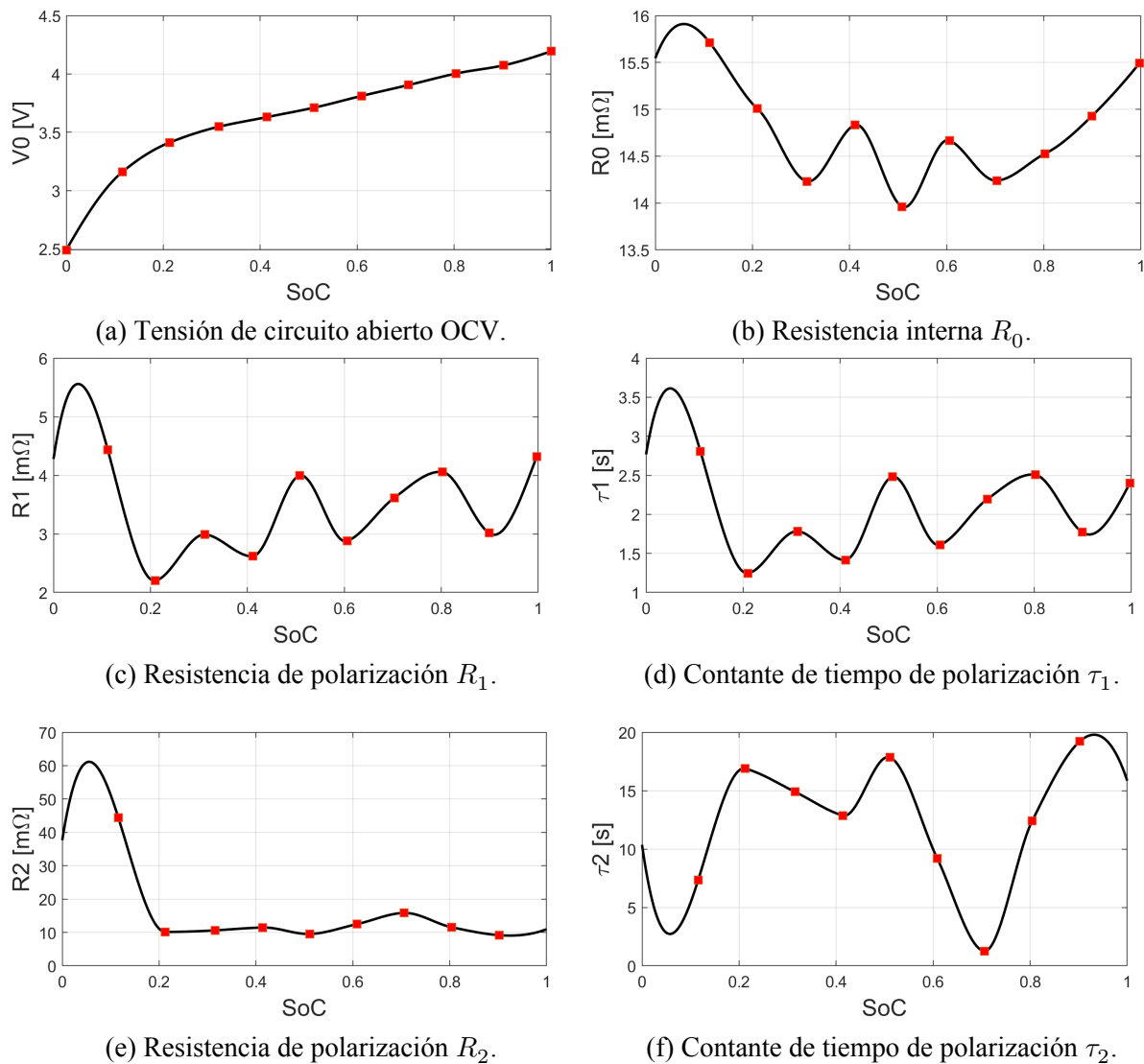


Figura 4.2: Parámetros característicos en relación al SoC.

4.1.3. Respuesta del modelo en tensión

Una vez identificados los parámetros del modelo en función del SoC, se procede a simular la respuesta de tensión de la batería utilizando como entrada el perfil de corriente del ensayo HPPC. En la Figura 4.3 se presenta la comparación entre la tensión real y la simulada, junto con el error diferencial asociado. El modelo es capaz de reproducir la tensión en terminales de la batería, alcanzando un error máximo de 0,061[V]. Las mayores discrepancias se producen en los instantes de variaciones bruscas de corriente, siendo los fenómenos transitorios los que el modelo tiene mayores problemas para estimar con total precisión.

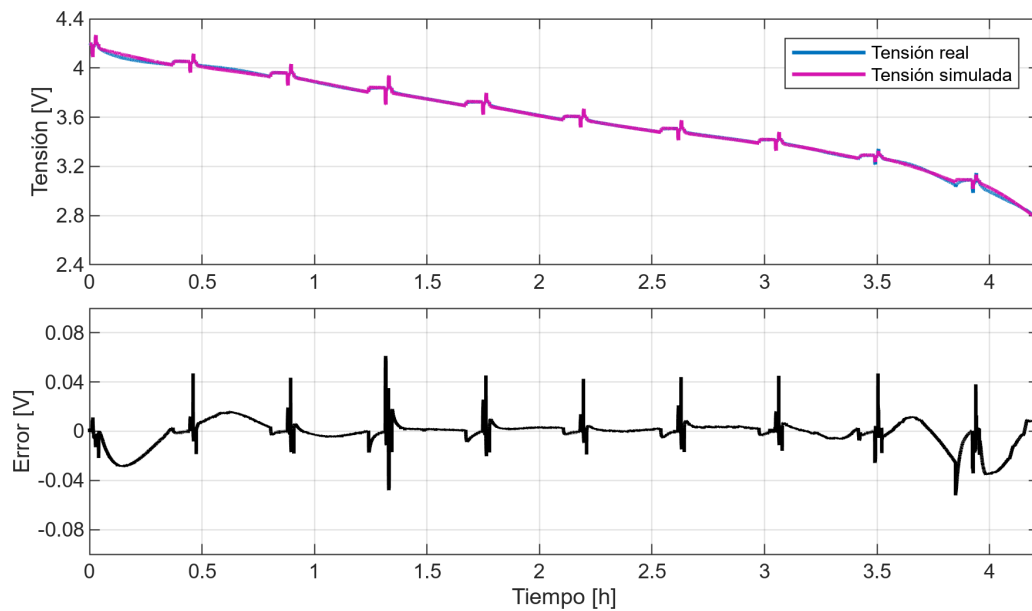


Figura 4.3: Respuesta de tensión del modelo y error comparativo.

4.1.4. Estimación de SoC

La Figura 4.4 muestra la simulación del SoC obtenida mediante el modelo desarrollado, comparada con el cálculo basado en la integración de corriente (Ampere-hora). El modelo presenta un error máximo de 0,5 %, lo cual valida su capacidad para reproducir la evolución del SoC de forma dinámica durante el ensayo HPPC.

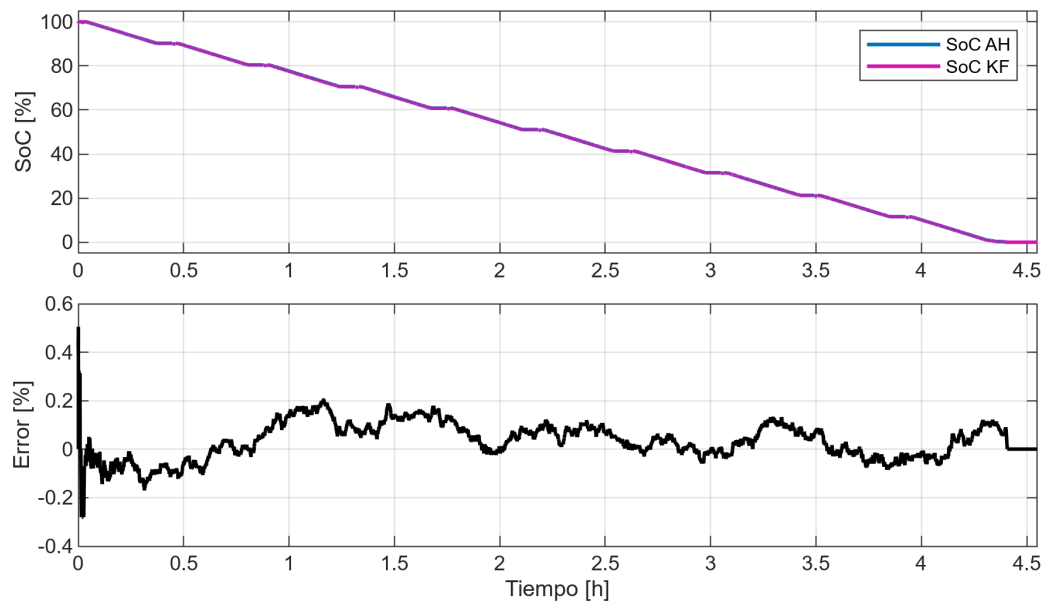


Figura 4.4: Respuesta de SoC del modelo y error comparativo.

4.1.5. Ensayo dinámico

La Figura 4.5 presenta los resultados del ensayo dinámico, donde se muestra la tensión de las tres celdas conectadas en serie junto con el perfil de corriente aplicado. Inicialmente, las celdas se encuentran a su tensión de corte máxima, y el ensayo concluye cuando una de ellas alcanza su nivel de corte mínimo. En este caso, la celda 1 alcanza los 2,5[V] luego de 3[h] de descarga, mientras que las otras celdas no bajan más allá de los 2,8[V]. Se observa adicionalmente que, hacia el final del ensayo, la celda 1 presenta una caída de tensión más pronunciada en comparación con las demás, lo que puede indicar un deterioro o desbalance particular en su estado de salud, considerando que durante todo el resto del ensayo es la celda con el mayor nivel de tensión.

Al integrar el perfil de corriente aplicado, se obtiene una capacidad descargada de 3,88[Ah], valor menor al nominal, lo cual sugiere que el sistema no está entregando toda su capacidad potencial, posiblemente debido al comportamiento limitante de la celda más débil.

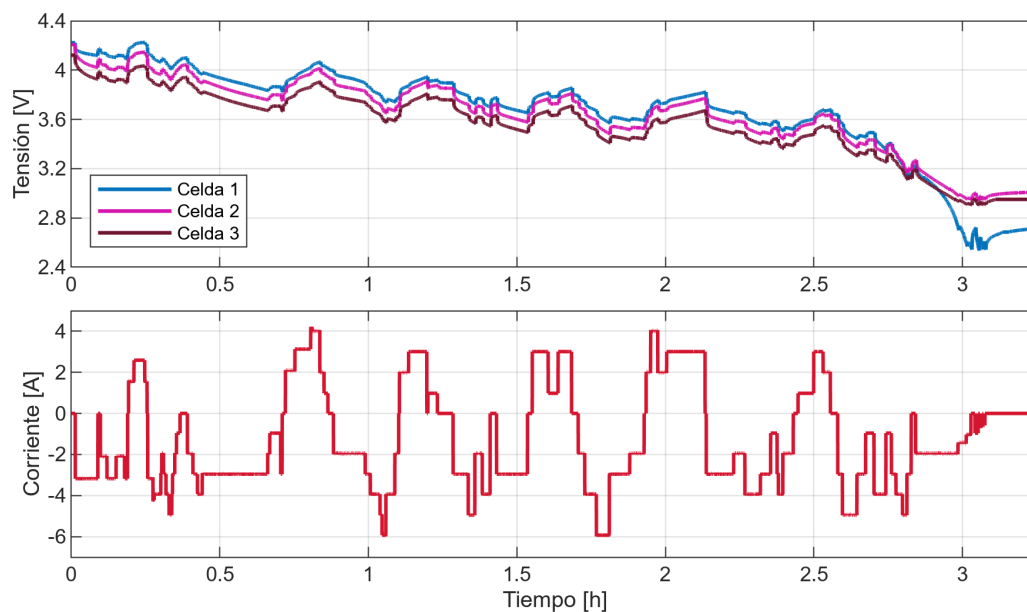


Figura 4.5: Resultados de ensayo dinámico.

4.1.6. Verificación del método y comparación con BMS comercial

La Figura 4.6 presenta la respuesta en tensión del modelo ante el perfil de corriente aplicado durante el ensayo dinámico, siendo comparada con la tensión media de las tres celdas. Como se observa en el gráfico del error, existe una mayor cantidad de valores peak debido a la mayor cantidad de pulsos de corriente, lo que genera variaciones instantáneas más frecuentes en la tensión. A pesar de ello, el error máximo es de 0,064[V], solo 3[mV] superior al error registrado en el ensayo HPPC. Estos resultados validan la capacidad del modelo para capturar con precisión las dinámicas de tensión bajo perfiles de corriente variables.

En la Figura 4.7 se presenta la estimación del SoC durante el ensayo dinámico utilizando el Filtro Extendido de Kalman (KF), en comparación con el método de integración de corriente (AH) y la lectura del BMS comercial *Jiabaida*. El BMS entrega una estimación global del conjunto de celdas, mientras que los métodos de KF y AH consideran el mínimo SoC entre las tres celdas como criterio representativo.

El error máximo entre el estimador KF y el método AH fue de 4,5 %, y de 6 % respecto al BMS. Si bien los tres métodos siguen un comportamiento similar, se observan diferencias particulares: el BMS entrega inicialmente un SoC mayor, pero es el primero en alcanzar un SoC nulo, incluso antes de las 3[h], cuando las tensiones aún no alcanzan los niveles de corte, e incluso cuando la capacidad descargada según la integración de corriente es menor a la capacidad nominal de las celdas. Posteriormente, el estimador EKF también alcanza el valor nulo de SoC, coincidiendo con la caída de tensión de una de las celdas. Finalmente, el método AH, que considera únicamente la corriente y la tensión inicial, no detecta un SoC nulo dentro del tiempo de prueba, manteniendo una diferencia relativamente constante respecto a la estimación mediante EKF.

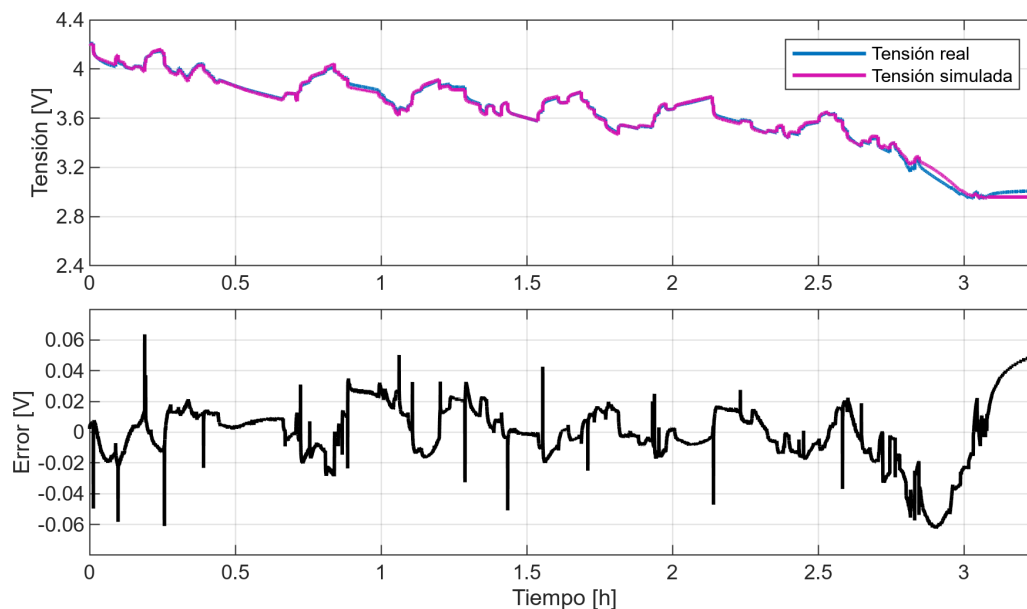


Figura 4.6: Respuesta de tensión del modelo y error comparativo de ensayo dinámico.

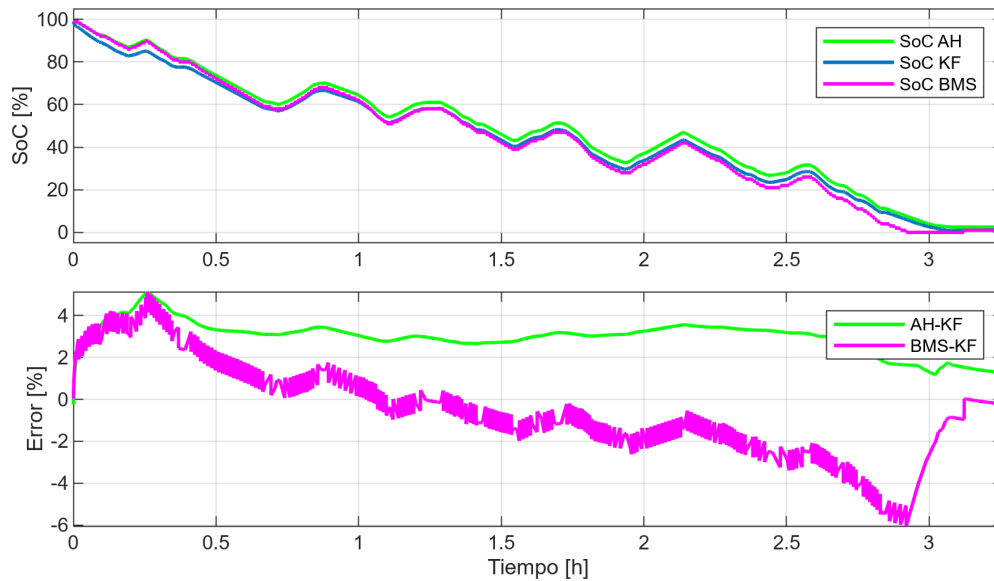


Figura 4.7: Respuesta de SoC del modelo y error comparativo de ensayo dinámico.

4.1.7. Estimación del SoC ante el remplazo de la batería

Posteriormente, se lleva a cabo un ensayo para evaluar la estimación del SoC por parte del BMS comercial ante una serie de desconexiones, calibraciones y el intercambio de celdas conectadas. Este ensayo busca, por una parte, comprender el funcionamiento del BMS, verificando si las mediciones de corriente y tensión de las celdas repercuten en la estimación del SoC, incluso si las celdas utilizadas son reemplazadas en determinado momento. Además, se compara la lectura del BMS con la estimación obtenida mediante el método de EKF.

En este ensayo se intercambia un pack de celdas cercano a su descarga total —utilizado previamente en el ensayo dinámico— por otro pack con un alto nivel de carga. Además, el BMS es calibrado en distintos momentos luego de conectar el nuevo pack. La Figura 4.8 muestra los resultados obtenidos al realizar una serie de maniobras, cada una señalada con líneas verticales (A)-(E). A continuación se describen dichas maniobras:

- (A) Desconexión del pack de celdas descargadas. El BMS deja automáticamente de recopilar datos en los instantes posteriores.
- (B) Conexión del nuevo pack de celdas cargadas. El BMS retoma la recopilación de datos.
- (C) Calibración del BMS mientras el nuevo pack de celdas es cargado.
- (D) Calibración del BMS durante una carga con mayor corriente.
- (E) Calibración del BMS en ausencia de corriente.

Tras el intercambio de celdas, el BMS registra correctamente los nuevos niveles de tensión. Sin embargo, el valor del SoC no refleja el cambio: permanece constante y solo varía levemente durante los pulsos de corriente aplicados entre los eventos (B) y (C), similarmente al método de integración Ampere-hora. Por otro lado, la estimación mediante EKF converge lentamente

hacia el nuevo nivel de carga, lo que indica que este estimador sí reacciona ante el cambio de condiciones de la batería.

Este comportamiento sugiere, en primer lugar, que el BMS no ajusta su estimación ante una sustitución de celdas, y que esta solo se ve afectada por la corriente aplicada. En cambio, el EKF ajusta su estimación considerando tanto los cambios de tensión como la dinámica del sistema, reaccionando ante las variaciones de entrada y las desviaciones respecto al modelo.

Luego, en el instante (C), cuando el BMS es recalibrado, la lectura del SoC cambia abruptamente a un valor cercano al 80 %, reconociendo en ese momento el nivel de tensión del nuevo pack. Al aumentar la corriente de carga, lo que eleva la tensión, y tras una nueva calibración (D), el SoC se incrementa nuevamente hasta alcanzar el 90 %. Por último, al anularse la corriente y efectuar una nueva calibración (E), el SoC disminuye a 80 %. Estas variaciones indican que el BMS estima el SoC inicial principalmente a partir del nivel de tensión en el momento de la calibración, sin considerar adecuadamente los efectos de la corriente aplicada. Por su parte, el estimador EKF converge al nuevo nivel de SoC, tardando aproximadamente 30 minutos en elevar la estimación del desde un valor cercano a cero hasta aproximadamente 80 %.

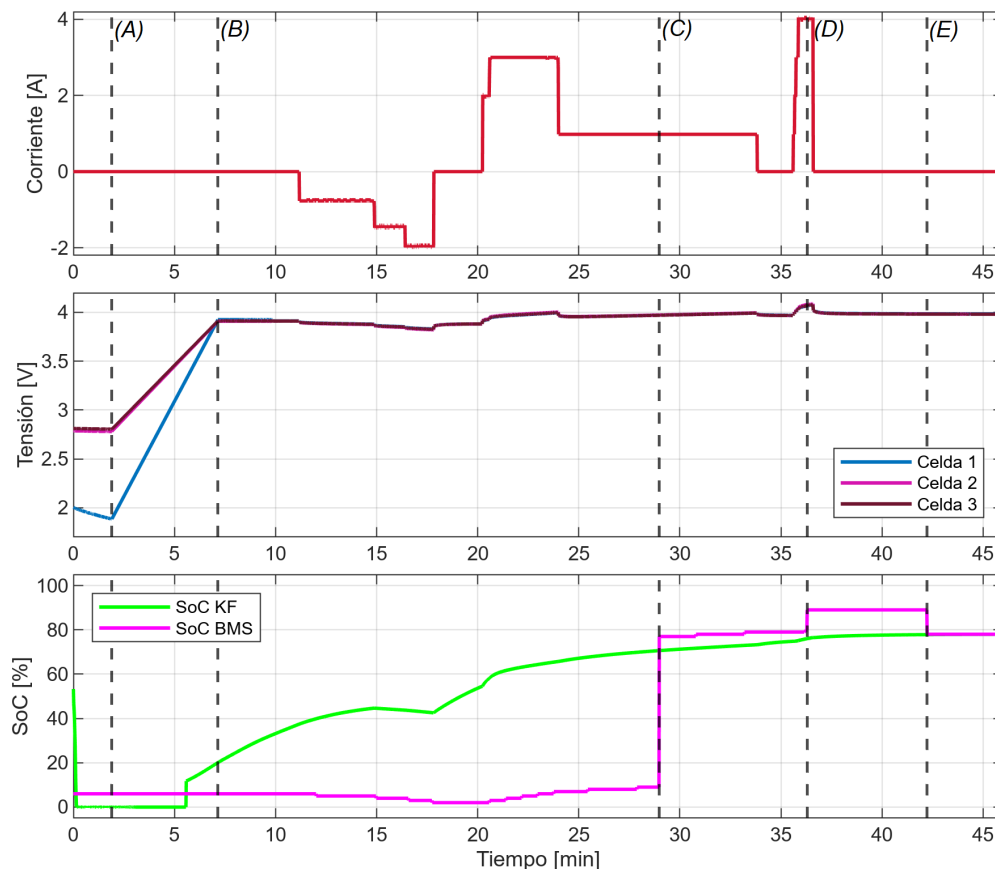


Figura 4.8: Estimación del SoC ante desconexiones e intercambio de celdas.

4.1.8. Estimación con error inicial de SoC

Para evaluar la robustez del estimador basado en EKF, se analiza el impacto de errores iniciales en la estimación del SoC. Para ello, se establecen cuatro puntos de partida, considerando valores iniciales de SoC de 100 %, 80 %, 50 % y 20 %, y se introducen errores de $\pm 5\%$, $\pm 15\%$ y $\pm 30\%$ en cada caso, descartando aquellos que exceden el rango [0–100 %]. La Figura 4.9 presenta los resultados de las estimaciones y sus respectivas convergencias. La Tabla 4.2 resume los tiempos necesarios para que las estimaciones con error inicial converjan a la estimación de referencia sin error.

Eventualmente, todas las desviaciones iniciales convergen a una misma estimación en el largo plazo. Se observa que ante errores de $\pm 5\%$, las estimaciones convergen rápidamente, en tiempos menores a 36[s], mientras que errores de mayor magnitud como $\pm 30\%$ pueden requerir hasta 209[s], dependiendo del nivel inicial de carga.

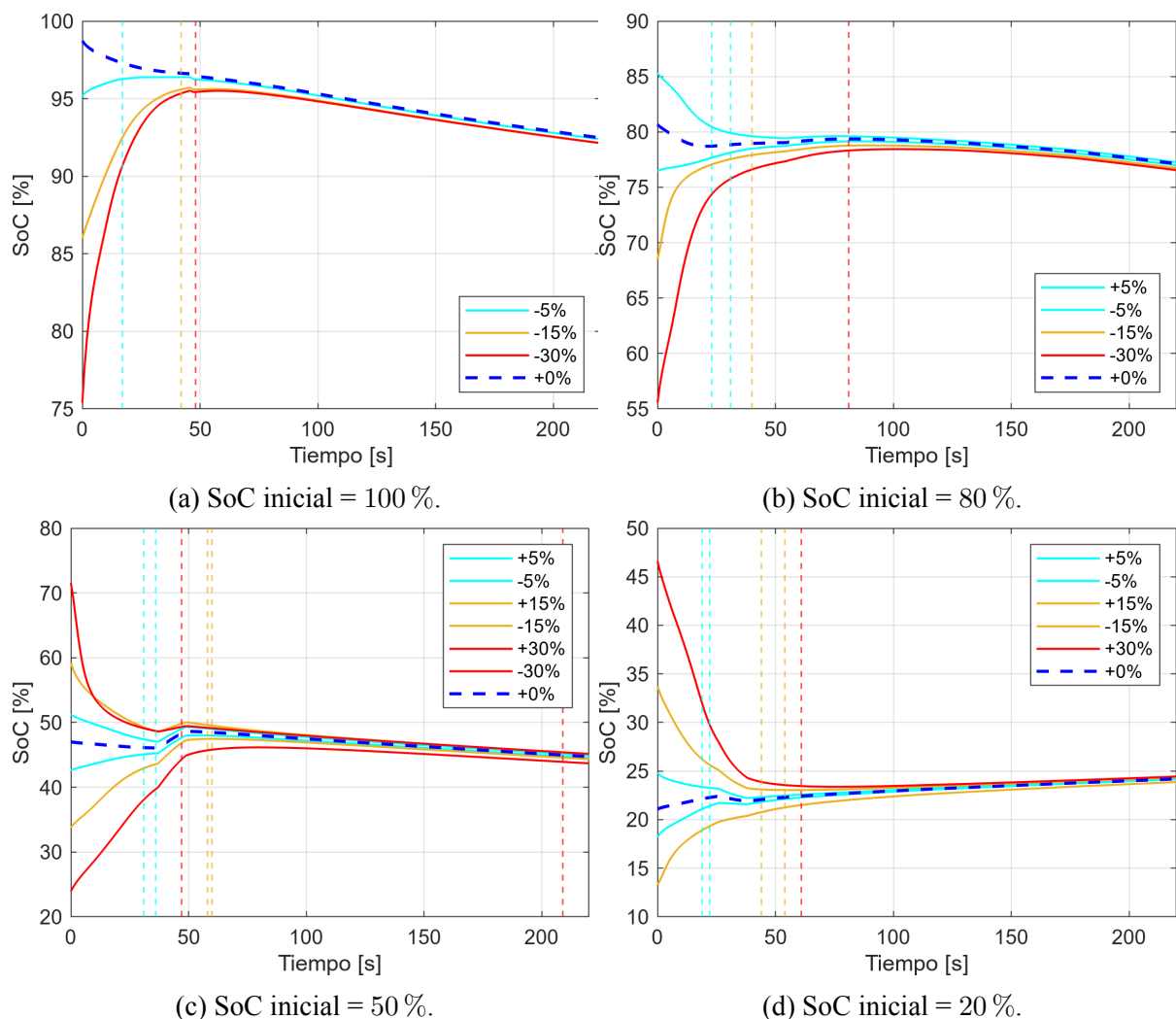


Figura 4.9: Impacto de error inicial de SoC.

Tabla 4.2: Tiempos de convergencia de estimación con error inicial

SoC ₀ \ Error inicial	-5 %		+5 %		-15 %		+15 %		-30 %		+30 %	
	100 %	17[s]	×	×	42[s]	×	×	48[s]	×	×	×	×
80 %	23[s]	31[s]	40[s]	×	×	81[s]	×	×	×	×	×	
50 %	31[s]	36[s]	58[s]	60[s]	209[s]	47[s]	×	×	×	×	×	
20 %	19[s]	22[s]	54[s]	44[s]	×	×	61[s]	×	×	×	×	

4.1.9. Estimación de SoP

A continuación, se exponen los resultados del algoritmo de estimación del SoP aplicado a los ensayos HPPC y dinámico. Por un lado, se obtuvieron los gráficos de la corriente máxima admisible según los criterios de tensión, SoC y corriente límite impuesta por el fabricante, destacando cuál de estas condiciones limita efectivamente la potencia en cada instante. Adicionalmente, se presentan los gráficos del SoP a lo largo de los ensayos, calculados como el producto entre la corriente máxima admisible y la tensión terminal de la batería al final de la ventana de predicción considerada.

Las Figuras 4.10a y 4.10b presentan los resultados obtenidos en el ensayo HPPC para la potencia de descarga y de carga, respectivamente. En ambos casos, se observa que la potencia máxima varía a lo largo del ensayo en función del SoC y de los límites impuestos, lo que pone de manifiesto la influencia dinámica de las condiciones de operación sobre la capacidad de entrega o absorción de potencia por parte de la batería.

Por otra parte, la Figura 4.11 muestra el resultado de la estimación del SoP durante el ensayo dinámico. Se pueden observar fluctuaciones más marcadas en la potencia máxima disponible, lo cual está asociado a la naturaleza altamente variable del perfil de corriente aplicado. En este contexto, el algoritmo es capaz de adaptar continuamente la estimación del SoP a los cambios en las condiciones operativas (tensión, SoC y perfil de corriente), demostrando su capacidad de respuesta ante un entorno representativo de una operación dinámica.

Por último, se analiza la influencia de la ventana de predicción en la estimación del SoP. En las Figuras 4.12 a 4.13 se muestra la comparación en la estimación para ventanas de predicción de 10, 30 y 50[*min*]; exponiendo la corriente máxima y el SoP para cada uno de los casos descritos. Tanto para la descarga como para la carga en cada ensayo se puede apreciar una disminución de la magnitud de la corriente y del SoP a medida que el tiempo de predicción aumenta.

4.1. Resultados experimentales y simulaciones

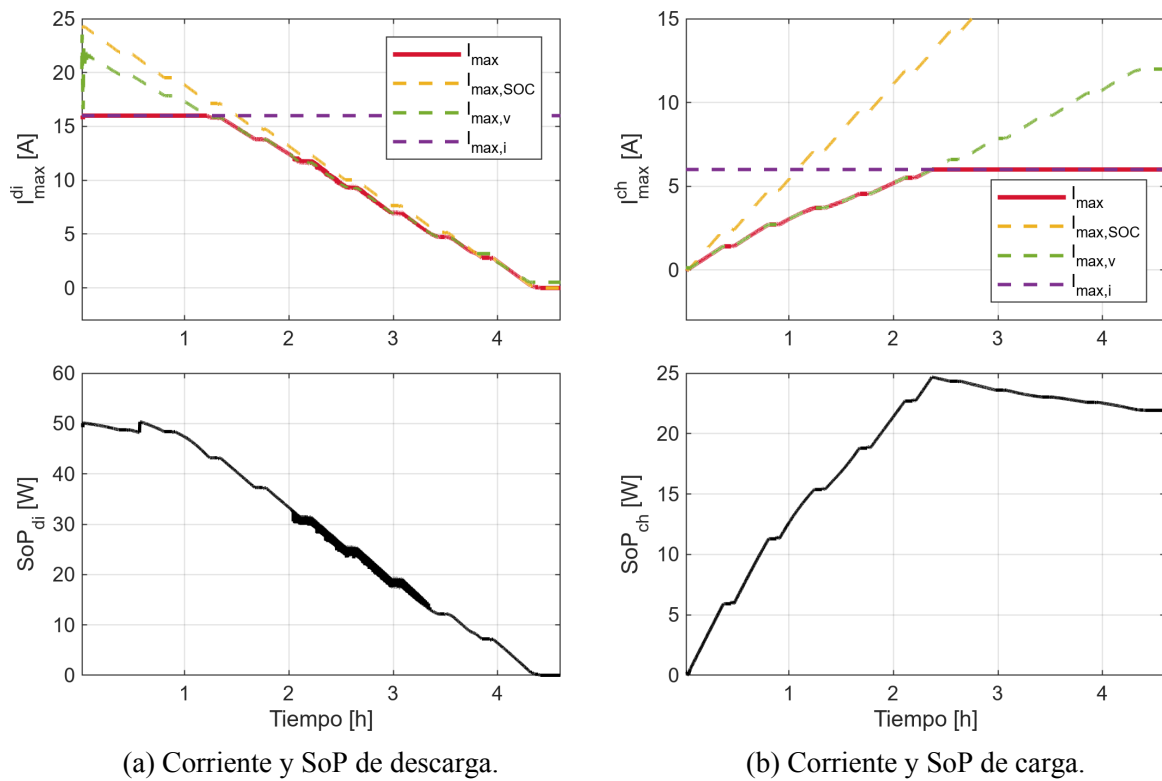


Figura 4.10: Corriente máxima y SoP. Ensayo HPPC.

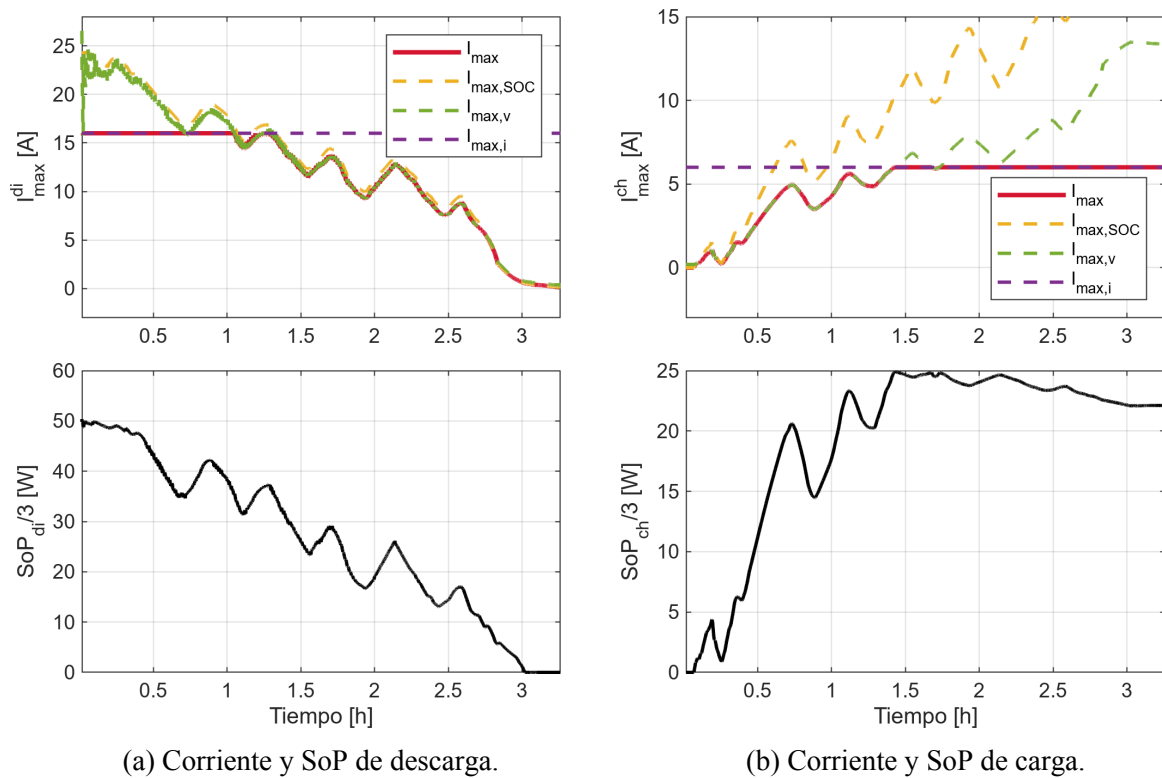
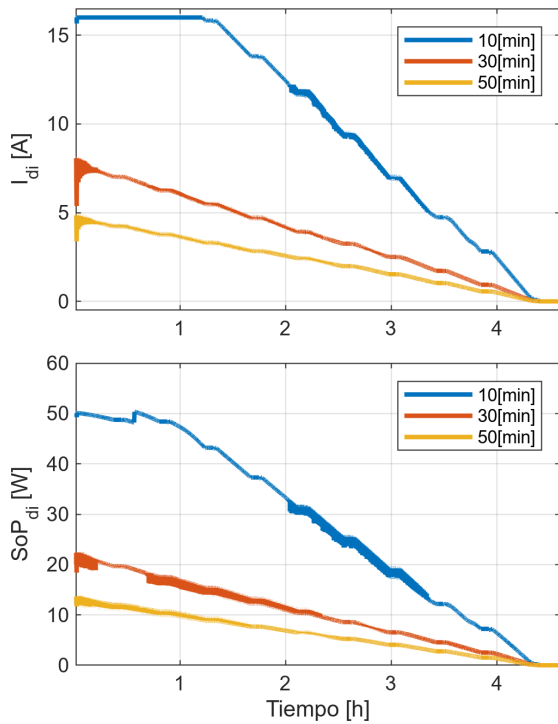
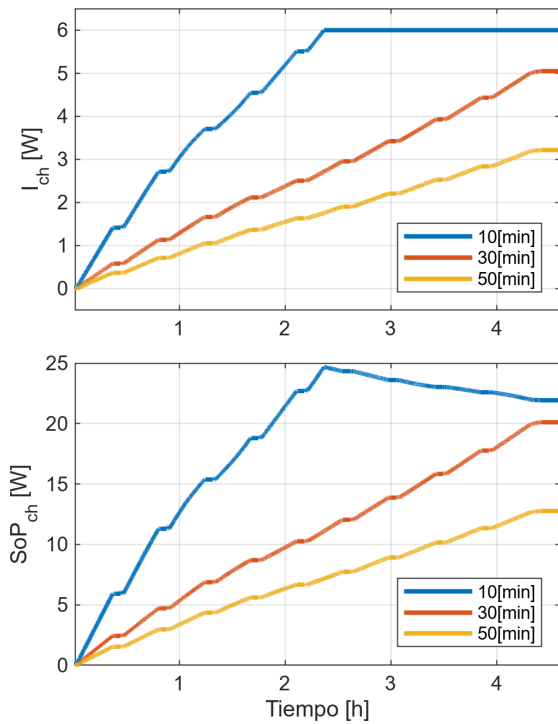


Figura 4.11: Corriente máxima y SoP. Ensayo dinámico.

4.1. Resultados experimentales y simulaciones

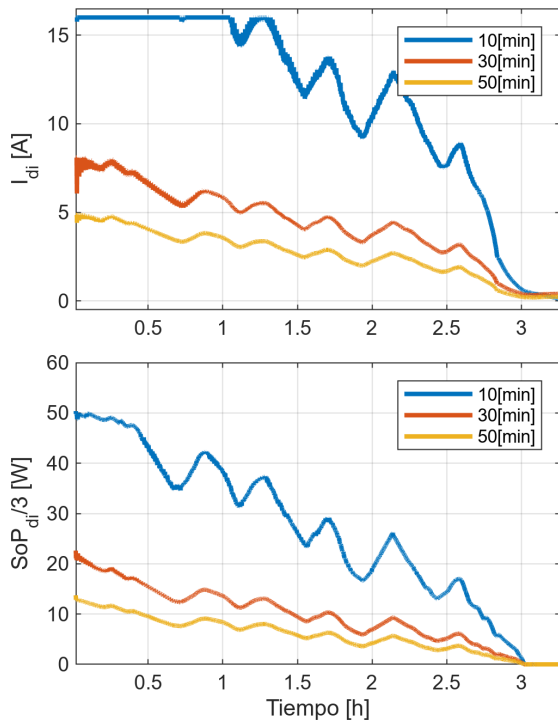


(a) Corriente y SoP de descarga.

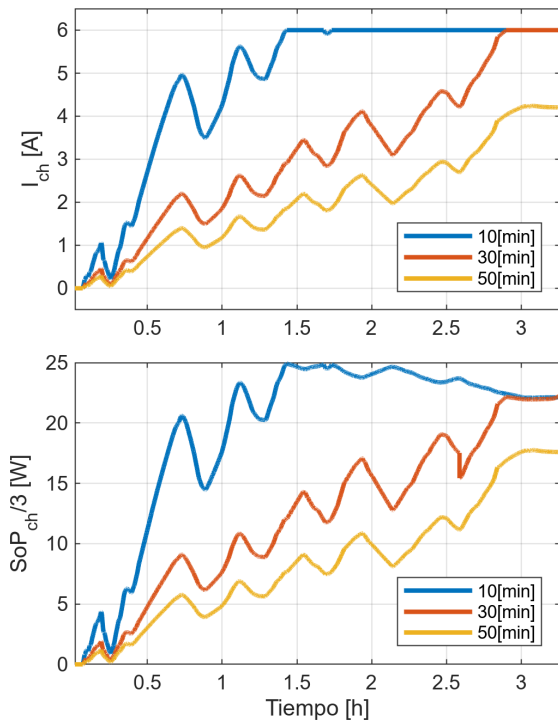


(b) Corriente y SoP de carga.

Figura 4.12: Impacto de ventana de predicción para estimación del SoP. Ensayo HPPC.



(a) Corriente y SoP de descarga.



(b) Corriente y SoP de carga.

Figura 4.13: Impacto de ventana de predicción para estimación del SoP. Ensayo dinámico.

4.2. Discusiones

Se han presentado los resultados experimentales que permiten levantar el modelo de segundo orden basado en un circuito equivalente. El ensayo HPPC realizado proporciona las dinámicas de tensión necesarias para la identificación de parámetros del modelo, capturando tanto las respuestas transitorias y en equilibrio de la celda ante distintos niveles de corriente. Cada componente del circuito representa un aspecto fundamental del comportamiento electroquímico de la batería, permitiendo una caracterización precisa según su dependencia con el SoC.

Por un lado, la tensión en circuito abierto es un parámetro clave de referencia para relacionar el SoC con la tensión en condiciones de reposo, especialmente cuando es posible establecer de forma clara dicha relación. Se ha observado que la curva SoC-OCV obtenida presenta un comportamiento casi lineal en la mayor parte del rango operativo, con una pendiente más pronunciada en niveles bajos de carga. Esta característica implica que pequeñas variaciones del SoC en dichos niveles se traducen en cambios más notorios en la tensión, lo que puede ser un factor que mejore la sensibilidad de estimación en esa región, pero que también —cuando la batería se encuentra en condiciones de carga crítica— puede amplificar errores si el modelo no está adecuadamente calibrado.

La evolución de los parámetros resistivos del modelo, particularmente la resistencia interna R_0 , evidencia un aumento en los extremos superiores e inferiores del rango del SoC. Este comportamiento puede asociarse a fenómenos como el aumento de impedancia por limitaciones en el transporte iónico o procesos de degradación en los materiales activos. Sin embargo, se revela un cierto grado de aleatoriedad en el resto de los valores estimados, posiblemente atribuible a ruido en las mediciones, efectos térmicos no modelados, o fluctuaciones intrínsecas de la batería; lo que dificulta una descripción de dichas resistencias mediante funciones deterministas.

Las constantes de tiempo aportan información relevante sobre los tiempos característicos de respuesta de la celda. En particular τ_1 refleja la dinámica rápida, mientras que τ_2 se asocia a procesos más lentos, como la estabilización de la tensión hasta su estado de equilibrio electroquímico. Se observa que τ_2 adopta valores más elevados, lo cual indica una componente transitoria de larga duración, relevante en aplicaciones donde se presentan cargas intermitentes o periodos de reposo prolongados.

El modelo identificado demuestra su capacidad para reproducir con fidelidad el perfil de tensión obtenido del ensayo HPPC tanto en estado estacionario como en condiciones dinámicas. Esta capacidad de ajuste resulta esencial para su implementación en estrategias de estimación del SoC. La validación del modelo se consigue extender también al ensayo dinámico, un esquema distinto al ensayo HPPC utilizado para la etapa de identificación, presentando resultados igualmente satisfactorios. El error se mantiene en un rango de pocos milivoltios, considerado aceptable para aplicaciones en tiempo real.

El algoritmo de estimación de SoC basado en el EKF ha sido aplicado a cada celda del módulo, permitiendo capturar con precisión las condiciones individuales de cada una y derivar un valor global representativo del SoC en conjunto. Este enfoque se ajusta a los requerimientos de los BMS, los cuales deben operar con información precisa para prevenir sobrecargas o sobredescargas en alguna celda individual.

Asimismo, se ha comparado el algoritmo desarrollado con el estimador de SoC incorporado en el BMS comercial *Jiabaida*, cuyo funcionamiento interno no es completamente conocido, pero es razonable suponer de que emplea una combinación de corriente y monitoreo de tensión. Se ha observado en el ensayo dinámico una tendencia del BMS a reducir anticipadamente el valor estimado del SoC, lo que conduce a cuestionar consideraciones adicionales que impactan en la estimación en el largo plazo; ya sean criterios conservadores, errores acumulativos en la estimación inicial o procesos internos como el balance pasivo. Esta discrepancia resalta la importancia de definir criterios adecuados para el corte de descarga, dado que la celda más débil —en términos de tensión, capacidad o impedancia— puede determinar el límite operativo del módulo completo. Igualmente, es necesario recalcar la importancia de un proceso de calibración previo a su aplicación, asegurando correctas lecturas de tensión y corriente que permitan ejecutar correctamente las funciones del BMS, desde la estimación del SoC hasta sus distintos esquemas de protección.

En el proceso de carga de un pack de celdas, sus diferencias de impedancia generan disparidades en la tensión alcanzada por cada una. Aquellas con mayor impedancia tienden a alcanzar antes la tensión de corte, lo que puede conducir a una sobrecarga localizada si el proceso continúa, o a una carga incompleta en celdas con menor resistencia si se interrumpe prematuramente. Esta asimetría afecta negativamente tanto la capacidad útil del conjunto como su vida útil. La función de balance pasivo del BMS busca mitigar este problema mediante el control del proceso de carga, disipando energía en las celdas más cargadas, igualando gradualmente sus niveles de capacidad. Cabe destacar que durante la descarga esta función no se implementa ya que implicaría una pérdida energética innecesaria y una reducción en la eficiencia global de la batería. El balance pasivo es una herramienta generalmente aplicable en reposo o durante la carga de la batería.

El impacto del error inicial del SoC es un aspecto crítico que repercute en la veracidad de la estimación de estado. En escenarios donde el SoC inicial no es confiable —como ocurre en baterías parcialmente descargadas o reutilizadas—, la precisión del estimador puede verse afectada. No obstante, el EKF demuestra una adecuada capacidad de corrección frente a desviaciones moderadas (<5 %). Esta capacidad depende en primer lugar de la diferencia entre la tensión estimada por el modelo y la tensión medida, utilizada para ajustar el estado mediante la ganancia de Kalman. La correcta elección de los parámetros del filtro —en particular, las matrices de covarianza P_0 , Q y R — permite adaptar la confianza otorgada al modelo o a las mediciones según el nivel de incertidumbre inicial. Por ejemplo, un valor elevado de P_0 permite al filtro adaptarse más rápidamente si el estado inicial es incierto.

En segundo lugar, las correcciones que emplea el EKF se ejecutan ante la respuesta de una entrada al sistema —en este caso la corriente de la batería—, la cual genera una evolución dinámica para que el estimador pueda detectar y corregir errores en el estado, ya que, en ausencia de corriente, la predicción del SoC depende exclusivamente de las mediciones de tensión. Disponer de una entrada que excite el sistema permite enriquecer la información observada, facilitando la convergencia hacia una estimación precisa del SoC.

En cuanto a la estimación del SoP, el algoritmo de multi-restricción implementado permite evaluar de forma continua los límites de corriente y potencia de la batería disponibles para descarga y carga, en función de su estado actual. Esta capacidad resulta fundamental en aplicaciones vehiculares, donde las demandas de potencia suelen variar abruptamente, como en la aceleración

o frenados regenerativos. Limitaciones básicas como la corriente y la tensión cumplen un rol importante para la seguridad de la batería y considerar estos parámetros se hace sencillo por su accesibilidad simple y directa. Sin embargo, para permitir un entendimiento más profundo de las condiciones intrínsecas de operación, los estados internos de la batería como el SoC contribuyen a mejorar los esquemas de protección por parte de los BMS. Para considerar otros estados como el SoE y el SoT, que no son medibles de forma directa, se requieren de modelos y algoritmos especializados que puedan entregar una interpretación adecuada de las características eléctricas y los procesos químicos que ocurren dentro de la batería. Esta necesidad resulta crucial para establecer de forma adecuada los límites de potencia admisibles, sin sobrestimar o desestimar las capacidades de entrega de energía.

Cabe señalar la influencia de la duración de la ventana de predicción utilizada para estimar el SoP. Una ventana prolongada (por ejemplo, 50 minutos) puede resultar adecuada en trayectos extensos, donde se requiere garantizar una entrega continua de energía. Por el contrario, ventanas más breves (como 10 minutos) resultan más apropiadas en entornos de conducción dinámica, donde predominan demandas intensas y de corta duración. La selección de esta ventana debe considerar no solo la capacidad remanente de energía, sino también el contexto operativo y la estrategia de gestión energética por parte de los sistemas de propulsión del vehículo.

Como proyección hacia líneas futuras de investigación, resulta pertinente estudiar la influencia de la temperatura en la variabilidad de los parámetros del modelo y la precisión de los algoritmos de estimación. Como se investigó en este trabajo, la variación de temperatura tiene repercusiones en la curva SoC-OCV, la capacidad útil de las baterías y las variaciones de tensión ante mismos pulsos de corriente. Para abordar esta arista, es necesario llevar a cabo una serie de ensayos bajo condiciones controladas de temperatura, utilizando equipamiento especializado como cámaras térmicas que permitan caracterizar el comportamiento térmico y su impacto en la dinámica de las celdas. Asimismo, la inclusión de indicadores adicionales como el estado de salud (SoH), cobra especial relevancia al momento de evaluar la robustez de las técnicas de estimación del SoC y SoP, lo que permite anticipar condiciones de envejecimiento o potenciales fallas, gestionando de manera más eficiente y segura las baterías. Por último, si bien las metodologías desarrolladas en este trabajo han sido validadas para su uso en celdas de ion-litio, resulta de interés explorar su aplicabilidad y desempeño en otros tipos de químicas derivadas del litio (LiFePO_4 , LTO) o de níquel (NMC, NCA). Este tipo de análisis permitiría establecer con mayor claridad los alcances, limitaciones y requerimientos del enfoque propuesto, contribuyendo así a su generalización en un contexto más amplio relacionado a los BMS.

Capítulo 5

Conclusiones

El presente trabajo de memoria buscó desarrollar una estrategia para determinar el SoC y SoP en baterías de litio, destinada a aplicaciones de electromovilidad. Para lograr este objetivo, el desarrollo del trabajo conlleva un diseño, implementación, montaje experimental y validación, integrando conocimientos asociados al modelado de baterías, la identificación de parámetros y estimaciones de estados a través de algoritmos de observación.

Se abordó un estudio y revisión de distintas publicaciones y trabajos dedicados a la implementación de modelos de baterías, entre los que se destacaron principalmente los modelos electroquímicos y los modelos basados en circuitos eléctricos equivalentes (ECM), optando por este último en base a su capacidad de caracterizar las propiedades físicas y químicas a partir de una serie de relaciones eléctricas. A través de la aplicación de un modelo ECM de segundo orden, se ha logrado representar las respuestas dinámicas de la celda con una complejidad computacional moderada. El proceso de identificación del modelo se realiza de forma experimental a partir de un ensayo HPPC, permitiendo establecer una dependencia entre los parámetros respecto al SoC, destacando la capacidad del modelo para capturar las condiciones dinámicas y estáticas de la batería en distintos grados de operación.

Posteriormente, con el modelo establecido y las relaciones matemáticas que describen el comportamiento de la batería, se empleó un enfoque de estimación del SoC basado en el algoritmo EKF. Se respalda experimentalmente la eficacia del modelo y de los algoritmos desarrollados mediante el ensayo HPPC y un ensayo dinámico, donde este último es usado además para comparar el desempeño del algoritmo con el estimador incorporado en un BMS comercial, identificando diferencias relevantes que subrayan la importancia de contar con estrategias de estimación calibradas y transparentes.

A través del ensayo HPPC, la respuesta del modelo presenta un error máximo de 0,061[V] respecto a la tensión real y una desviación máxima de 0,5 % respecto a la estimación base del SoC del método de integración de corriente. Para el ensayo dinámico los errores máximos son de 0,064[V] y de 4,5 % respectivamente y adicionalmente una diferencia de 6 % respecto a la estimación del BMS comercial es obtenida.

La estrategia es validada demostrando precisión y robustez frente a los distintos ensayos realizados junto a una capacidad de actuar ante desviaciones iniciales y condiciones dinámicas de operación. El EKF aplicado consigue corregir en 31 segundos desviaciones moderadas de 5 %, mientras que para errores iniciales de 30 %, los tiempos de convergencia pueden extenderse hasta los 209[s].

Se verificó que la combinación entre un modelo representativo y una adecuada configuración del filtro permite obtener estimaciones precisas del SoC incluso en presencia de incertidumbre en el estado inicial. De igual manera, se planteó la relevancia de contar con una dinámica activa —mediante las entradas de corriente—, permitiendo enriquecer la información otorgada al filtro para alcanzar la convergencia del estimador en todo el rango del SoC.

De forma paralela, se desarrolló una técnica de estimación del SoP, basada en un algoritmo de multi-restricciones, considerando las limitaciones impuestas por la tensión, la corriente admisible y el SoC. Este estimador fue evaluado bajo horizontes de predicción de 10, 30 y 50 minutos; demostrando su utilidad para anticipar la capacidad de respuesta de la batería ante demandas variables de potencia. La estrategia propuesta consigue adaptarse a contextos de operación diversos, identificando las condiciones críticas asociadas de cada celda, reforzando su aplicabilidad en escenarios de gestión energética.

En síntesis, este trabajo entrega una estrategia integral y validada para la estimación de los estados internos de baterías de ion-litio, sentando las bases para su implementación futura en sistemas embebidos y su eventual integración en plataformas completas de BMS. Como líneas futuras, se propone extender el modelo incorporando efectos de temperatura, evaluar el impacto del envejecimiento en la estimación de estados y explorar la aplicabilidad de la estrategia a otras químicas de baterías, permitiendo ampliar el alcance y la versatilidad del enfoque desarrollado.

Anexos

Especificaciones técnicas: Sonda de corriente AEMC SL261

AC/DC Current Probe Model SL261



Cat. #1201.51

10A, 100mV/A & 100A, 10mV/A, BNC

Portable 100A peak current probe with insulated BNC output cable for accurately measuring AC or DC current waveforms. Features proportional mV output for direct readings on oscilloscopes.

Cat.#1201.51

Clamping Diameter	0.46" (11.8mm)
Current Range	10AAC/DC & 100AAC/DC
Measurement Range	50mA to 10AAC/DC & 5A to 100AAC/DC
Lead Length	6.5 ft (1.9m)
Output Termination	BNC connector (adapter to proprietary connector available Cat. #2140.40 - sold separately)
Accuracy (Typical)	10A range: ±3%; 100A range: ±4%
Power Source	9V alkaline
Battery Life	55 hours (typical)
Compatibility	AEMC PowerPads and PELs (adapter to proprietary connector required, Cat. #2140.40)
Dimensions	9.09 x 1.42 x 2.64" (231 x 36 x 67mm)
Weight	11.6 oz (330g)
Operating Temperature	14° to +131°F (-10° to +55°C); 10 to 85% RH
Storage Temperature	-40° to +158°F (-40° to +70°C); 10 to 90% RH
Pollution Degree	2
Protection	IK 04, IP40 (jaws closed), IP30 (jaws open)





Especificaciones técnicas: Sonda de corriente AEMC SL261


DP-25 HIGH VOLTAGE DIFFERENTIAL PROBE

SPECIFICATIONS

- (1) Bandwidth: DC - to 25 MHz (-3 dB)
- (2) Attenuation: X20, X50, or X200
- (3) Accuracy: $\pm 2\%$
- (4) Voltage Input Ranges (DC + AC peak to peak)
 - ≤ 140 Vp-p for X20, (i.e about 48 V RMS or DC)
 - ≤ 350 Vp-p for X50, (i.e about 120 V RMS or DC)
 - ≤ 1400 Vp-p for X200, (i.e about 480 V RMS or DC)
- (5) Permitted Max Input Voltage
 - Max differential voltage:
400 V (DC + AC peak to peak) or 480 V RMS
 - Max voltage between each input terminal and ground:
240 V RMS
- (6) Input Impedance:
 - Differential: $4\text{ M}\Omega / 1.2\text{ pF}$
 - Between terminals and ground: $2\text{ M}\Omega / 2.3\text{ pF}$
- (7) Output: $\leq \pm 7.0\text{ V}$
- (8) Output Impedance: $50\ \Omega$
- (9) Rise Time: 14 ns
- (10) Rejection Rate on Common Mode:
 - 60 Hz: $> 80\text{ dB}$; 100 Hz: $> 60\text{ dB}$; 1 MHz: $> 50\text{ dB}$
- (11) Power Supply: Only External 9 V DC power supply .
- (12) Consumption: $< 300\text{ mA max}$


Bibliografía

- [1] Intergovernmental Panel on Climate Change. «Climate Change 2022 – Impacts, Adaptation and Vulnerability». En: Cambridge University Press, jun. de 2023, págs. 3-34. DOI: 10.1017/9781009325844.001. (link )
- [2] Huáscar Eguino, Marcio Alvarenga y Luis E Gonzales. *Situación de las políticas fiscales para la acción climática: relevamiento de línea de base 2023 para América Latina y el Caribe*. 2024. (link )
- [3] Plataforma de Electromovilidad - Ministerio de Energía. *ELECTRIC VEHICLE INITIATIVE - IEA*. (link ) (accedido: 04.12.2024).
- [4] Ministerio de Energía. *La meta es que en 2035 todos los vehículos a la venta sean eléctricos*. (link ) (accedido: 04.12.2024).
- [5] Mohammed Amer et al. *Electric vehicles: Battery technologies, charging standards, AI communications, challenges, and future directions*. Oct. de 2024. DOI: 10.1016/j.ecmx.2024.100751.
- [6] Slobodan Petrovic. *Battery Technology Crash Course*. 2021.
- [7] Rui Xiong. *Battery Management Algorithm for Electric Vehicles*. Springer, 2019.
- [8] Dezhi Li et al. *Temperature prediction of lithium-ion batteries based on electrochemical impedance spectrum: A review*. Jun. de 2022. DOI: 10.1002/er.7905.
- [9] Gaizka Saldana et al. «Empirical Electrical and Degradation Model for Electric Vehicle Batteries». En: *IEEE Access* 8 (2020), págs. 155576-155589. ISSN: 21693536. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3019477.
- [10] L. Barote y C. Marinescu. «Reserved memory for Li-ion battery SOC estimation method in applications with EV». En: *2021 International Aegean Conference on Electrical Machines and Power Electronics, ACEMP 2021 and 2021 International Conference on Optimization of Electrical and Electronic Equipment, OPTIM 2021*. Institute of Electrical y Electronics Engineers Inc., sep. de 2021, págs. 22-27. ISBN: 9781665402989. DOI: 10.1109/OPTIM-ACEMP50812.2021.9590063.
- [11] Hongwen He, Rui Xiong y Hongqiang Guo. «Online estimation of model parameters and state-of-charge of LiFePO4 batteries in electric vehicles». En: *Applied Energy* 89 (1 2012), págs. 413-420. ISSN: 03062619. DOI: 10.1016/j.apenergy.2011.08.005.
- [12] Yong Luo et al. «Study on a High-Accuracy Real-Time Algorithm to Estimate SOC of Multiple Battery Cells Simultaneously». En: *Journal of Control Science and Engineering* 2017 (2017). ISSN: 16875257. DOI: 10.1155/2017/5390149.

- [13] Prashant Shrivastava et al. *Overview of model-based online state-of-charge estimation using Kalman filter family for lithium-ion batteries*. Oct. de 2019. DOI: 10.1016/j.rser.2019.06.040.
- [14] Ruohan Guo y Weixiang Shen. «Recent advancements in battery state of power estimation technology: A comprehensive overview and error source analysis». En: *Journal of Energy Storage* 103 (dic. de 2024), pág. 114294. ISSN: 2352152X. DOI: 10.1016/j.est.2024.114294. (link )
- [15] Masood Ul Hassan et al. *A comprehensive review of battery state of charge estimation techniques*. Dic. de 2022. DOI: 10.1016/j.seta.2022.102801.
- [16] Michael A. Roscher y Dirk Uwe Sauer. «Dynamic electric behavior and open-circuit-voltage modeling of LiFePO₄-based lithium ion secondary batteries». En: *Journal of Power Sources* 196 (1 ene. de 2011), págs. 331-336. ISSN: 03787753. DOI: 10.1016/j.jpowsour.2010.06.098.
- [17] D. Apostolou y G. Xydis. *A literature review on hydrogen refuelling stations and infrastructure. Current status and future prospects*. Oct. de 2019. DOI: 10.1016/j.rser.2019.109292.
- [18] Julio A. Sanguesa et al. *A review on electric vehicles: Technologies and challenges*. Mar. de 2021. DOI: 10.3390/smartcities4010022.
- [19] Yang Song y Xianbiao Hu. «Learning electric vehicle driver range anxiety with an initial state of charge-oriented gradient boosting approach». En: *Journal of Intelligent Transportation Systems: Technology, Planning, and Operations* 27 (2 2023), págs. 238-256. ISSN: 15472442. DOI: 10.1080/15472450.2021.2010053.
- [20] D Berjoza e I Jurgena. *Effects of change in the weight of electric vehicles on their performance characteristics*. 2017.
- [21] Wei Liu, Tobias Placke y K. T. Chau. *Overview of batteries and battery management for electric vehicles*. Nov. de 2022. DOI: 10.1016/j.egy.2022.03.016.
- [22] M M Mostafa Almadani et al. «Comparison of Battery Chemistries for Electric Vehicle Applications». En: IEOM Society International, jul. de 2024. DOI: 10.46254/af05.20240159.
- [23] Sucharita Barik y B. Saravanan. *Recent developments and challenges in state-of-charge estimation techniques for electric vehicle batteries: A review*. Oct. de 2024. DOI: 10.1016/j.est.2024.113623.
- [24] Mohammad Alkhedher et al. *Electrochemical and thermal modeling of lithium-ion batteries: A review of coupled approaches for improved thermal performance and safety lithium-ion batteries*. Mayo de 2024. DOI: 10.1016/j.est.2024.111172.
- [25] Xuebing Han et al. «Simplification of physics-based electrochemical model for lithium ion battery on electric vehicle. Part II: Pseudo-two-dimensional model simplification and state of charge estimation». En: *Journal of Power Sources* 278 (mar. de 2015), págs. 814-825. ISSN: 03787753. DOI: 10.1016/j.jpowsour.2014.08.089.

- [26] Changfu Zou, Chris Manzie y Dragan Netic. «A Framework for Simplification of PDE-Based Lithium-Ion Battery Models». En: *IEEE Transactions on Control Systems Technology* 24 (5 sep. de 2016), págs. 1594-1609. ISSN: 10636536. DOI: 10.1109/TCST.2015.2502899.
- [27] María Teresa, Rodríguez Sánchez y Luis Sanz. *DEDUCCIÓN DE UN MODELO ELECTROQUÍMICO PARA BATERÍAS DE ION-LITIO Y ESTUDIO COMPARATIVO DE HERRAMIENTAS PARA SU RESOLUCIÓN*. 2023.
- [28] L. Xia et al. «A Computationally Efficient Implementation of an Electrochemistry-Based Model for Lithium-Ion Batteries». En: *IFAC-PapersOnLine*. Vol. 50. Elsevier B.V., jul. de 2017, págs. 2169-2174. DOI: 10.1016/j.ifacol.2017.08.276.
- [29] Yan ju Ji, Shi lin Qiu y Gang Li. «Simulation of second-order RC equivalent circuit model of lithium battery based on variable resistance and capacitance». En: *Journal of Central South University* 27 (9 sep. de 2020), págs. 2606-2613. ISSN: 22275223. DOI: 10.1007/s11771-020-4485-9.
- [30] Haque MD Amdadul y Wang Shunli. *High-order electrical equivalent circuit modeling with improved extended Kalman filtering algorithm for an accurate lithium-ion battery state prediction*. Mayo de 2021.
- [31] Robyn Jackey et al. *Battery Model Parameter Estimation Using a Layered Technique: An Example Using a Lithium Iron Phosphate Cell*. 2013.
- [32] Antonio José Torregrosa et al. «A generalized equivalent circuit model for lithium-iron phosphate batteries». En: *Energy* 284 (dic. de 2023). ISSN: 03605442. DOI: 10.1016/j.energy.2023.129316.
- [33] Yin Jin et al. «Modeling and Simulation of Lithium-ion Battery Considering the Effect of Charge-Discharge State». En: *Journal of Physics: Conference Series*. Vol. 1907. IOP Publishing Ltd, mayo de 2021. DOI: 10.1088/1742-6596/1907/1/012003.
- [34] Sergio J. Navas et al. «Modelling Li-ion batteries using equivalent circuits for renewable energy applications». En: *Energy Reports* 9 (dic. de 2023), págs. 4456-4465. ISSN: 23524847. DOI: 10.1016/j.egyrs.2023.03.103.
- [35] Manh Kien Tran et al. «A comprehensive equivalent circuit model for lithium-ion batteries, incorporating the effects of state of health, state of charge, and temperature on model parameters». En: *Journal of Energy Storage* 43 (nov. de 2021). ISSN: 2352152X. DOI: 10.1016/j.est.2021.103252.
- [36] Low Wen Yao et al. «Modeling of lithium-ion battery using MATLAB/simulink». En: *IECON Proceedings (Industrial Electronics Conference)*. 2013. DOI: 10.1109/IECON.2013.6699393.
- [37] Rui Xiong et al. «State-of-charge estimation for onboard LiFePO₄ batteries with adaptive state update in specific open-circuit-voltage ranges». En: *Applied Energy* 349 (nov. de 2023). ISSN: 03062619. DOI: 10.1016/j.apenergy.2023.121581.
- [38] Osman Demirci et al. *Review of battery state estimation methods for electric vehicles - Part I: SOC estimation*. Mayo de 2024. DOI: 10.1016/j.est.2024.111435.

- [39] Marian Patrik Felder y Jürgen Götze. «State of charge classification for lithium-ion batteries using impedance based features». En: *Advances in Radio Science* 15 (sep. de 2017), págs. 93-97. ISSN: 16849973. DOI: 10.5194/ars-15-93-2017.
- [40] Yanhui Zhang et al. «A novel model of the initial state of charge estimation for LiFePO₄ batteries». En: *Journal of Power Sources* 248 (2014), págs. 1028-1033. ISSN: 03787753. DOI: 10.1016/j.jpowsour.2013.09.135.
- [41] T Stockley et al. *Advanced EIS Techniques for Performance Evaluation of Li-ion Cells*. The International Federation of Automatic Control, 2024. ISBN: 9783902823625.
- [42] Hidde De Vries y Maarten Appelman. *Portable State of Power Determination of Li-ion Battery Cells*. 2023.
- [43] Jiamiao Xie et al. «State of charge estimation of lithium-ion battery based on extended Kalman filter algorithm». En: *Frontiers in Energy Research* 11 (2023). ISSN: 2296598X. DOI: 10.3389/fenrg.2023.1180881.
- [44] Islam Md Monirul, Li Qiu y Rukhsana Ruby. «Accurate SOC estimation of ternary lithium-ion batteries by HPPC test-based extended Kalman filter». En: *Journal of Energy Storage* 92 (jul. de 2024). ISSN: 2352152X. DOI: 10.1016/j.est.2024.112304.
- [45] Xin Li et al. «A study of adaptive extended Kalman filter with different sliding window lengths for lithium-ion battery state-of-charge estimation». En: *Journal of Energy Storage* 118 (mayo de 2025). ISSN: 2352152X. DOI: 10.1016/j.est.2025.116276.
- [46] Victor Pizarro-Carmona et al. «GA-based approach to optimize an equivalent electric circuit model of a Li-ion battery-pack». En: *Expert Systems with Applications* 172 (jun. de 2021). ISSN: 09574174. DOI: 10.1016/j.eswa.2021.114647.
- [47] Ephrem Chemali et al. «Long Short-Term Memory Networks for Accurate State-of-Charge Estimation of Li-ion Batteries». En: *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 65 (8 ago. de 2018), págs. 6730-6739. ISSN: 02780046. DOI: 10.1109/TIE.2017.2787586.
- [48] Fangfang Yang et al. «State-of-Charge Estimation of Lithium-Ion Batteries via Long Short-Term Memory Network». En: *IEEE Access* 7 (2019), págs. 53792-53799. ISSN: 21693536. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2912803.
- [49] Hanmin Sheng y Jian Xiao. «Electric vehicle state of charge estimation: Nonlinear correlation and fuzzy support vector machine». En: *Journal of Power Sources* 281 (mayo de 2015), págs. 131-137. ISSN: 03787753. DOI: 10.1016/j.jpowsour.2015.01.145.
- [50] Yanwen Li, Chao Wang y Jinfeng Gong. «A combination Kalman filter approach for State of Charge estimation of lithium-ion battery considering model uncertainty». En: *Energy* 109 (ago. de 2016), págs. 933-946. ISSN: 03605442. DOI: 10.1016/j.energy.2016.05.047.
- [51] Arunesh Kumar Singh et al. *Applications of artificial intelligence and cell balancing techniques for battery management system (BMS) in electric vehicles: A comprehensive review*. Nov. de 2024. DOI: 10.1016/j.psep.2024.09.105.
- [52] Muyao Wu, Linlin Qin y Gang Wu. «State of power estimation of power lithium-ion battery based on an equivalent circuit model». En: *Journal of Energy Storage* 51 (jul. de 2022). ISSN: 2352152X. DOI: 10.1016/j.est.2022.104538.

- [53] Ruohan Guo y Weixiang Shen. «An enhanced multi-constraint state of power estimation algorithm for lithium-ion batteries in electric vehicles». En: *Journal of Energy Storage* 50 (jun. de 2022). ISSN: 2352152X. DOI: 10.1016/j.est.2022.104628.
- [54] Ruohan Guo, Cungang Hu y Weixiang Shen. *Battery Peak Power Assessment under Various Operational Scenarios: A Comparative Study*. Mar. de 2024. DOI: 10.36227/techrxiv.171043252.26011548/v1. (link .
- [55] Gary Hunt. *PNGV Battery Test Manual*. Idaho National Engineering y Environmental Laboratory, 2001.
- [56] Gary Hunt. *Electric Vehicle Battery Test Procedures Manual*. 1996.
- [57] BSI Standards Publication. *IEC 62660-1: Secondary lithium-ion cells for the propulsion of electric road vehicles*. 2019. ISBN: 9780539072181.
- [58] Tadeusz Białoń et al. «HPPC Test Methodology Using LFP Battery Cell Identification Tests as an Example». En: *Energies* 16 (17 sep. de 2023). ISSN: 19961073. DOI: 10.3390/en16176239.
- [59] Simin Peng et al. «State of power prediction joint fisher optimal segmentation and PO-BP neural network for a parallel battery pack considering cell inconsistency». En: *Applied Energy* 381 (mar. de 2025). ISSN: 03062619. DOI: 10.1016/j.apenergy.2024.125130.